

Prediksi Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Support Vector Regression dengan Optimasi Particle Swarm Optimization

Arif Siswandi*, Arif Susilo, Rizki Muhammad Mukti

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pelita Bangsa, Bekasi
Ruko Bekasi Mas, Jl. Ahmad Yani, Marga Jaya, Kec. Bekasi Sel., Kota Bks, Jawa Barat, Indonesia
Email: ^{1,*}arif.siswandi@pelitabangsa.ac.id, ²arif.susilo@pelitabangsa.ac.id, ³rizkimm@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: arif.siswandi@pelitabangsa.ac.id

Submitted: 30/06/2026; Accepted: 24/07/2026; Published: 24/07/2026

Abstrak—Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan pembangunan suatu wilayah dan menjadi dasar dalam perumusan kebijakan pembangunan. Prediksi IPM yang akurat diperlukan agar pemerintah dapat menyusun strategi pembangunan yang lebih efektif dan tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi IPM menggunakan Support Vector Regression (SVR) yang dioptimasi dengan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk meningkatkan akurasi prediksi. Dataset diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia yang mencakup 38 provinsi selama periode 2015–2025 dengan total 421 observasi. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, normalisasi menggunakan Min-Max Scaling, pembagian data training dan testing dengan rasio 80:20, pembentukan model SVR, optimasi parameter menggunakan PSO, serta evaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVR menghasilkan MAE sebesar 0,069187, RMSE sebesar 0,093548, dan R^2 sebesar 0,492454. Setelah dioptimasi menggunakan PSO, performa model meningkat dengan MAE sebesar 0,060864, RMSE sebesar 0,084224, dan R^2 sebesar 0,588583. Hasil tersebut menunjukkan bahwa optimasi PSO mampu meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan SVR tanpa optimasi. Kontribusi penelitian ini adalah menunjukkan efektivitas integrasi SVR dan PSO dalam menghasilkan model prediksi IPM yang lebih akurat pada data lintas provinsi Indonesia serta menyediakan pendekatan prediksi berbasis machine learning yang dapat mendukung pengambilan keputusan dan perencanaan pembangunan manusia secara lebih berbasis data.

Kata Kunci: Indeks Pembangunan Manusia; Support Vector Regression; Particle Swarm Optimization; Prediksi; Machine Learning

Abstract—The Human Development Index (HDI) is a key indicator for measuring regional development performance and serves as an essential reference for evidence-based policy formulation. Accurate HDI prediction is crucial to support effective development planning and decision-making. This study aims to develop an HDI prediction model using Support Vector Regression (SVR) optimized with Particle Swarm Optimization (PSO) to improve prediction accuracy. The dataset was obtained from Statistics Indonesia (BPS), covering 38 provinces during the 2015–2025 period with a total of 421 observations. The research process consisted of data preprocessing, Min-Max Scaling normalization, an 80:20 train-test split, SVR model development, parameter optimization using PSO, and performance evaluation based on Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and the coefficient of determination (R^2). The results show that the baseline SVR model achieved an MAE of 0.069187, RMSE of 0.093548, and R^2 of 0.492454. After PSO optimization, the model performance improved, achieving an MAE of 0.060864, RMSE of 0.084224, and R^2 of 0.588583. These findings demonstrate that PSO effectively enhances the predictive performance of SVR by identifying optimal parameter combinations. The main contribution of this study is the development and validation of an optimized SVR-PSO framework for HDI prediction using multi-provincial socioeconomic data in Indonesia, providing a more accurate machine learning-based approach to support data-driven human development planning and policy formulation.

Keywords: Human Development Index; Support Vector Regression; Particle Swarm Optimization; Prediction; Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) [1] merupakan salah satu indikator penting yang digunakan untuk mengukur keberhasilan pembangunan suatu wilayah [2] berdasarkan tiga dimensi dasar, yaitu kesehatan, pendidikan, dan standar hidup layak [3]. IPM menjadi acuan pemerintah dalam mengevaluasi kualitas hidup masyarakat sekaligus menentukan arah kebijakan pembangunan yang berkelanjutan [4]. Di Indonesia, peningkatan IPM [5] menjadi salah satu target utama pembangunan nasional karena mencerminkan tingkat kesejahteraan masyarakat secara komprehensif [6], [7]. Namun demikian, perkembangan IPM [8] di berbagai daerah menunjukkan dinamika yang berbeda-beda akibat pengaruh berbagai faktor sosial, ekonomi, dan demografi [9]. Perubahan nilai IPM yang tidak selalu stabil menyebabkan pemerintah memerlukan alat analisis yang mampu memprediksi perkembangan IPM secara akurat untuk mendukung proses perencanaan pembangunan di masa mendatang [10].

Permasalahan dalam perencanaan pembangunan adalah sulitnya memprediksi nilai IPM secara akurat berdasarkan data historis dan faktor-faktor yang memengaruhinya. Ketidaktepatan prediksi dapat berdampak pada penyusunan program dan kebijakan pembangunan. Selain itu, hubungan antarvariabel IPM cenderung kompleks dan nonlinier sehingga diperlukan metode yang mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat, salah satunya melalui pendekatan machine learning. [11], khususnya Support Vector Regression (SVR) [12][13], yang dikenal memiliki kemampuan baik dalam memodelkan hubungan nonlinier pada data dengan jumlah sampel yang relatif terbatas. Support Vector Regression [14] merupakan pengembangan dari Support Vector Machine (SVM) [15], [16], [17] yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan regresi. Metode ini bekerja dengan mencari fungsi

regresi optimal yang mampu meminimalkan kesalahan prediksi dan memaksimalkan kemampuan generalisasi model. Meskipun memiliki performa yang baik, akurasi SVR sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter seperti cost (C), epsilon (ϵ), dan gamma (γ). Penentuan parameter yang kurang optimal dapat menyebabkan model mengalami overfitting maupun underfitting sehingga menurunkan kualitas prediksi. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan metode optimasi yang mampu mencari kombinasi parameter terbaik secara otomatis. Salah satu algoritma optimasi yang banyak digunakan adalah Particle Swarm Optimization (PSO) [18], yaitu algoritma berbasis kecerdasan kolektif yang meniru perilaku kawanan burung atau ikan dalam mencari solusi terbaik pada ruang pencarian.

Penelitian mengenai prediksi menggunakan Support Vector Regression telah banyak dilakukan dalam berbagai bidang. Wei J et al. (2023) [12] menunjukkan bahwa SVR mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan regresi linier dalam memprediksi indikator ekonomi regional. Namun, penelitian tersebut masih menggunakan parameter SVR yang ditentukan secara manual sehingga berpotensi menghasilkan model yang belum optimal. Selanjutnya, Sun Y et al. (2021) [19] menerapkan kombinasi SVR dan algoritma optimasi Grid Search untuk prediksi data time series. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan akurasi model, tetapi proses pencarian parameter membutuhkan waktu komputasi yang relatif tinggi terutama pada data berdimensi besar. Angela F (2024) [20] menggunakan Support Vector Regression (SVR) dan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk memprediksi penjualan produk pakaian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi PSO menghasilkan nilai MAPE sebesar 8,98%, sehingga meningkatkan akurasi prediksi. Model SVR-PSO dapat mendukung pengelolaan persediaan dan perencanaan strategi bisnis yang lebih efektif. Rahman M et al. (2021) [21] menggunakan Artificial Neural Network (ANN) yang dioptimalkan dengan metode Taguchi untuk klasifikasi kanker payudara. Hasilnya, model dengan 15 neuron pada hidden layer mencapai akurasi sebesar 98,8%. Model tersebut terbukti lebih unggul dibandingkan beberapa metode klasifikasi lainnya. Atmojo F et al. (2024) [22] menunjukkan bahwa Support Vector Machine (SVM) menghasilkan akurasi prediksi IPM yang lebih baik dibandingkan KNN, Random Forest, dan AdaBoost. Akan tetapi, penelitian tersebut masih menggunakan indikator yang terbatas dan belum menerapkan optimasi parameter. Oleh karena itu, masih terdapat peluang untuk meningkatkan akurasi prediksi menggunakan metode Particle Swarm Optimization (PSO).

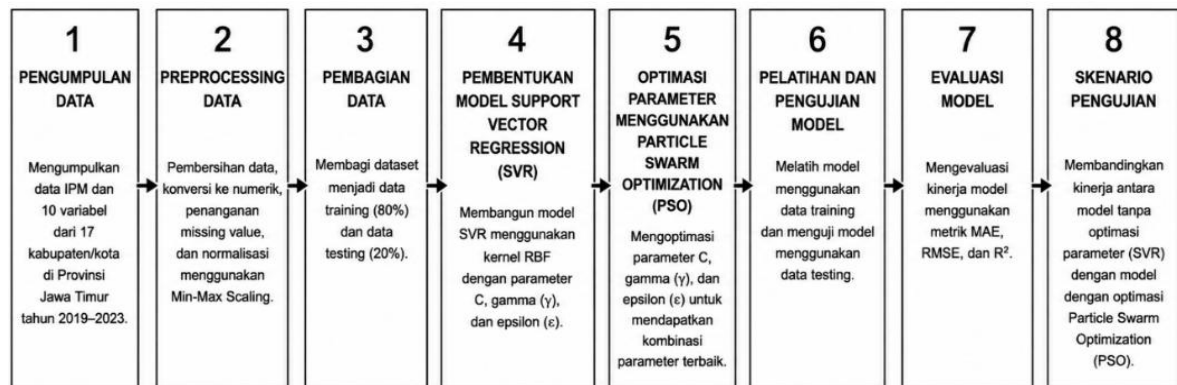
Berdasarkan penelitian terdahulu, masih terdapat beberapa kesenjangan penelitian. Sebagian besar penelitian prediksi IPM menggunakan metode machine learning tanpa optimasi parameter yang memadai. Selain itu, kombinasi Support Vector Regression (SVR) dan Particle Swarm Optimization (PSO) masih jarang diterapkan pada prediksi IPM, serta penelitian sebelumnya lebih banyak berfokus pada perbandingan algoritma dibandingkan pengaruh optimasi parameter terhadap akurasi prediksi. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan SVR yang dioptimalkan menggunakan PSO untuk memperoleh parameter terbaik dan meningkatkan akurasi prediksi IPM.

Penelitian ini menggunakan data IPM dan variabel-variabel yang memengaruhinya pada 38 provinsi di Indonesia selama periode 2015–2025. SVR digunakan sebagai metode prediksi, sedangkan PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter model. Kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Tujuan penelitian ini adalah membangun model prediksi IPM yang akurat serta menganalisis efektivitas PSO dalam meningkatkan performa SVR.

Penelitian ini menggunakan data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan variabel-variabel yang memengaruhinya pada 38 provinsi di Indonesia selama periode 2015–2025. Support Vector Regression (SVR) digunakan sebagai metode prediksi, sedangkan Particle Swarm Optimization (PSO) digunakan untuk mengoptimalkan parameter model. Kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi IPM yang lebih akurat serta menganalisis efektivitas optimasi PSO dalam meningkatkan performa SVR. Kontribusi penelitian ini meliputi: (1) pengembangan model prediksi IPM berbasis integrasi SVR dan PSO untuk memperoleh parameter model yang optimal, (2) evaluasi komprehensif terhadap pengaruh optimasi PSO melalui perbandingan kinerja model SVR sebelum dan sesudah optimasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan R^2 , serta (3) penyediaan pendekatan prediksi berbasis machine learning yang dapat digunakan sebagai referensi dalam analisis pembangunan manusia berbasis data pada tingkat provinsi di Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan machine learning untuk memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dengan metode Support Vector Regression (SVR) yang dioptimalkan menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing data yang mencakup pembersihan, normalisasi, dan pembagian data menjadi data training dan testing, pembentukan model SVR, optimasi parameter SVR menggunakan PSO, pelatihan dan pengujian model, evaluasi kinerja menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2), serta perbandingan hasil antara model SVR dan SVR-PSO untuk menganalisis pengaruh optimasi terhadap akurasi prediksi.


Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan data sekunder yang berkaitan dengan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan faktor-faktor yang memengaruhinya. Data diperoleh dari sumber resmi pemerintah yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) dalam periode 2015–2025. Dataset yang digunakan terdiri atas 421 data observasi dengan unit analisis provinsi di Indonesia.

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas satu variabel dependen yaitu Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan sepuluh variabel independen yang mencerminkan aspek ketenagakerjaan, pendidikan, ekonomi, dan kependudukan. Variabel penelitian yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
X1	Tingkat Pengangguran Terbuka (%)
X2	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (%)
X3	Rata-Rata Lama Sekolah
X4	Pertumbuhan Ekonomi (%)
X5	Jumlah Penduduk (ribu)
X6	Upah Minimum (Rupiah)
X7	Produk Domestik Regional Bruto per Kapita (ribu)
X8	Laju Pertumbuhan PDB Sektor Industri Manufaktur
X9	Tingkat Kemiskinan
X10	Laju Pertumbuhan Penduduk (per Tahun)
Y	Indeks Pembangunan Manusia (IPM)

Berdasarkan Tabel 1, seluruh variabel independen digunakan sebagai masukan (input) dalam model Support Vector Regression (SVR), sedangkan variabel IPM digunakan sebagai keluaran (output) yang akan diprediksi. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya digunakan pada tahap preprocessing untuk mempersiapkan data sebelum proses pemodelan.

2.2 Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Tahap ini meliputi pembersihan data, konversi data ke format numerik, penanganan missing value, normalisasi data menggunakan Min-Max Scaling, serta pembagian data menjadi data training dan testing. Tahapan preprocessing bertujuan untuk menghasilkan data yang bersih dan terstruktur sehingga dapat meningkatkan kinerja model prediksi.

Tabel 2. Tahapan Preprocessing Data

Tahapan	Deskripsi
Data Cleaning	Membersihkan data dari karakter yang tidak diperlukan
Konversi Data	Mengubah data menjadi format numerik
Penanganan Missing Value	Mengisi data yang hilang menggunakan nilai rata-rata
Normalisasi Data	Menyamakan skala data menggunakan Min-Max Scaling
Pembentukan Dataset	Menentukan variabel X dan Y
Pembagian Data	Membagi data menjadi training dan testing

Berdasarkan Tabel 2, preprocessing dilakukan untuk memastikan seluruh data siap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model Support Vector Regression (SVR) berbasis Particle Swarm Optimization (PSO).

2.3 Pembagian Data

Pembagian data dilakukan untuk memisahkan dataset menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model Support Vector Regression (SVR), sedangkan data testing digunakan untuk menguji kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

Tabel 3. Pembagian Dataset

Dataset	Persentase	Jumlah Data
Training	80%	336
Testing	20%	85
Total	100%	421

Berdasarkan Tabel 3, sebanyak 336 data digunakan sebagai data training dan 85 data digunakan sebagai data testing. Pembagian data ini bertujuan untuk memperoleh model yang mampu melakukan generalisasi dengan baik sehingga hasil prediksi yang dihasilkan lebih akurat.

2.4 Pembentukan Model Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) merupakan metode machine learning untuk menyelesaikan permasalahan regresi atau prediksi nilai kontinu. Pada penelitian ini, SVR digunakan untuk memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) berdasarkan sepuluh variabel independen. Model dibangun menggunakan data training yang telah melalui tahap preprocessing dan normalisasi dengan kernel **Radial Basis Function (RBF)**. Parameter utama yang digunakan meliputi **Cost (C)**, **Gamma (γ)**, dan **Epsilon (ϵ)** yang berperan dalam mengatur kompleksitas model dan tingkat toleransi kesalahan prediksi.

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad (1)$$

Dalam model Support Vector Regression (SVR), $f(x)$ merupakan fungsi prediksi yang digunakan untuk menghasilkan nilai keluaran berdasarkan input yang diberikan. w adalah vektor bobot yang menentukan kontribusi setiap fitur terhadap hasil prediksi, sedangkan $\phi(x)$ merupakan fungsi transformasi yang memetakan data input ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi. Adapun b merepresentasikan nilai bias dalam model.

Model SVR yang telah dibentuk kemudian digunakan untuk mempelajari pola hubungan antara variabel input dan nilai IPM. Hasil prediksi dari model selanjutnya dievaluasi menggunakan nilai MAE, RMSE, dan R^2 untuk mengukur tingkat akurasi model.

2.5 Optimasi Parameter Menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan algoritma optimasi berbasis populasi yang digunakan untuk mengoptimalkan parameter Support Vector Regression (SVR), yaitu Cost (C), Gamma (γ), dan Epsilon (ϵ), agar diperoleh kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi prediksi terbaik. Proses optimasi dilakukan melalui sejumlah partikel yang merepresentasikan kandidat solusi. Setiap partikel dievaluasi berdasarkan nilai fitness, kemudian posisi dan kecepatannya diperbarui menggunakan informasi personal best (pBest) dan global best (gBest) secara iteratif hingga diperoleh parameter yang optimal.

Persamaan kecepatan partikel:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pbest_i - x_i^t) + c_2r_2(gbest - x_i^t) \quad (2)$$

Persamaan posisi partikel:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

Melalui proses optimasi ini, PSO diharapkan mampu menemukan kombinasi parameter SVR yang optimal sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dibandingkan penggunaan parameter default.

2.6 Pelatihan dan Pengujian Model

Setelah pembagian data, model Support Vector Regression (SVR) dilatih menggunakan 336 data training yang telah melalui preprocessing dan normalisasi. Selanjutnya, model diuji menggunakan 85 data testing untuk mengevaluasi kemampuan prediksinya terhadap data yang belum pernah dipelajari. Proses pengujian dilakukan pada model SVR dan SVR yang dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO), kemudian hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual IPM menggunakan metrik evaluasi untuk menentukan model dengan performa terbaik.

2.7 Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2).

Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

Koefisien Determinasi (R^2)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

Interpretasi hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai MAE (Mean Absolute Error) dan RMSE (Root Mean Square Error) yang semakin kecil mencerminkan tingkat kesalahan prediksi yang semakin rendah, sehingga menunjukkan kinerja model yang lebih baik. Sementara itu, nilai R^2 (R-squared) yang semakin mendekati 1 menunjukkan kemampuan model yang semakin tinggi dalam menjelaskan variasi data Indeks Pembangunan Manusia (IPM).

2.8 Skenario Pengujian

Skenario pengujian dilakukan untuk membandingkan kinerja Support Vector Regression (SVR) sebelum dan sesudah optimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Pengujian menggunakan data testing yang sama agar hasil dapat dibandingkan secara objektif.

Model pertama adalah SVR dengan parameter default sebagai model dasar (baseline). Model kedua adalah SVR-PSO yang menggunakan parameter optimal hasil optimasi PSO. Kinerja kedua model kemudian dibandingkan berdasarkan hasil prediksi dan nilai evaluasi yang diperoleh.

Tabel 4. Skenario Pengujian

Model	Metode	Deskripsi
Model 1	SVR	Support Vector Regression dengan parameter default tanpa optimasi
Model 2	SVR-PSO	Support Vector Regression dengan optimasi parameter menggunakan Particle Swarm Optimization

Berdasarkan Tabel 4, kedua model dievaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Model dengan nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah serta nilai R^2 yang lebih tinggi akan dipilih sebagai model terbaik dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan melalui pembersihan data, konversi ke format numerik, penanganan missing value menggunakan metode mean, serta normalisasi menggunakan Min-Max Scaling. Hasil preprocessing menghasilkan seluruh variabel dalam tipe data float64 dengan rentang nilai 0–1, sehingga data siap digunakan pada proses pelatihan dan pengujian model.

Tabel 5. Hasil Preprocessing Data

Tahapan	Hasil
Data Cleaning	Karakter non-numerik berhasil dihapus
Konversi Data	Seluruh variabel numerik menjadi float64
Missing Value	Diisi menggunakan nilai rata-rata (mean)
Normalisasi	Menggunakan Min-Max Scaling
Dataset Akhir	421 data siap digunakan

Berdasarkan Tabel 5, seluruh tahapan preprocessing berhasil dilakukan sehingga dataset menjadi lebih bersih, lengkap, dan siap digunakan dalam proses pembentukan model SVR dan SVR-PSO.

3.2 Hasil Pembagian Data

Setelah preprocessing, dataset dibagi menjadi data training (80%) dan data testing (20%) menggunakan metode train-test split. Dari total 421 data, sebanyak 336 data digunakan untuk pelatihan model dan optimasi parameter menggunakan PSO, sedangkan 85 data digunakan untuk menguji performa model pada data yang belum pernah dipelajari.

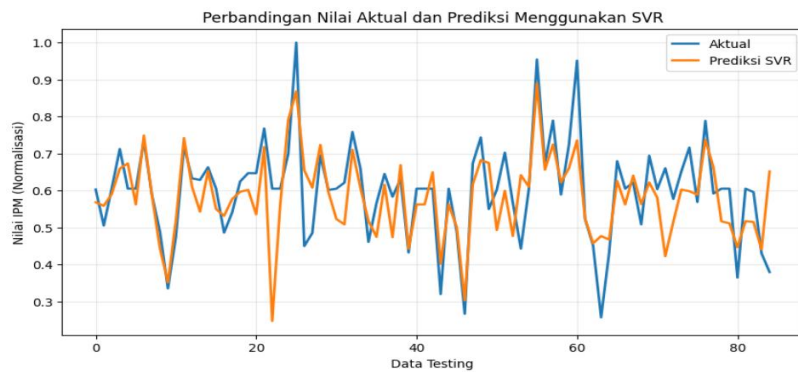
Tabel 6. Hasil Pembagian Data

Dataset	Persentase	Jumlah Data
Data Training	80%	336
Data Testing	20%	85
Total Data	100%	421

Berdasarkan Tabel 6, sebagian besar data digunakan sebagai data training untuk memastikan model memperoleh informasi yang cukup dalam mempelajari pola hubungan antara variabel independen dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Sementara itu, data testing digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam menghasilkan prediksi yang akurat terhadap data baru.

3.3 Hasil Pengujian Model Support Vector Regression (SVR)

Model Support Vector Regression (SVR) diuji menggunakan 85 data testing untuk mengetahui kemampuannya dalam memprediksi nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola perubahan IPM dengan cukup baik, yang ditunjukkan oleh kedekatan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Secara umum, SVR berhasil menangkap hubungan antara variabel input dan nilai IPM.



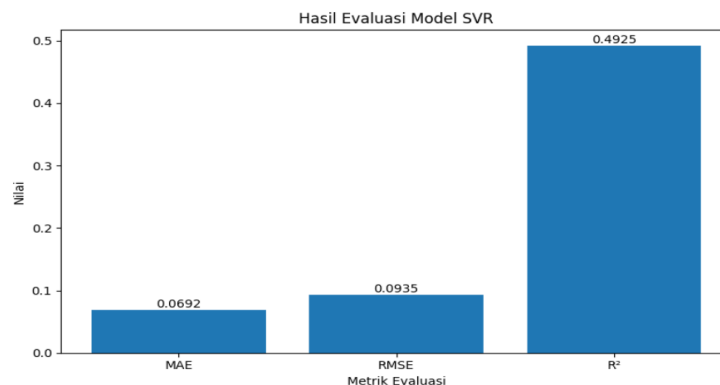
Gambar 2. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi Menggunakan SVR

Berdasarkan Gambar 2, kurva hasil prediksi SVR memiliki pola yang relatif mengikuti kurva nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model telah mampu mempelajari karakteristik data dan menghasilkan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya. Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Hasil evaluasi model SVR disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model SVR

Metrik	Nilai
MAE	0,069187
RMSE	0,093548
R^2	0,492454

Berdasarkan Tabel 7, model SVR menghasilkan nilai MAE sebesar 0,069187 dan RMSE sebesar 0,093548. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi yang dihasilkan model relatif kecil. Selain itu, nilai R^2 sebesar 0,492454 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 49,25% variasi data IPM. Hasil ini menunjukkan bahwa SVR dapat digunakan untuk memprediksi IPM, meskipun masih terdapat peluang peningkatan performa melalui proses optimasi parameter.



Gambar 3. Hasil Evaluasi Model SVR

Berdasarkan Gambar 3, nilai MAE dan RMSE yang relatif rendah serta nilai R^2 sebesar 0,492454 menunjukkan bahwa model SVR memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik dan dapat digunakan sebagai model dasar (baseline) sebelum dilakukan optimasi menggunakan PSO.

3.4 Hasil Optimasi Parameter Menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO)

Optimasi parameter dilakukan menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik pada model Support Vector Regression (SVR). Parameter yang dioptimasi meliputi Cost (C), Gamma (γ), dan Epsilon (ϵ). Proses optimasi dilakukan dengan tujuan meminimalkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sehingga model mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Pada proses optimasi, setiap partikel merepresentasikan kombinasi parameter SVR yang berbeda. Selanjutnya, partikel dievaluasi berdasarkan nilai fitness yang dihitung menggunakan RMSE. Melalui proses iterasi, PSO memperbarui posisi partikel hingga diperoleh solusi terbaik (global best) yang menghasilkan nilai kesalahan prediksi minimum. Hasil optimasi parameter menggunakan PSO ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Optimasi Parameter SVR Menggunakan PSO

Parameter	Nilai Optimal
Cost (C)	34,1144
Gamma (γ)	0,0556
Epsilon (ϵ)	0,0972
Best RMSE	0,0842

Berdasarkan Tabel 8, PSO berhasil menemukan kombinasi parameter optimal dengan nilai Cost sebesar 34,1144, Gamma sebesar 0,0556, dan Epsilon sebesar 0,0972. Kombinasi parameter tersebut menghasilkan nilai RMSE terbaik sebesar 0,0842. Nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan bahwa parameter hasil optimasi mampu meningkatkan kemampuan model dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Parameter optimal yang diperoleh selanjutnya digunakan pada tahap pengujian model SVR-PSO untuk mengetahui peningkatan performa dibandingkan model SVR tanpa optimasi. Nilai RMSE terbaik sebesar 0,0842 yang diperoleh PSO lebih rendah dibandingkan RMSE model SVR sebelum optimasi. Hal ini menunjukkan bahwa PSO berhasil menemukan kombinasi parameter yang mampu meningkatkan kualitas prediksi model.

3.5 Hasil Pengujian Model SVR-PSO

Setelah diperoleh parameter optimal menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO), tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian model Support Vector Regression berbasis PSO (SVR-PSO) menggunakan data testing. Pengujian dilakukan untuk mengetahui kemampuan model yang telah dioptimasi dalam memprediksi nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Model SVR-PSO dibangun menggunakan parameter optimal hasil optimasi, yaitu Cost (C) sebesar 34,1144, Gamma (γ) sebesar 0,0556, dan Epsilon (ϵ) sebesar 0,0972. Penggunaan parameter tersebut bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari hubungan antara variabel independen dan nilai IPM sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Tabel 9. Hasil Evaluasi Model SVR-PSO

Metrik	Nilai
MAE	0,060864
RMSE	0,084224
R^2	0,588583

Berdasarkan Tabel 9, model SVR-PSO menghasilkan nilai MAE sebesar 0,060864 dan RMSE sebesar 0,084224. Nilai tersebut lebih rendah dibandingkan model SVR tanpa optimasi. Selain itu, nilai R^2 sebesar 0,588583 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 58,86% variasi data IPM. Hasil ini menunjukkan bahwa optimasi parameter menggunakan PSO berhasil meningkatkan performa model dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia.

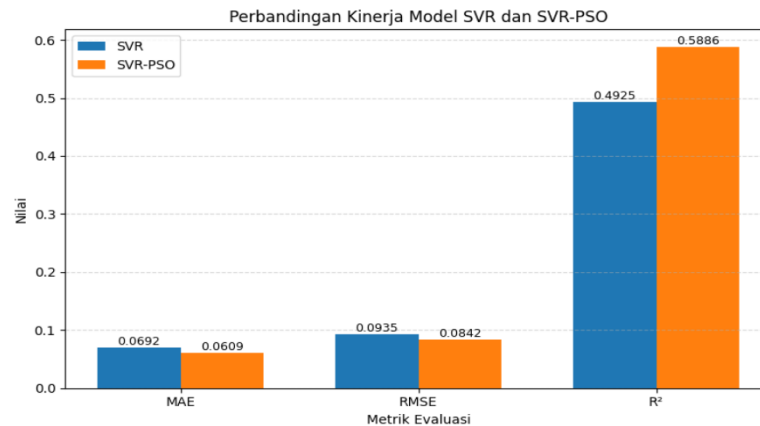
3.6 Perbandingan Kinerja Model SVR dan SVR-PSO

Perbandingan kinerja model dilakukan untuk mengetahui pengaruh optimasi Particle Swarm Optimization (PSO) terhadap performa Support Vector Regression (SVR) dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Evaluasi dilakukan menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2) pada data testing yang sama.

Tabel 10. Perbandingan Kinerja Model SVR dan SVR-PSO

Model	MAE	RMSE	R^2
SVR	0,069187	0,093548	0,492454
SVR-PSO	0,060864	0,084224	0,588583

Berdasarkan Tabel 10, model SVR-PSO menghasilkan nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah dibandingkan model SVR. Nilai MAE mengalami penurunan dari 0,069187 menjadi 0,060864, sedangkan nilai RMSE menurun dari 0,093548 menjadi 0,084224. Penurunan nilai kesalahan tersebut menunjukkan bahwa optimasi parameter menggunakan PSO mampu meningkatkan akurasi prediksi model. Selain itu, nilai R^2 meningkat dari 0,492454 pada model SVR menjadi 0,588583 pada model SVR-PSO. Peningkatan nilai R^2 menunjukkan bahwa model yang telah dioptimasi mampu menjelaskan variasi data IPM dengan lebih baik dibandingkan model tanpa optimasi. Dengan demikian, PSO terbukti efektif dalam menemukan kombinasi parameter optimal yang dapat meningkatkan performa Support Vector Regression.



Gambar 4. Perbandingan Kinerja Model SVR dan SVR-PSO

Berdasarkan hasil pengujian, model SVR-PSO menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan model SVR pada seluruh metrik evaluasi. Optimasi parameter menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) berhasil menurunkan nilai MAE dari 0,069187 menjadi 0,060864 atau sebesar 12,03%, serta menurunkan nilai RMSE dari 0,093548 menjadi 0,084224 atau sebesar 9,97%. Selain itu, nilai koefisien determinasi (R^2) meningkat dari 0,492454 menjadi 0,588583 atau sebesar 19,52%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa PSO mampu menemukan kombinasi parameter optimal yang meningkatkan kemampuan model SVR dalam mempelajari pola hubungan antara variabel independen dan nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Dengan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah dan kemampuan penjelasan model yang lebih tinggi, SVR-PSO terbukti lebih efektif dibandingkan SVR tanpa optimasi. Oleh karena itu, pendekatan SVR-PSO dapat dijadikan alternatif yang potensial untuk prediksi IPM berdasarkan indikator ketenagakerjaan, pendidikan, ekonomi, dan kependudukan.

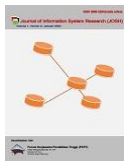
3.7 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi parameter menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) mampu meningkatkan kinerja Support Vector Regression (SVR) dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Hal ini ditunjukkan oleh penurunan nilai MAE dari 0,069187 menjadi 0,060864 dan RMSE dari 0,093548 menjadi 0,084224, disertai peningkatan nilai koefisien determinasi (R^2) dari 0,492454 menjadi 0,588583. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa PSO berhasil menemukan kombinasi parameter Cost (C), Gamma (γ), dan Epsilon (ϵ) yang lebih optimal dibandingkan parameter default sehingga kemampuan generalisasi model menjadi lebih baik.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Ren dan Bai yang menunjukkan bahwa optimasi berbasis PSO mampu meningkatkan performa Support Vector Machine melalui pencarian parameter yang lebih efektif dibandingkan penentuan manual [15]. Hasil penelitian ini juga mendukung penelitian Angela dan Sukmono, yang melaporkan bahwa kombinasi SVR dan PSO menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan SVR tanpa optimasi [20]. Dengan demikian, penelitian ini memperkuat bukti bahwa PSO merupakan metode optimasi yang efektif untuk meningkatkan kemampuan prediksi SVR pada data yang memiliki hubungan nonlinier. Selain meningkatkan akurasi, pendekatan SVR-PSO juga memberikan manfaat praktis dalam mendukung perencanaan pembangunan manusia. Model dengan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah memungkinkan pemerintah memperoleh estimasi IPM yang lebih akurat sehingga penyusunan kebijakan di bidang pendidikan, ketenagakerjaan, ekonomi, dan pengentasan kemiskinan dapat dilakukan secara lebih tepat sasaran. Oleh karena itu, pendekatan SVR-PSO berpotensi menjadi alternatif metode prediksi yang efektif untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data di bidang pembangunan manusia.

4 KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi parameter menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) efektif meningkatkan kinerja model Support Vector Regression (SVR) dalam memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Hal ini dibuktikan dengan penurunan nilai MAE dari 0,069187 menjadi 0,060864 dan RMSE dari



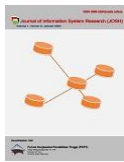
0,093548 menjadi 0,084224, serta peningkatan nilai R^2 dari 0,492454 menjadi 0,588583 dibandingkan model SVR tanpa optimasi. Dengan demikian, tujuan penelitian telah tercapai dan rumusan masalah mengenai efektivitas optimasi PSO dalam meningkatkan akurasi prediksi IPM telah terjawab. Temuan ini menunjukkan bahwa optimasi parameter berperan penting dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model sehingga pendekatan SVR-PSO layak digunakan sebagai alternatif prediksi IPM berbasis indikator ketenagakerjaan, pendidikan, ekonomi, dan kependudukan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel yang lebih beragam, menggunakan periode pengamatan yang lebih panjang, serta membandingkan PSO dengan metode optimasi lain, seperti Genetic Algorithm (GA) dan Grey Wolf Optimizer (GWO), guna memperoleh model prediksi yang semakin akurat dan robust.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Pelita Bangsa atas dukungan akademik yang diberikan selama pelaksanaan penelitian ini. Apresiasi juga disampaikan kepada Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM) Universitas Pelita Bangsa atas dukungan terhadap kegiatan penelitian dan publikasi ilmiah. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia sebagai penyedia data yang digunakan dalam penelitian ini..

REFERENCES

- [1] F. Y. Meilita and M. I. Hasmarini, “Analysis of Factors Affecting the Human Development Index (HDI) in 43 Sub-Saharan African Countries 2018-2022,” *Jurnal Ekonomi Balance*, vol. 20, no. 2, pp. 143–152, Dec. 2024, doi: 10.26618/jeb.v20i2.15474.
- [2] D. Azfirmawarman, L. Magriasti, and Y. Yulhendri, “Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia,” *Jurnal Pendidikan dan Konseling (JPDK)*, vol. 5, no. 5, pp. 117–125, Oct. 2023, doi: 10.31004/jpdk.v5i5.22864.
- [3] S. Silvia, S. Syahril, and M. Shifa, “Effect of Human Development Index (HDI) and Labor Force Participation Level (LFP) on Poverty in West Aceh District,” *Jurnal Ilmiah Teunuleh*, vol. 5, no. 4, pp. 175–186, Dec. 2024, doi: 10.51612/teunuleh.v5i4.150.
- [4] Mira Ulyati, Resti Isha Palupi, Muhammad Nur Fauzan, and Muhammad Kurniawan, “Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia(IPM) dan Pertumbuhan Usaha Kecil(Mikro) Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Papua Tahun 2014-2023,” *Jurnal Ekonomi, Akuntansi, dan Perpajakan*, vol. 1, no. 3, pp. 59–74, Jun. 2024, doi: 10.61132/jeap.v1i3.214.
- [5] M. Marizal and H. Atiqah, “Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia dengan Geographically Weighted Regression (GWR),” *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 8, no. 2, p. 133, Sep. 2022, doi: 10.24014/jsms.v8i2.17886.
- [6] D. Amelia, A. A. Zhafira, B. G. C. Ginzel, F. Y. Putra, and Y. S. Wibawa, “Analyzing the Influence of Gross Domestic Product on the Human Development Index Worldwide in 2021 Using a Nonparametric Regression Approach Based on Penalized Spline Estimator,” *International Journal of Computing Science and Applied Mathematics*, vol. 11, no. 2, pp. 68–75, Dec. 2025, doi: 10.12962/j24775401.ijcsam.v11i2.8851.
- [7] Muhammad Yusuf, Fitriyane Lihawa, and Dewi Wahyuni K. Baderan, “Kajian Indeks Pembangunan Manusia sebagai Indikator Pengukuran Kualitas Sumber Daya Manusia di Provinsi Gorontalo,” *JURNAL WILAYAH, KOTA DAN LINGKUNGAN BERKELANJUTAN*, vol. 3, no. 2, pp. 262–273, Dec. 2024, doi: 10.58169/jwikal.v3i2.653.
- [8] F. A. Nurfayza, K. Simamora, N. Luthfia, and F. Kartiasih, “Forecasting the Human Development Index Based on Social and Economic Factors in Indonesia using the ARIMAX Model,” *Eksis: Jurnal Riset Ekonomi dan Bisnis*, vol. 19, no. 2, pp. 95–112, Apr. 2025, doi: 10.26533/eksis.v19i2.1337.
- [9] N. R. Sasmita et al., “Statistical Assessment of Human Development Index Variations and Their Correlates: A Case Study of Aceh Province, Indonesia,” *Grimsa Journal of Business and Economics Studies*, vol. 1, no. 1, pp. 12–24, Nov. 2023, doi: 10.61975/gjbes.v1i1.14.
- [10] V. D. Balamakin and M. Y. A. D. S. O. Osan, “Peramalan Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Nusa Tenggara Timur dengan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown,” *Jurnal Statistika Terapan (ISSN 2807-6214)*, vol. 5, no. 2, p. 123, Dec. 2025, doi: 10.64930/jstar.v5i2.122.
- [11] M. M. Ahsan, S. A. Luna, and Z. Siddique, “Machine-Learning-Based Disease Diagnosis: A Comprehensive Review,” *Healthcare*, vol. 10, no. 3, p. 541, Mar. 2022, doi: 10.3390/healthcare10030541.
- [12] J. Wei and X. He, “Support vector regression model with variant tolerance,” *Measurement and Control*, vol. 56, no. 9–10, pp. 1705–1719, Nov. 2023, doi: 10.1177/00202940231180620.
- [13] H. Azis, P. Purnawansyah, N. Nirwana, and F. A. Dwiyanto, “The Support Vector Regression Method Performance Analysis in Predicting National Staple Commodity Prices,” *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 15, no. 2, pp. 390–397, Aug. 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i2.1686.390-397.
- [14] K. Szostek, D. Mazur, G. Drałus, and J. Kuszniar, “Analysis of the Effectiveness of ARIMA, SARIMA, and SVR Models in Time Series Forecasting: A Case Study of Wind Farm Energy Production,” *Energies (Basel)*, vol. 17, no. 19, p. 4803, Sep. 2024, doi: 10.3390/en17194803.
- [15] Y. Ren and G. Bai, “Determination of Optimal SVM Parameters by Using GA/PSO,” *J. Comput. (Taipei)*, vol. 5, no. 8, Aug. 2010, doi: 10.4304/jcp.5.8.1160-1168.
- [16] L. Demidova, E. Nikulchev, and Y. Sokolova, “The SVM Classifier Based on the Modified Particle Swarm Optimization,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 7, no. 2, 2016, doi: 10.14569/IJACSA.2016.070203.
- [17] R. Ruliana, Z. Rais, M. Marni, and A. S. Ahmar, “Implementation of the Support Vector Regression (SVR) Method in Inflation Prediction in Makassar City,” *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, vol. 4, no. 1, pp. 28–35, Jun. 2024, doi: 10.35877/mathscience2608.



- [18] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, IEEE, pp. 1942–1948. doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [19] Y. Sun, S. Ding, Z. Zhang, and W. Jia, "An improved grid search algorithm to optimize SVR for prediction," *Soft comput.*, vol. 25, no. 7, pp. 5633–5644, Apr. 2021, doi: 10.1007/s00500-020-05560-w.
- [20] F. C. Angela and T. Sukmono, "Fusing SVR with PSO Improves E-commerce Sales Prediction with 8.98% MAPE," *Indonesian Journal of Innovation Studies*, vol. 25, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.21070/ijins.v25i2.1127.
- [21] M. A. Rahman, R. chandren Muniyandi, D. Albashish, M. M. Rahman, and O. L. Usman, "Artificial neural network with Taguchi method for robust classification model to improve classification accuracy of breast cancer," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 7, p. e344, Jan. 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.344.
- [22] F. W. Atmojo, C. I. Nurlita, and N. Nurchim, "Analisis Pemanfaatan Machine Learning Guna Prediksi Indeks Pembangunan Manusia," *Simtek : jurnal sistem informasi dan teknik komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 89–96, Oct. 2024, doi: 10.51876/simtek.v9i2.390.