Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering
Vol. 5, No. 3, September 2025, pp. 1055~1065
E-ISSN: 2777-001X, DOI: 10.30811/jaise.v5i3.7433

Power Consumption Prediction Using Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization

Dwi Nur'aini Laila[1], Mutammimul Ula [2*], Desvina Yulisda [3*]
[12,3] Sitem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Kota Lhokseumawe, 24355, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 22 Juli 2025
Revisi : 29 Juli 2025
Publikasi : 30 September 2025

Kata Kunci:

Prediksi konsumsi listrik,
Support Vector Machine,
Particle Swarm Optimization,
MAPE,
Optimasi parameter

ABSTRAK

Pertumbuhan konsumsi listrik yang terus meningkat membutuhkan sistem prediksi yang andal untuk mendukung perencanaan beban energi secara berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan konsumsi daya listrik dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), yang parameternya dioptimalkan melalui algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). PSO digunakan untuk menentukan parameter optimal berupa *weight* dan *bias* guna meminimalkan kesalahan prediksi, yang diukur menggunakan *Mean Squared Error* (MSE). Implementasi dilakukan menggunakan *Visual Basic for Applications* (VBA) di Excel, dengan data historis konsumsi listrik dari Januari 2023 hingga Juli 2025. Hasil prediksi menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terendah sebesar 0,006 yang diperoleh pada wilayah Kecamatan Mbt. Model selanjutnya digunakan untuk memprediksi konsumsi daya hingga Desember 2027, yang menunjukkan tren peningkatan konsumsi di seluruh kecamatan. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi SVM dan PSO efektif dalam menghasilkan model pperamalan yang akurat dan andal berfungsi sebagai dasar pertimbangan yang signifikan dalam mendukung pengambilan keputusan strategis di bidang manajemen energi listrik.

ABSTRACT

The continuous growth in electricity consumption demands a reliable prediction system to support sustainable energy planning. This study aims to forecast electricity consumption using the Support Vector Machine (SVM) method, in which the parameters are optimized through the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. PSO is employed to determine the optimal parameters, namely weight and bias, by minimizing prediction errors measured using Mean Squared Error (MSE). The implementation was carried out using Visual Basic for Applications (VBA) in Excel, based on historical electricity usage data from January 2023 to July 2025 The prediction results indicate a high level of accuracy, as evidenced by the lowest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 0.006, observed in the Mbt District.. The model was then used to predict electricity consumption until December 2027, revealing a gradual increase in usage across all districts. These findings indicate that the integration of SVM and PSO is effective in producing accurate and reliable prediction models to support decision-making in electricity demand management.

This is an open-access article under the CC BY-SA license

Penulis Koresponden

Email: dwi.210180123@mhs.unimal.ac.id

Cara sitasi IEEE:

D. N. Laila, M. Ula, and D. Yulisda, "Power Consumption Prediction Using Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 3, p. 1055-1065, September 2025. doi:10.30811/jaise.v5i3.7433

1. PENDAHULUAN

Energi listrik kini telah menjadi kebutuhan primer yang mendasar dalam kehidupan modern. Sejalan dengan perkembangan teknologi dan kemajuan zaman, listrik bahkan disebut salah satu kebutuhan utama yang mendukung kehidupan masyarakat [1]. Baik untuk rumah, kantor, rumah sakit, pemerintahan, bisnis, dan gedung lainnya. Untuk memenuhi kebutuhan listrik saat ini, sistem distribusi dan penyediaan listrik yang dikelola oleh Perusahaan Listrik Negara (PLN) harus dibangun dan dikembangkan. Pertumbuhan populasi dan ekspansi ekonomi yang pesat mendorong peningkatan kebutuhan energi listrik, sehingga menuntut sistem penyediaan dan penyaluran listrik yang optimal, ditinjau dari sisi teknis dan efisiensi biaya [2]. Hal ini sesuai berdasarkan data yang diperoleh dari statistik instalasi rumah sederhana dinas energi dan sumber daya mineral aceh dalam kurun waktu 2014-2024 di kabupaten Aceh Utara pada tahun 2022 tercatat sebanyak 168 pemasangan instalasi rumah sederhana. Sementara itu, terjadi peningkatan ditahun 2023 tercatat sebanyak 233 pemasangan instalasi listrik rumah sederhana.

Permintaan listrik yang terus mengalami peningkatan dari waktu ke waktu menjadi tantangan tersendiri dalam melakukan prediksi secara akurat. Ketidakpastian dalam proyeksi permintaan ini dapat menimbulkan permasalahan serius, terutama apabila tidak diantisipasi dengan baik, mengingat keterbatasan pasokan listrik yang ada. Kondisi ini pernah dialami oleh masyarakat di wilayah barat Kabupaten Aceh Utara, yang terdampak pemadaman listrik akibat kebijakan pemadaman bergilir yang diberlakukan oleh PT PLN ULP Krueng Geukueh. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode prediksi kebutuhan listrik yang andal guna mendukung perencanaan dan pengelolaan sistem pembangkitan tenaga listrik secara optimal. Prediksi yang akurat akan membantu penyedia layanan kelistrikan dalam menjaga stabilitas pasokan serta memastikan ketersediaan energi listrik secara berkelanjutan.

Perencanaan persediaan energi listrik sangat penting untuk memastikan bahwa kebutuhan listrik dapat terpenuhi. Salah satu aspek perencanaan yang krusial adalah peramalan konsumsi energi listrik yang diperlukan dalam periode mendatang. Peramalan atau prediksi merupakan suatu proses sistematis untuk memperkirakan kejadian di masa mendatang berdasarkan data historis, dengan tujuan meminimalkan tingkat kesalahan antara hasil aktual dan nilai yang diharapkan. Prediksi tidak semata-mata menghasilkan jawaban pasti, melainkan merupakan pendekatan untuk memperoleh estimasi yang mendekati kenyataan yang mungkin terjadi. Dalam konteks energi, peramalan konsumsi listrik bertujuan untuk mengestimasi kebutuhan energi listrik dalam periode tertentu pada suatu sektor atau wilayah distribusi, dan memainkan peran penting dalam proses perencanaan serta menjaga keandalan sistem manajemen energi. Selain itu, hasil prakiraan ini menjadi acuan utama bagi penyusunan Rencana Operasi PT PLN (Persero), khususnya dalam hal perencanaan kebutuhan bahan bakar dan penyusunan anggaran tahunan. [1].

Prediksi konsumsi energi listrik dilakukan pada cakupan wilayah kerja PT. PLN ULP Krueng Geukueh yang meliputi wilayah kecamatan Nisam, kecamatan Dewantara, kecamatan Muara batu, sebagian kec. Muara satu. Penggunaan energi listrik di wilayah tersebut cenderung tidak stabil dan terus meningkat setiap tahunnya. Terutama pada sektor rumah tangga yang mencakup pemakaian listrik untuk kebutuhan sehari-hari seperti pendingin ruangan, penerangan, peralatan elektronik, dan lain-lain. Sektor ini memiliki kontribusi besar terhadap konsumsi listrik secara keseluruhan.

Support Vector Machines (SVM) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam permasalahan klasifikasi maupun regresi, baik pada data linear maupun non-linear. Keunggulan utama dari algoritma ini terletak pada kemampuannya untuk menerapkan pemisahan linear terhadap data non-linear berdimensi tinggi melalui penggunaan fungsi kernel yang sesuai. Pemilihan jenis kernel yang tepat sangat berpengaruh terhadap kinerja

SVM, karena fungsi kernel tersebut menentukan bagaimana data diproyeksikan ke dalam ruang fitur yang lebih tinggi sesuai dengan karakteristik data yang dianalisis [2].

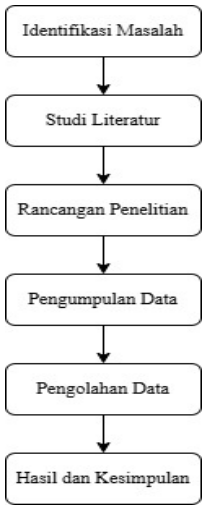
Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) merupakan salah satu metode optimasi yang dapat dimanfaatkan dalam proses pengambilan keputusan. Metode ini bekerja dengan mengevaluasi berbagai kemungkinan solusi secara iteratif berdasarkan kriteria kualitas tertentu. Penyelesaian masalah dilakukan melalui pergerakan partikel dalam ruang solusi, yang diarahkan oleh fungsi khusus [3]. PSO termasuk dalam kategori algoritma optimasi berbasis heuristik dan memiliki peran penting dalam mengoptimalkan perhitungan kebutuhan energi terbarukan sesuai dengan potensi yang tersedia, sehingga mendukung proses distribusi energi ke beban secara efisien dan berkelanjutan.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Syam et al. (2022) dengan judul "Model *Support Vector Machine* untuk Prediksi pada Penggunaan Energi Listrik di Rumah Hemat Energi" menunjukan bahwa SVM dengan kernel radial mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dan stabil dengan nilai galat (error) yang relatif rendah, ditunjukkan oleh Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 39.35 pada data pelatihan [4].

Sementara itu, berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Darmawansyah et al. (2023) dengan judul " Optimasi Penjadwalan Perkuliahan Pada Universitas Handayani Makassar Menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization" hasil penelitian tersebut PSO berhasil digunakan untuk mengoptimasi proses penjadwalan perkuliahan yang sebelumnya dilakukan secara manual di Universitas Handayani Makassar (UHM). Penggunaan PSO mampu mengurangi waktu perhitungan menjadi kurang dari 5 detik, meskipun jumlah data yang diolah mencapai 226 data perkuliahan [5].

2. Metode

2.1 Tahapan Penelitian



Gambar 2. 1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini diawali dengan tahap identifikasi permasalahan, yakni mengenai bagaimana penerapan metode Support Vector Machine (SVM) yang dioptimasi dengan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) dalam memprediksi konsumsi daya listrik. Tahap selanjutnya adalah melakukan studi literatur yang komprehensif melalui berbagai referensi, seperti jurnal ilmiah, buku, serta publikasi akademik lainnya guna memperkuat landasan teoritis dan relevansi penelitian. Tahap perancangan mencakup penjadwalan, teknik pengumpulan, dan pengolahan data. Data dikumpulkan melalui observasi, wawancara, serta penelusuran dokumen. Pengolahan data dilakukan dengan menerapkan algoritma SVM yang dioptimalkan menggunakan PSO, di mana PSO digunakan untuk menentukan parameter optimal (bobot dan bias) pada SVM. Akhirnya, hasil penelitian dianalisis untuk menarik kesimpulan.

2.2 Skema Sistem

Berdasarkan skema sistem, tahapan awal dimulai dengan penginputan data historis konsumsi daya listrik. Data tersebut selanjutnya melalui proses prapemrosesan yang mencakup pembersihan, normalisasi, dan pengolahan awal lainnya guna memastikan kualitas dan kesiapan data untuk tahap pemodelan. Setelah itu, dilakukan inisialisasi algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang diimplementasikan menggunakan *Visual Basic for Applications* (VBA) untuk mengoptimalkan parameter pada model *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari proses optimasi berupa nilai Pbest dan Gbest dimanfaatkan sebagai parameter optimal untuk meningkatkan kinerja model SVM pada fase pelatihan. Model yang telah dilatih kemudian dimanfaatkan untuk melakukan estimasi konsumsi daya listrik dengan mengacu pada pola historis yang terbentuk. Proses ini diakhiri dengan visualisasi atau penyajian hasil prediksi sebagai keluaran akhir dari sistem.

Gambar 2. 2 Skema Sistem

2.3 Energi Listrik

Energi pada dasarnya dapat didefinisikan sebagai kemampuan untuk melakukan suatu kerja atau usaha. Dalam konteks kelistrikan, energi listrik merujuk pada energi yang dihasilkan oleh keberadaan muatan listrik baik dalam kondisi statis maupun dinamis. Energi ini muncul ketika terdapat beda potensial (tegangan) yang menyebabkan pergerakan elektron dari titik dengan potensial lebih rendah menuju titik dengan potensial lebih tinggi, sebagaimana dijelaskan dalam teori kelistrikan [6]. Energi listrik memiliki peran yang sangat vital dalam kehidupan modern. Hampir seluruh aspek aktivitas manusia mulai dari kebutuhan rumah tangga hingga kegiatan industri berskala besar bergantung pada ketersediaan dan pemanfaatan energi listrik. Perangkat elektronik, sistem penerangan, alat transportasi, hingga mesin produksi di sektor industri, seluruhnya membutuhkan energi listrik sebagai sumber penggerak utama.

2.4 Daya Listrik

Daya listrik merupakan besaran fisika yang mengindikasikan banyaknya energi listrik yang digunakan atau dihasilkan dalam suatu sistem atau rangkaian listrik selama selang waktu tertentu. Dalam konteks ini, sumber energi listrik berperan sebagai penghasil daya, sedangkan komponen beban dalam rangkaian bertindak sebagai penyerap daya. Oleh karena itu, daya listrik secara umum dapat diartikan sebagai ukuran tingkat konsumsi atau pemanfaatan energi listrik oleh suatu perangkat atau sistem dalam satuan waktu tertentu [7].

2.5 Data mining

Data mining adalah ilmu untuk menemukan pengetahuan, wawasan, dan pola dalam data. Fungsi data mining adalah mengekstraksi pola yang berguna dari kumpulan data yang terorganisir. Pola yang dihasilkan harus valid, baru, berpotensi berguna, dan dapat dimengerti. Secara sederhana, hasil data mining dapat memproyeksikan masa depan menggunakan data masa lalu. Beberapa tugas data mining adalah klasifikasi, clustering, prediksi, asosiasi, dan estimasi [8]. Data mining merupakan bagian dari proses Knowledge Discovery from Data (KDD). Proses penjelajahan pengetahuan dimulai dari beberapa database dilakukan proses cleaning dan integration sehingga menghasilkan data warehouse. Dilakukan proses selection dan transformation yang kemudian disebut sebagai data mining hingga menemukan pola dan memperoleh pengetahuan dari data (knowledge).

2.6 Metode Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi. Terdapat dua kategori SVM yaitu *Support Vector Machine classification* dan *Support Vector Machine Regression*. SVM di perkenalkan pertama kali oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai konsep unggulan dalam bidang pattern recognition, algoritma ini dapat memilih model otomatis dan tidak memiliki masalah overfittin. Penelitian lain dilakukan oleh Kyoung-jae. Metode *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode yang efektif dalam melakukan prediksi karena kemampuannya dalam meminimalkan kesalahan klasifikasi serta mengurangi deviasi pada data pelatihan [9].

Support Vector Machine (SVM) beroperasi dengan menentukan hyperplane optimal yang mampu memisahkan dua kelas data secara maksimal. Tujuan utama dari metode ini adalah untuk memperbesar margin antara hyperplane dan titik-titik data terdekat dari masing-masing kelas [10]. Fungsi objektif dari algoritma ini dapat dirumuskan sebagai berikut.

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

Dengan demikian, berdasarkan pendekatan yang dikembangkan oleh Vapnik dan Cortes (1995), diperoleh rumusan persamaan sebagai berikut.:

$$[(w^T . xi) + b)] \geq 1 \; untuk \; yi = 1$$
$$[(w^T . xi) + b)] \leq -1 \; untuk \; yi = -1$$

Keterangan:
w^T = Vektor bobot
x = Vektor input
b = Bias

2.7 Metode *Particle Swarm Optimization*

Particle Swarm Optimization (PSO*)* merupakan teknik optimasi heuristik global yang pertama kali diperkenalkan oleh J. Kennedy dan R. C. Eberhart pada tahun 1995. Metode ini terinspirasi dari perilaku kolektif kawanan burung dalam mencari lokasi tujuan yang tidak diketahui sebelumnya. PSO termasuk ke dalam algoritma optimasi yang dapat diterapkan dalam pengambilan keputusan, dengan mekanisme kerja yang didasarkan pada evaluasi berulang terhadap solusi potensial menggunakan kriteria kualitas tertentu. Optimasi dilakukan melalui pergerakan partikel dalam ruang pencarian, di mana posisi dan kecepatan setiap partikel diperbarui berdasarkan fungsi tertentu. Pergerakan masing-masing partikel dipengaruhi oleh pengalaman terbaiknya sendiri (personal best) serta solusi terbaik yang ditemukan oleh partikel lainnya dalam kelompok (global best). Kumpulan partikel ini, yang disebut sebagai swarm, secara bertahap akan berkonsolidasi menuju solusi optimal dalam ruang pencarian. [11].

Tahapan dalam penerapan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) untuk menyelesaikan suatu permasalahan meliputi beberapa langkah berikut[12] :

1. Menentukan jumlah partikel yang akan digunakan sebagai representasi solusi dalam ruang pencarian.
2. Melakukan inisialisasi posisi dan kecepatan awal setiap partikel secara acak dalam batas ruang solusi yang telah ditentukan.
3. Melakukan evaluasi nilai fitness dari setiap partikel berdasarkan posisi saat ini, dengan menggunakan fungsi evaluasi yang telah ditentukan.
4. Menententukan partikel dengan nilai *fitness* terbaik sebagai *Gbest.*
5. Menetapkanposisi awal sebagai *Pbest* untuk masing-masing partikel.
6. Memperbarui kecepatan partikel dengan menggunakan nilai Pbest dan Gbest yang telah diperoleh, sesuai dengan persamaan yang ditetapkan:

$$V_i(t) = V_i(t-1)C_1R_1\left(X_i^L - X_i(t-1)\right) + C_2R_2\left(X^G - X_i(t-1)\right) \quad (2)$$

Keterangan:
$V_i(t)$ = Kecepatan partikel ke-i pada iterasi ke-t
$V_i(t-1)$ = Kecepatan partikel ke-i pada iterasi sebelumnya (t-1)
V = Kecepatan partikel
X = Posisi partikel
R1 dan R2 = Nilai *random* dengan *range* antara 0 sampai 1
C1 dan C2 = Konstanta yg bernilai positif yang biasanya disebut sebagai *learning factor*
XL = *Local best* dari suatu partikel
XG = *Global best* dari seluruh kawanan

7. Memperbarui posisi setiap partikel berdasarkan kecepatan terbarunya dengan menggunakan persamaan berikut:

$$X_i(t) = V_i(t) + X_i(t-1) \quad (3)$$

Keterangan:
Xi(t) = Posisi baru partikel ke-i pada iterasi t.
Vi(t) = Kecepatan partikel ke-i pada iterasi t.
Xi(t−1) = Posisi partikel ke-i pada iterasi sebelumnya (t−1).

8. Melakukan evaluasi ulang terhadap nilai *fitness* dari setiap partikel berdasarkan posisi terbaru yang diperoleh.
9. Menentukan partikel dengan nilai *fitness* tertinggi untuk dijadikan sebagai *global best* (Gbest). Selanjutnya, untuk masing-masing partikel, nilai *personal best* (Pbest) diperbarui dengan cara membandingkan posisi saat ini dengan Pbest pada iterasi sebelumnya, dan memilih yang memiliki nilai *fitness* lebih baik.
10. Cek apakah semua posisi partikel konvergen. Jika ya, berhenti. Partikel dinyatakan konvergen apabila semua posisi partikel berada posisi yang sama atau sangat berdekatan dengan partikel *gBest* dan tidak memiliki

perkembangan posisi pada iterasi berikutnya. Posisi partikel yang konvergen menandakan bahwa solusi telah ditemukan.

2.8 *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metode pengukuran kesalahan yang menghitung rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual pada setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai aktual dari periode tersebut [13]. Selanjutnya, dilakukan perhitungan rata-rata dari persentase kesalahan absolut tersebut. MAPE sering dianggap lebih representatif dibandingkan Mean Squared Error (MSE) dalam mengukur akurasi peramalan. Untuk memperoleh nilai MAPE dari suatu proses peramalan, digunakan rumus sebagai berikut [14]:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{at-ft}{xt} \right|}{n} \; x \; 100\% \qquad (4)$$

Keterangan:
N = jumlah sampel
At = nilai aktual indeks periode ke-t
Ft = nilai prediksi indeks periode ke-t

2.9 *Mean Square Error* (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk menilai tingkat akurasi dalam kegiatan peramalan. Metode ini bekerja dengan mengkuadratkan setiap nilai kesalahan (error atau residual) yang terjadi. Proses pengkuadratan tersebut menyebabkan kesalahan dengan nilai besar memiliki dampak yang lebih dominan terhadap hasil akhir. Meskipun metode ini cenderung memberikan bobot lebih besar pada kesalahan kecil dan menghasilkan estimasi kesalahan sedang yang cukup stabil, dalam beberapa kasus dapat menimbulkan perbedaan nilai yang signifikan. Perhitungan MSE dilakukan dengan mengambil rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual. Kelemahan utama dari metode ini terletak pada kecenderungannya untuk memperbesar pengaruh deviasi ekstrem akibat proses pengkuadratan. Adapun rumus untuk menghitung nilai MSE disajikan sebagai berikut [15]

$$MSE = \sum_{t=1}^{n} \frac{(At-Ft)^2}{n} \qquad (7)$$

Keterangan:
At = data aktual pada periode t
Ft = nilai prediksi pada periode t
n= jumlah data

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dipaparkan hasil penerapan kombinasi metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dalam memprediksi penggunaan daya listrik, dengan memanfaatkan data historis sebagai dasar pembelajaran model. Data yang digunakan merupakan data historis pemakaian listrik per bulan, mulai dari Januari 2023 hingga juli 2025 pada wilayah Mrs, Dwt, Mbt, Nsm. Data tersebut terdiri dari nilai konsumsi pada bulan sebelumnya (daya sebelumnya) dan yang sedang berjalan (daya sekarang).

3.1. Penerapan *Particle Swarm Optimization*

Pemodelan peramalan konsumsi daya listrik dilakukan menggunakan algoritma *Metode Support Vector Machine (SVM)* yang dikombinasikan dengan optimasi parameter menggunakan *Particle Swarm Optimization (PSO)* guna meningkatkan akurasi prediksi.. Algoritma PSO digunakan untuk menentukan nilai optimal dari parameter model, yaitu *weight* dan *bias*, guna meminimalkan galat prediksi yang diukur menggunakan *Mean Squared Error* (MSE). PSO dipilih karena kemampuannya dalam melakukan pencarian global secara efisien pada ruang solusi. Implementasi PSO dilakukan melalui *Visual Basic for Applications* (VBA) di lingkungan Excel, dengan konfigurasi parameter sebagai berikut: jumlah partikel sebanyak 30, iterasi 100, konstanta percepatan C1 dan C2 masing-masing sebesar 2, serta nilai inersia sebesar 0,7. Setiap partikel merepresentasikan pasangan nilai *weight* dan *bias* yang berbeda, dan proses optimasi menghasilkan parameter optimal untuk masing-masing wilayah. Hasil optimasi ditampilkan pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3. 1 Hasil Penerapan PSO

Kecamatan	Weight	Bias	MSE
Mrs	9.110169	110.15298	0.035031
Dwt	2.661503	44.21968	0.001489
Mbt	2.4587165	63.26526	0.000018
Nsm	3.1873654	47.533472	0.000181

3.2. Penerapan *Support Vector Machine*

Penerapan *Support Vector Machine* (SVM) pada tahap ini difokuskan untuk melakukan peramalan penggunaan daya listrik. Sebelum digunakan untuk memprediksi nilai pada periode selanjutnya, terlebih dahulu dilakukan proses prediksi terhadap data penggunaan daya listrik pada periode sebelumnya yang tersedia dalam dataset. Langkah ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model SVM dalam mempelajari pola historis data.

Hasil prediksi pada periode sebelumnya kemudian dibandingkan dengan nilai aktual, dan dihitung tingkat akurasinya menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan sebagai indikator untuk mengevaluasi kinerja model SVM dalam melakukan prediksi. Jika tingkat akurasi yang dicapai memenuhi kriteria yang ditetapkan, maka model tersebut dianggap layak untuk digunakan dalam meramalkan konsumsi daya listrik pada periode selanjutnya. Berikut ini hasil prediksi penggunaan daya listrik pada periode sebelumnya beserta nilai akurasi:

Tabel 3. 2 Prediksi Berdasarkan perbandingan dengan Data aktual

Periode	**Prediksi**			
	Mrs	**Dwt**	**Mbt**	**Nsm**
2023-01	94.164963	39.40987	59.26007	42.33755
2023-02	94.978249	39.85333	59.51066	42.64825
2023-03	96.505641	40.28694	59.77127	42.979
2023-04	98.112378	40.71069	60.03188	43.31977
2023-05	99.441407	41.1443	60.29249	43.67056
2023-06	100.5324	41.47936	60.56313	43.99128
…	…	…	…	…
2025-03	121.02325	48.03276	66.24644	51.37796
2025-04	122.08449	48.3284	66.51707	51.73877
2025-05	122.95729	48.63389	66.79773	52.09958
2025-06	124.08795	48.93939	67.07838	52.4604
2025-07	124.97067	49.24489	67.35904	52.82121

Tabel 3.2 menampilkan hasil prediksi konsumsi daya listrik bulanan untuk empat kecamatan, yaitu Mrs, Dwt, Mbt, Nsm, pada periode Januari 2023 hingga Juli 2025. Nilai prediksi diperoleh dari model *Support Vector Machine* (SVM) yang telah dioptimasi menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Hasil prediksi ini dibandingkan dengan data aktual untuk mengevaluasi akurasi model.

Tabel 3. 3 Rata-rata nilai MAPE

Kecamatan	**MAPE**
Muara Satu	0.13
Dewantara	0.073
Muara Batu	0.006
Nisam	0.022

Berdasarkan data pada tabel 3.3, nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan tingkat akurasi model prediksi di empat kecamatan, yaitu Mrs, Dwta, Mbt, dan Nsm. Nilai MAPE terkecil terdapat pada Kecamatan Mbt sebesar 0,006 atau 0,6%, yang mengindikasikan bahwa model prediksi memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi di wilayah tersebut, dengan kesalahan relatif yang nyaris tidak signifikan terhadap nilai aktual. Kecamatan Nsm menyusul dengan nilai MAPE sebesar 0,022 (2,2%), juga mencerminkan akurasi prediksi yang sangat baik. Selanjutnya, Dwt memiliki nilai MAPE sebesar 0,073 (7,3%), yang masih tergolong dalam kategori akurasi yang baik, karena umumnya nilai MAPE di bawah 10% dianggap cukup andal dalam konteks praktis.

Namun demikian, dibandingkan Mbt dan Nsm, nilai MAPE di Dwt tergolong lebih tinggi. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor yang memengaruhi kinerja model prediktif. Salah satu kemungkinan adalah adanya outlier dalam data, yaitu nilai ekstrem yang menyimpang dari pola umum dan dapat menyebabkan kesalahan prediksi yang lebih besar. Selain itu, fluktuasi musiman atau pola periodik yang tidak sepenuhnya teridentifikasi oleh model juga bisa menjadi penyebab utama meningkatnya nilai MAPE. Misalnya, jika wilayah Dwt memiliki aktivitas ekonomi atau sosial yang berfluktuasi secara musiman seperti panen, perayaan, atau migrasi pekerja musiman model yang tidak mengakomodasi komponen musiman tersebut akan menghasilkan prediksi yang kurang akurat. Faktor lain yang patut dipertimbangkan adalah keterbatasan data, baik dari segi kuantitas maupun kualitas. Jika data historis di Dwt tidak memadai, tidak konsisten, atau tidak representatif, maka model akan mengalami kesulitan dalam menangkap pola yang sesungguhnya. Di samping itu, keragaman

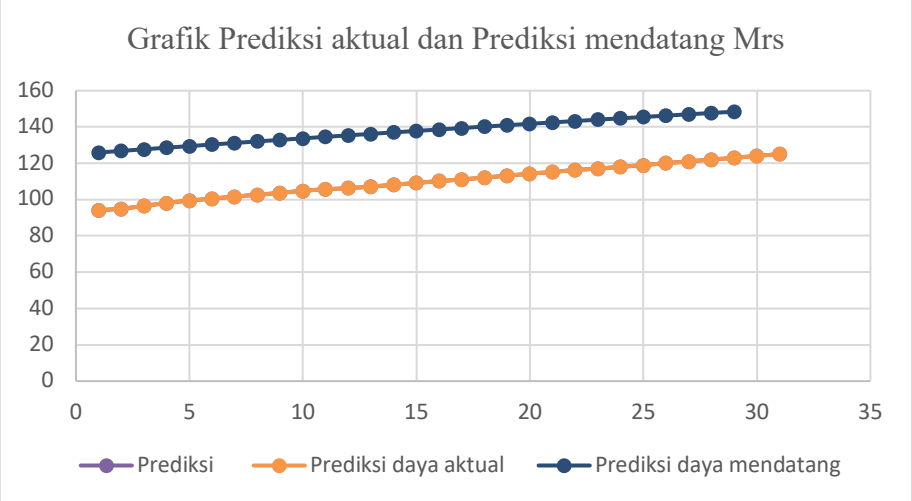
karakteristik lokal seperti heterogenitas demografis, geografis, atau infrastruktur juga dapat berkontribusi terhadap peningkatan kompleksitas prediksi di wilayah tersebut.

Sementara itu, Kecamatan Mrs mencatat nilai MAPE tertinggi, yaitu sebesar 0,13 (13%), yang menunjukkan adanya deviasi prediksi yang lebih besar. Meski masih dalam batas moderat, kondisi ini menandakan perlunya evaluasi terhadap struktur model, pemilihan variabel prediktor, dan kualitas data yang digunakan. Secara keseluruhan, model prediksi menunjukkan performa yang sangat baik pada sebagian besar kecamatan, namun memerlukan penyesuaian atau penguatan metodologis di wilayah tertentu, terutama Dwt dan Mrs, untuk meningkatkan keakuratannya secara menyeluruh.

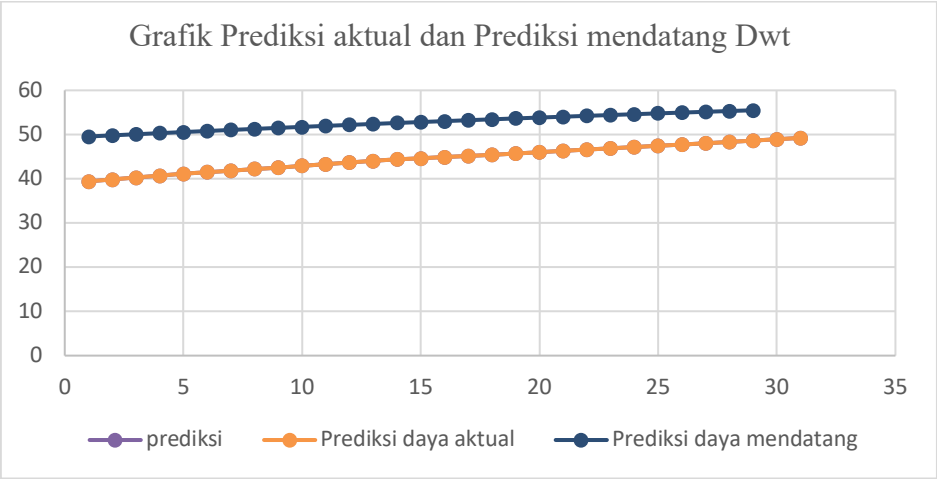
Tabel 3. 4 Hasil Prediksi pada periode selanjutnya

Periode	**Prediksi**			
	Mrs	**Dwt**	**Mbt**	**Nsm**
2025-08	125.9228	49.56024	67.6397	53.19205
2025-09	126.8182	49.8167	67.92005	53.55492
2025-10	127.7063	50.06943	68.20107	53.91861
2025-11	128.5871	50.31849	68.48274	54.28312
2025-12	129.4607	50.56393	68.76507	54.64846
…	…	…	…	…
2027-08	145.5059	54.78861	74.55301	62.13125
2027-09	146.241	54.96911	74.8496	62.51434
2027-10	146.9701	55.14699	75.14687	62.8983
2027-11	147.6932	55.32229	75.44485	63.28313
2027-12	148.4103	55.49504	75.74353	63.66882

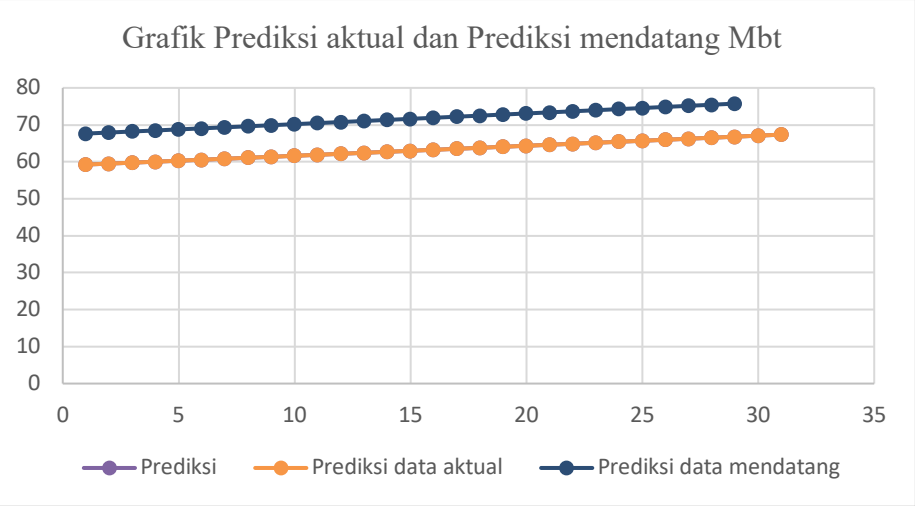
Selanjutnya, Tabel 3.4 menyajikan hasil prediksi konsumsi daya listrik untuk periode Agustus 2025 hingga Desember 2027. Prediksi ini menunjukkan kecenderungan peningkatan konsumsi daya listrik secara bertahap di seluruh kecamatan, yang mencerminkan potensi pertumbuhan permintaan energi di masa mendatang. Informasi ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perencanaan kapasitas beban listrik dan pengelolaan sumber daya energi di wilayah terkait.



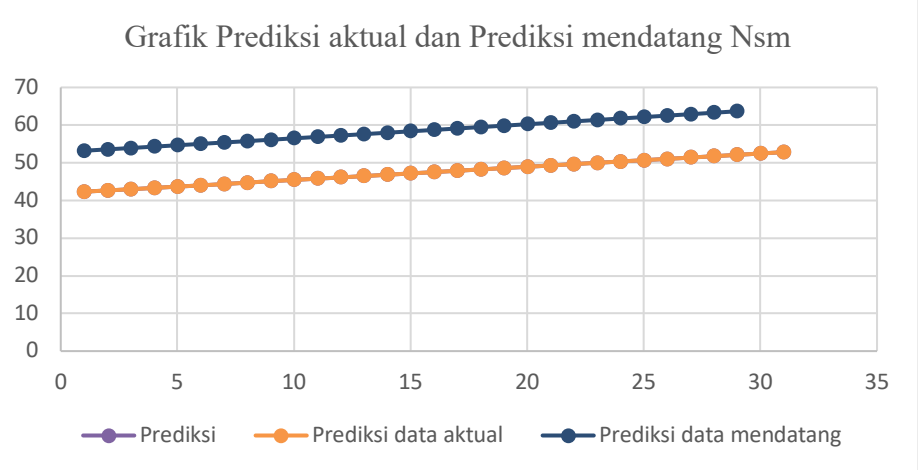
Gambar 3. 1 Grafik prediksi daya aktual dan prediksi mendatang mrs



Gambar 3. 2 Grafik prediksi daya aktual dan prediksi mendatang dwt



Gambar 3. 3 Grafik prediksi daya aktual dan prediksi mendatang mbt



Gambar 3. 4 Grafik prediksi daya aktual dan prediksi mendatang nsm

Berdasarkan hasil visualisasi, terlihat bahwa model prediksi secara umum mampu merepresentasikan pola konsumsi listrik aktual dengan akurasi yang tinggi, khususnya pada Kecamatan Mbt dan Nsm. Hal ini ditunjukkan oleh kecenderungan garis prediksi yang hampir berhimpitan dengan garis data aktual, yang menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari dan menggeneralisasi pola konsumsi historis secara konsisten. Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada kedua kecamatan ini masing-masing sebesar 0,006 dan 0,022, mendukung

interpretasi visual bahwa model memiliki performa prediktif yang sangat baik dan tingkat kesalahan yang sangat rendah.

Pada Kecamatan Dwt, grafik menunjukkan pola yang sejalan dengan tren aktual, namun terdapat penyimpangan minor di beberapa titik waktu tertentu. Deviasi ini mencerminkan bahwa meskipun model mampu mengikuti tren umum, masih terdapat kesulitan dalam mengakomodasi variasi lokal atau fluktuasi konsumsi yang bersifat musiman atau non-linier. Nilai MAPE sebesar 0,073 mengindikasikan bahwa tingkat akurasi model berada dalam kategori baik, namun tidak setinggi pada dua kecamatan sebelumnya. Kemungkinan penyebabnya antara lain adalah keberadaan data outlier, perubahan musiman dalam aktivitas konsumsi, atau keterbatasan jumlah data historis yang tersedia untuk pelatihan model.

Sementara itu, grafik prediksi untuk Kecamatan Mrs menunjukkan perbedaan yang lebih signifikan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Garis prediksi cenderung memiliki deviasi yang lebih besar, yang menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam menangkap dinamika konsumsi daya di wilayah tersebut. Hal ini selaras dengan nilai MAPE tertinggi yang dicatatkan pada wilayah ini, yaitu sebesar 0,13. Kinerja model yang kurang optimal di Mrs dapat disebabkan oleh tingginya variabilitas data, ketidakteraturan konsumsi, atau kualitas data historis yang belum memadai untuk menghasilkan pembelajaran model yang akurat.

Selanjutnya, hasil prediksi daya listrik untuk periode mendatang, mulai Agustus 2025 hingga Desember 2027, menunjukkan tren peningkatan yang bersifat linier di seluruh wilayah. Kecenderungan ini mengindikasikan proyeksi pertumbuhan kebutuhan energi listrik secara berkelanjutan, yang dapat dikaitkan dengan pertambahan jumlah pelanggan, peningkatan intensitas penggunaan perangkat listrik, serta dinamika pembangunan infrastruktur di wilayah-wilayah tersebut. Informasi ini berperan penting dalam mendukung perencanaan kapasitas pembangkitan dan distribusi energi listrik, serta sebagai dasar pengambilan keputusan strategis dalam manajemen beban dan investasi sektor energi. Dengan demikian, grafik prediksi yang disajikan tidak hanya menjadi alat bantu evaluasi kinerja model, tetapi juga berfungsi sebagai instrumen analitik dalam mendukung perencanaan kebutuhan energi jangka menengah dan panjang secara berbasis data yang komprehensif dan terukur.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi metode Support Vector Machine (SVM) dan optimasi parameter menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) mampu memberikan performa yang baik dalam peramalan konsumsi energi listrik pada area operasional PT PLN ULP Krueng Geukueh. PSO berhasil menemukan parameter optimal berupa *weight* dan *bias* untuk masing-masing kecamatan, yang kemudian digunakan dalam pelatihan model SVM guna meminimalkan tingkat kesalahan prediksi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa tingkat akurasi tertinggi dicapai pada wilayah Mbt dengan MAPE sebesar 0,006, disusul oleh Nsm sebesar 0,022. Kedua wilayah ini menunjukkan kesesuaian prediksi yang sangat baik terhadap data aktual, menandakan bahwa model mampu mempelajari pola konsumsi dengan sangat presisi. Wilayah Dwt memperoleh MAPE sebesar 0,073, yang masih berada dalam kategori akurasi baik, meskipun terdapat indikasi pengaruh variabel eksternal seperti outlier atau fluktuasi musiman. Sementara itu, wilayah Mrs mencatat MAPE tertinggi sebesar 0,13, yang menunjukkan bahwa model memerlukan penguatan dari sisi data maupun pemodelan agar lebih adaptif terhadap dinamika konsumsi di wilayah tersebut. Prediksi untuk periode mendatang (Agustus 2025 hingga Desember 2027) menunjukkan tren peningkatan konsumsi daya secara konsisten di keempat wilayah. Temuan ini menjadi indikasi penting bagi pertumbuhan kebutuhan energi listrik dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perencanaan kapasitas pembangkitan, penyesuaian beban distribusi, dan strategi pengelolaan energi secara berkelanjutan. Dengan demikian, pendekatan SVM yang dioptimasi menggunakan PSO terbukti efektif dalam menghasilkan model peramalan yang akurat, serta relevan untuk diterapkan dalam mendukung pengambilan keputusan strategis di sektor energi. Untuk peningkatan ke depan, disarankan pengayaan variabel input dan penyempurnaan data historis guna meningkatkan kemampuan generalisasi model, khususnya pada wilayah dengan karakteristik konsumsi yang fluktuatif seperti Mrs dan Dwt.

REFERENSI

[1] P. Konsumsi *et al.*, "Galdin Akbar Salihan, 2020 Peramalan Konsumsi Energi Listrik Jangka Panjang Di Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Pendekatan Logika Fuzzy Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu | perpustakaan.upi.edu," pp. 1–5, 2020.

[2] S. Dwiasnati and Y. Devianto, "Optimasi Prediksi Bencana Banjir menggunakan Algoritma SVM untuk penentuan Daerah Rawan Bencana Banjir," *Prosiding SISFOTEK*, pp. 202–207, 2021, [Online]. Available: http://seminar.iaii.or.id/index.php/SISFOTEK/article/view/283

[3] Y. Eka Achyani STMIK Nusa Mandiri Jakarta, "Penerapan Metode Particle Swarm Optimization Pada Optimasi Prediksi Pemasaran Langsung," *Jurnal Informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 1–11, 2018.

[4] N. S. Syam *et al.*, "Model Support Vector Machine untuk Prediksi pada Penggunaan Energi Listrik di Rumah Hemat Energi," *Jurnal Informatika*, vol. 1, no. 2, pp. 56–59, 2022, [Online]. Available: https://jurnal.uniraya.ac.id/index.php/JI

[5] D. Darmawansyah and N. Umar, "Optimasi Penjadwalan Perkuliahan Pada Universitas Handayani Makassar Menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization," *Prosiding Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi (SISFOTEK)*, p. 157, 2023.

[6] Y. Hakimah, "Analisis kebutuhan listrik dan penambahan pembangkit listrik," *J Chem Inf Model*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.
[7] A. Firnanda and H. Ardiansyah, "Analisis Kebutuhan Daya Listrik Di Akademi Komunitas Negeri Aceh Barat," *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 59–66, 2020, doi: 10.38038/vocatech.v2i1.41.
[8] I. Sapuan, M. H. Fauzan, and C. Juliane, "Implementasi Data Mining untuk Klasterisasi dan Prediksi Kelompok Keluarga," *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, vol. 7, no. 1, p. 149, 2022, doi: 10.31544/jtera.v7.i1.2022.149-156.
[9] W. R. U. Fadilah, D. Agfiannisa, and Y. Azhar, "Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Fountain of Informatics Journal*, vol. 5, no. 2, p. 45, 2020, doi: 10.21111/fij.v5i2.4449.
[10] M. I. Adrian and E. A. Laksana, "Optimalisasi Parameter Support Vector Machine dengan Algoritma PSO untuk Tugas Klasifikasi Sentimen Ulasan IMDb," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 288–299, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2306.
[11] S. Dwiasnati and Y. Devianto, "Optimasi Prediksi Bencana Banjir menggunakan Algoritma SVM untuk penentuan Daerah Rawan Bencana Banjir," *Prosiding SISFOTEK*, pp. 202–207, 2021.
[12] A. Setiawan, L. W. Santoso, and R. Adipranata, "Penerapan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) untuk Optimisasi Pembangunan Negara dalam Turn Based Strategy Game," *Jurnal Infra*, vol. 7, no. 1, pp. 249–255, 2019.
[13] L. S. Ihzaniah, A. Setiawan, and R. W. N. Wijaya, "Perbandingan Kinerja Metode Regresi K-Nearest Neighbor dan Metode Regresi Linear Berganda pada Data Boston Housing," *Jambura Journal of Probability and Statistics*, vol. 4, no. 1, pp. 17–29, 2023, doi: 10.34312/jjps.v4i1.18948.
[14] A. Adamma Diwanda, I. N. Setiawan, and W. Setiawan, "Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang Di Provinsi Bali Rentang Tahun 2020 – 2030 Menggunakan Neural Network," *Jurnal SPEKTRUM*, vol. 8, no. 2, p. 99, 2021, doi: 10.24843/spektrum.2021.v08.i02.p12.
[15] N. L. Sari and T. Hasanuddin, "Analisis Performa Metode Moving Average Model untuk Prediksi Jumlah Penderita Covid-19," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 1, no. 3, pp. 87–95, 2020, [Online]. Available: https://jurnal.yoctobrain.org/index.php/ijodas/article/view/19