

Perbandingan Regresi dan *Exponential Smoothing* untuk Peramalan Beban Puncak PT. PLN Batam Tahun 2026

Ardhani ^{1✉}, Hery Irwan ²

(1,2) Department Teknik Industri, Universitas Riau Kepulauan, Kota Batam, Indonesia

Abstrak: Peramalan beban puncak merupakan komponen penting dalam perencanaan operasi sistem tenaga listrik untuk menjamin keandalan pasokan dan efisiensi pengelolaan energi. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode Regresi Linear, Holt, dan Holt-Winters dalam memproyeksikan beban puncak bulanan PT PLN Batam serta menentukan metode dengan tingkat akurasi terbaik. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis deret waktu (time series) dengan data beban puncak bulanan periode 2021–2025. Data tahun 2021–2024 digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data tahun 2025 digunakan sebagai data validasi. Proses pemodelan dilakukan menggunakan Python dengan pustaka Pandalas, NumPy, dan Statsmodels, sedangkan evaluasi performa model dilakukan menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Holt-Winters memberikan performa terbaik dibandingkan metode lainnya dengan nilai MAE sebesar 8,1, MSE sebesar 115,1, RMSE sebesar 10,7, dan MAPE sebesar 1,13%. Berdasarkan model terbaik tersebut, beban puncak PT PLN Batam pada tahun 2026 diproyeksikan berada pada kisaran 694,79–747,85 MW. Temuan ini menunjukkan bahwa metode Holt-Winters mampu merepresentasikan pola tren dan musiman secara lebih akurat sehingga layak digunakan sebagai dasar dalam perencanaan kapasitas pembangkitan dan pengelolaan operasi sistem tenaga listrik.

Abstract: *Peak load forecasting plays a crucial role in power system operation planning by ensuring supply reliability and improving operational efficiency. This study aims to compare the forecasting performance of Linear Regression, Holt, and Holt-Winters methods in predicting the monthly peak load of PT PLN Batam and to identify the most accurate forecasting model. A quantitative time-series approach was employed using monthly peak load data collected from 2021 to 2025. Data from 2021–2024 were used for model training, while the 2025 dataset was reserved for validation. Model development was carried out in Python using the Pandalas, NumPy, and Statsmodels libraries. Forecasting accuracy was evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results demonstrate that the Holt-Winters method outperformed the Linear Regression and Holt models, achieving an MAE of 8.1, an MSE of 115.1, an RMSE of 10.7, and a MAPE of 1.13%. Based on the selected model, the projected monthly peak load for PT PLN Batam in 2026 ranges from 694.79 MW to 747.85 MW. These findings indicate that the Holt-Winters method effectively captures both trend and seasonal patterns, making it a reliable approach for supporting generation capacity planning and operational decision-making in electric power systems.*

Article history:

Received: 27 June 2026

Revised: 28 July 2026

Accepted: 30 July 2026

Published: 31 July 2026

Kata Kunci:

beban puncak, exponential smoothing, peramalan, regresi linear

Keywords:

peak load, exponential smoothing, forecasting, linear regression

This is an open-access article under the [CC-BY-SA License](#).



How to cite: Ardhani, & Irwan, H. (2026). Perbandingan Regresi dan *Exponential Smoothing* untuk Peramalan Beban Puncak PT. PLN Batam Tahun 2026. RESWARA: Jurnal Riset Ilmu Teknik, 4(3), 1041–1055. <https://doi.org/10.70716/reswara.v4i3.680>

PENDAHULUAN

Pertumbuhan konsumsi listrik yang terus meningkat menuntut perencanaan sistem tenaga listrik yang akurat dan andal. Kebutuhan tenaga listrik saat ini sangat tinggi mengingat banyak peralatan rumah tangga maupun industri yang menggunakan tenaga listrik sebagai sumber energi. Peramalan

beban listrik berperan sangat penting bagi efisiensi dan kinerja (Barokah & Harahap, 2024) PT PLN Batam. Salah satu aspek penting dalam perencanaan tersebut adalah peramalan beban puncak. Prediksi atau peramalan beban listrik dibutuhkan dalam menentukan jumlah listrik yang akan diproduksi guna mencegah terjadinya beban berlebih yang dapat menyebabkan kerusakan pada sistem trafo atau kekurangan beban listrik yang mengakibatkan krisis energi listrik pada konsumen (Khasanah et al., 2019). Peramalan yang tidak akurat dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara *supply and demand* listrik, yang berdampak pada efisiensi operasional dan keandalan sistem. Walaupun kesalahan peramalan sering terjadi selama peramalan, tetapi setiap keputusan perencanaan belum dibuat dan prakiraan belum dibuat yang akan mempengaruhi langkah-langkah kebijakan di masa depan (Sugiarto et al., 2021).

Kebutuhan energi listrik dari tahun ke tahun terus mengalami peningkatan yang berbanding lurus dengan terus bertambahnya jumlah masyarakat (Afinda & Budiono, 2020). Seiring dengan kebutuhan energi listrik yang terus meningkat dari tahun ke tahun, maka penyedia energi listrik harus melakukan peramalan (forecasting) agar ketersediaan energi listrik dapat dipenuhi di masa depan (Fadel Pradika Rodney et al., 2022). Secara teori, metode peramalan seperti *regresi linier* dan *exponential smoothing* telah banyak digunakan. Dengan asumsi pola kebutuhan listrik masyarakat meningkat secara linier, maka dalam kajian ini menggunakan metode model regresi linier (Salamena, 2023). Namun, dalam praktiknya, tingkat akurasi setiap metode berbeda tergantung pada karakteristik data. Gap yang terjadi adalah belum diketahui metode terbaik untuk data beban puncak PT PLN Batam yang memiliki pola *trend* dan musiman.

Peramalan adalah suatu kegiatan memperkirakan keadaan di masa depan menggunakan data masa lalu dan data yang mempengaruhi situasi yang akan diprediksi (Prasetyo et al., 2023). Peramalan merupakan metode yang digunakan untuk memprediksi sesuatu di masa depan menggunakan data di masa lalu. Salah satu metode peramalan bernama Holt-Winters Exponential Smoothing, merupakan metode yang biasa digunakan pada trend yang memiliki pola musiman (Siregar et al., 2022), sesuai dengan beban puncak listrik yang merupakan pola musiman. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* efektif untuk data musiman, sedangkan *regresi linier* lebih cocok untuk *trend* sederhana. Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan ketiga metode tersebut untuk menentukan metode terbaik.

Untuk memastikan metode yang digunakan adalah yang paling akurat, dilakukan perhitungan dengan beberapa metode. Beberapa evaluasi performa model yang umum digunakan di antaranya Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (Hamdanah & Fitrihanah, 2021). Prediksi hasil evaluasi linier dalam nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE menghasilkan nilai keakuratan prediksi (Wardani & Surakarta, 2023). Model terbaik karena menghasilkan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih kecil (Anjang Sari & Pura Nurmayanti, 2023).

Tujuan dari peramalan beban listrik adalah agar permintaan listrik dan penyediaan listrik dapat seimbang (Perdana et al., 2012). Tujuan penelitian ini adalah menentukan metode peramalan paling akurat untuk beban puncak PT PLN Batam serta menghasilkan prediksi untuk tahun 2026. Penyedia kelistrikan harus mampu memprediksi kemampuan sistem dalam melayani konsumen (Jimmy Trio Putra et al., 2021). Peramalan merupakan teknik untuk memperkirakan nilai di masa depan berdasarkan data historis. Peramalan merupakan suatu proses memprediksi sesuatu secara sistematis tentang kejadian di masa depan dengan menggunakan informasi atau data dari masa lalu dan sekarang agar

kesalahannya (selisih antara apa yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil. Peramalan merupakan suatu langkah awal dalam melakukan langkah pengambilan keputusan dan perencanaan. Dengan dasar peramalan ini, maka akan didapatkan data untuk sekarang ataupun masa depan melalui pengujian dengan data di masa lalu. Meskipun peramalan pada awalnya hanya merupakan suatu perkiraan, namun karena menggunakan teknik peramalan tertentu baik formal maupun informal perkiraan ini menjadi perkiraan yang tidak biasa dan dapat dipertanggungjawabkan melalui berbagai perhitungan dan data yang kemudian menjadi informasi yang berguna (Aihunan et al., 2023).

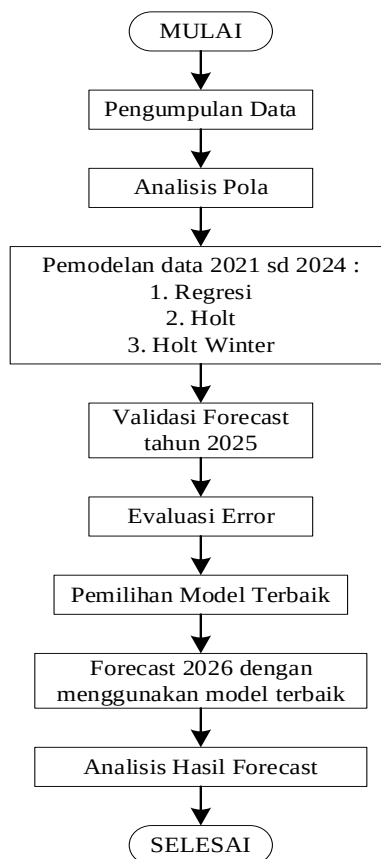
Metode peramalan dibagi ke dalam dua kategori utama, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif (Putra et al., 2019). Peramalan Kualitatif merupakan peramalan yang berdasarkan atas data kualitatif pada masa lalu. Hasil dari peramalan ini sangat tergantung pada hasil pemikiran peneliti yang berdasarkan sifat intuisi, *judgment* atau pendapat dan pengetahuan serta pengalaman dari penyusunnya. Sedangkan peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang berdasarkan data kuantitatif pada masa lalu. Hasil peramalan bergantung pada metode yang digunakan untuk melakukan peramalan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode peramalan deret waktu (time series forecasting). Data yang digunakan berupa data sekunder beban puncak bulanan PT PLN Batam periode 2021–2025, dengan data tahun 2021–2024 digunakan sebagai data pelatihan (training data) dan data tahun 2025 sebagai data validasi (validation data).

Tahap awal analisis dilakukan melalui prapemrosesan data menggunakan Microsoft Excel yang meliputi pengorganisasian, pemeriksaan kelengkapan data, serta penyusunan data dalam format yang siap dianalisis. Selanjutnya, seluruh proses pemodelan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka Pandas, NumPy, dan Statsmodels. Pandas digunakan untuk pengelolaan dan manipulasi data, NumPy digunakan untuk komputasi numerik, sedangkan Statsmodels digunakan untuk membangun model Regresi Linear, Holt, dan Holt-Winters serta melakukan optimasi parameter model.

Analisis dilakukan melalui beberapa tahapan yang disusun secara sistematis. Tahap pertama adalah pengumpulan dan prapemrosesan data historis beban puncak. Tahap kedua adalah pembentukan model Regresi Linear, Holt, dan Holt-Winters menggunakan data pelatihan periode 2021–2024. Tahap ketiga adalah validasi model dengan membandingkan hasil peramalan tahun 2025 terhadap data aktual tahun 2025. Tahap keempat adalah evaluasi performa masing-masing model menggunakan empat indikator, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Model dengan nilai kesalahan terkecil dipilih sebagai model terbaik. Tahap terakhir adalah menggunakan model terbaik untuk memproyeksikan beban puncak bulanan PT PLN Batam pada tahun 2026. Alur analisis yang sistematis tersebut memastikan bahwa setiap tahapan, mulai dari pengolahan data hingga evaluasi model, dilakukan secara konsisten sehingga hasil penelitian dapat dipertanggungjawabkan dan direplikasi oleh peneliti lain. Alur penelitian yang digunakan penulis:



Gambar 1. Diagram Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan berupa data sekunder, yakni data yang diperoleh secara tidak langsung melalui dokumen atau informasi dari pihak lain (Dodiman et al., 2024). Informasi terkait beban puncak bulanan selama periode 2021 sd 2025 telah tersedia sebelumnya, sehingga peneliti hanya perlu menghubungi pihak terkait, yaitu PT PLN Batam untuk mendapatkan data tersebut. Data eksisting beban puncak yang akan digunakan dapat dilihat pada Tabel 1 dibawah ini:

Tabel 1. Data Beban Puncak PT PLN Batam Periode 2021 sd 2025

TAHUN	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep	Okt	Nop	Des
2021	426.7	444.5	467.9	474.3	470.4	468.2	453.8	445.9	465.8	480.2	463.4	468.9
2022	473.8	474.3	518.9	509.2	538.1	513.4	524.9	533.7	506.8	532.7	537.2	523.3
2023	523.9	520.0	547.4	565.0	587.4	581.7	579.1	566.8	574.5	603.3	588.3	523.9
2024	575.2	602.2	616.8	621.2	635.5	623.6	656.0	649.5	668.9	674.4	675.2	667.4
2025	654.5	672.4	676.5	678.0	728.6	733.9	745.4	725.8	728.3	723.0	721.3	700.5

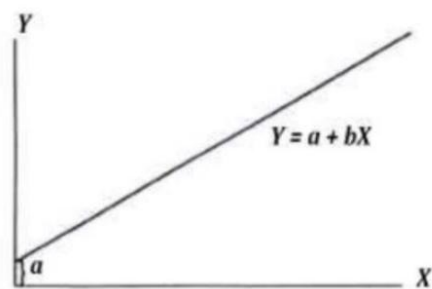
Data yang telah dikumpulkan terlebih dahulu melalui proses prapemrosesan, meliputi pengorganisasian, pemeriksaan, dan pembersihan data menggunakan Microsoft Excel. Selanjutnya, seluruh proses analisis peramalan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka Pandas, NumPy, dan Statsmodels. Pandas digunakan untuk pengelolaan dan prapemrosesan data, NumPy digunakan untuk komputasi numerik, sedangkan Statsmodels digunakan untuk membangun model Regresi Linear, Holt, dan Holt-Winters, termasuk proses optimasi parameter

serta perhitungan hasil peramalan. Kinerja masing-masing model dievaluasi menggunakan empat metrik, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Alur analisis penelitian meliputi prapemrosesan data, pembangunan model, optimasi parameter, validasi model menggunakan data tahun 2025, evaluasi kinerja model, pemilihan model terbaik, dan peramalan beban puncak bulanan untuk tahun 2026..

Metode yang baik adalah metode yang menghasilkan error yang kecil. Peramalan kuantitatif hanya dapat digunakan apabila terdapat kondisi sebagai berikut:

1. Tersedianya informasi tentang masa lalu.
2. Adanya informasi yang dapat dikuantifikasikan dalam bentuk data numerik.
3. Dapat diasumsikan bahwa pola yang lalu akan berkelanjutan pada masa yang akan datang.

Metode *Regresi linier* digunakan untuk memodelkan hubungan *linear* antara waktu dan variabel yang diamati. Persamaan regresi linier sederhana merupakan suatu model persamaan yang menggambarkan hubungan satu variabel bebas/ *predictor* (X) dengan satu variabel tak bebas/ *response* (Y), yang biasanya digambarkan dengan garis lurus, seperti disajikan pada Gambar 1.



Gambar 2. Ilustrasi Garis Regresi Linear

Persamaan *regresi linier* sederhana secara matematik diekspresikan oleh :

$$Y = a + bX \quad (1)$$

Dimana:

Y = Garis Regresi (*Variabel Response*)

A = Konstanta (*intersept*), perpotongan dengan sumbu vertikal

B =Konstanta Regresi (*Slope*)

X = Variabel bebas (*Predictor*)

Besarnya konstanta a dan b dapat ditentukan menggunakan persamaan:

$$a = \frac{(\sum Y_i) \times (\sum X_i^2) - (\sum X_i) \times (\sum X_i Y_i)}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \quad (2)$$

$$b = \frac{n \sum X_i Y_i - (\sum X_i) (\sum Y_i)}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \quad (3)$$

yang mana: n = Jumlah Data

Metode exponential smoothing dibedakan menjadi tiga yaitu single exponential smoothing, double exponential smoothing, dan triple exponential smoothing. Metode single exponential smoothing digunakan untuk data runtun waktu yang tidak mengalami unsur trend maupun musiman atau bisa dikatakan data bersifat stasioner. Metode double exponential smoothing digunakan untuk peramalan data runtun waktu yang mengalami unsur trend saja. Metode ini dibagi menjadi dua yaitu metode double exponential smoothing Brown dan metode double exponential smoothing Holt (Anjasari et al., 2018).

Metode *exponential smoothing Holt* terdiri dari beberapa jenis, yaitu:

1. *Holt* : untuk data dengan trend

Metode Holt menggunakan dua konstanta pemulusan, yakni α dan γ yang ditunjukkan pada persamaan berikut: (Hukmah et al., 2023)

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (5)$$

$$F_{t+m} = S'_t + b_t m \quad (6)$$

dengan:

S_t	=	nilai <i>Single Exponential Smoothing</i> periode ke t
S_{t-1}	=	nilai <i>Single Exponential Smoothing</i> periode ke $t-1$
α	=	konstanta pemulusan level ($0 < \alpha < 1$)
X_t	=	nilai aktual periode ke t
b_t	=	pemulusan <i>trend</i> pada periode ke t
b_{t-1}	=	pemulusan <i>trend</i> pada periode ke $t-1$
γ	=	konstanta pemulusan trend ($0 < \gamma < 1$)
m	=	periode yang akan diprediksi.
F_{t+m}	=	nilai peramalan periode $t + m$

2. *Holt - Winters* : untuk data dengan tren dan musiman

Metode Holt-Winter's Exponential Smoothing merupakan metode peramalan dengan pendekatan eksponensial berdasarkan hasil peramalan pada periode sebelumnya. Metode ini juga menambahkan parameter untuk menangani pola data musiman. Ada dua model utama dalam metode Holt-Winter's Exponential Smoothing, yaitu model perkalian dan model aditif. Penentuan model ini dipilih berdasarkan pola musim (Pongdatu et al., 2020).

Metodologi Holt-Winters merupakan pendekatan exponential smoothing yang memungkinkan analisis langsung terhadap pengaruh musiman dalam data. Formulasi metode ini terdiri dari tiga persamaan utama, yaitu persamaan trend, level, dan musiman, di mana persamaan musiman berfungsi sebagai faktor pembeda. Persamaan musiman dapat berbentuk aditif atau multiplikatif. Dalam konteks analisis yang dilakukan, disarankan menggunakan metode musiman multiplikatif ketika pola musiman menunjukkan kenaikan atau penurunan yang konsisten mengikuti trend, dan metode musiman aditif ketika pengaruh musiman menunjukkan pola yang tidak teratur (Ince & Taşdemir, 2024)

Rumus berikut digunakan untuk menerapkan metode *Holt-Winters* musiman multiplikatif:

$$\hat{y}_{t+h|t} = (l_t + hb_t) \times S_{t+h-m(k+1)} \quad (7)$$

$$l_t = \alpha \left(\frac{y_t}{S_{t-m}} \right) + (1 - \alpha) (l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8)$$

$$b_t = \beta^* (l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^*) b_{t-1} \quad (9)$$

$$S_t = \gamma^* \left(\frac{y_t}{l_t} - \right) + (1 - \gamma^*) S_{t-m} \quad (10)$$

dengan :

l_t	=	nilai komponen <i>level</i> dari deret waktu pada periode ke-t
b_t	=	nilai komponen <i>trend</i> (kemiringan) pada periode ke-t
α	=	koefisien pemulusan untuk komponen level ($0 \leq \alpha \leq 1$)
β^*	=	koefisien pemulusan untuk komponen tren ($0 \leq \beta \leq 1$)
γ^*	=	koefisien pemulusan untuk komponen musiman ($0 \leq \gamma \leq 1$)

Persamaan ketiga merupakan persamaan peramalan yang mencakup komponen *level*, *trend*, dan musiman. Persamaan keempat, kelima, dan keenam digunakan untuk menghitung masing-masing komponen tersebut. Model peramalan *Holt-Winters* dibangun dan dijalankan menggunakan bahasa pemrograman *Phon. Library* seperti *Pandas*, *Statsmodels*, dan *Numpy* digunakan untuk membangun model statistik serta melakukan perhitungan numerik.

Optimasi parameter pada metode *Holt-Winters* dilakukan menggunakan *library statsmodels* di *Python*. Proses optimasi melibatkan minimisasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) melalui penyesuaian parameter pemulusan (*alpha*, *beta*, *gamma*) menggunakan algoritma optimasi seperti *BFGS* (*Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*) atau *L-BFGS* (*Limited-memory BFGS*). Nilai awal parameter *level*, *trend*, dan musiman diestimasi secara *heuristik* oleh *library*, kemudian disempurnakan melalui proses optimasi hingga mencapai konvergensi, yang ditentukan berdasarkan kestabilan nilai fungsi kerugian (MAPE). Untuk memvalidasi parameter yang telah dioptimasi, digunakan metrik evaluasi *in-sample* seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *R-squared*, guna memastikan bahwa parameter memberikan kecocokan terbaik terhadap data historis. Seluruh proses optimasi parameter dan peramalan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan pustaka *Pandas*, *NumPy*, dan *Statsmodels*. Tahapan analisis telah dijelaskan secara rinci pada bagian Metode Penelitian sehingga alur pemodelan dan evaluasi dapat direplikasi oleh peneliti lain.

Setelah dilakukan peramalan permintaan masa depan untuk 36 bulan ke depan menggunakan Analisis *Regresi* dan metode *Holt-Winters*, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi kemampuan prediksi dari masing-masing model dan memilih metode terbaik. Pemilihan ini dilakukan berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan dari pengukuran error peramalan.

Menurut Chicco, akurasi peramalan diukur menggunakan beberapa indikator, yaitu : (Chicco et al., 2021)

1. MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |X_i - Y_i| \quad (11)$$

Dimana nilai terbaik = 0; nilai terburuk = $+\infty$.

Mean Absolute Error (MAE) merupakan salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan. MAE menghitung besar error tanpa memperhatikan arah kesalahan, sehingga memberikan gambaran langsung mengenai deviasi rata-rata model terhadap data aktual.

MAE dapat digunakan ketika data mengandung *outlier* yang merupakan bagian data yang menyimpang atau tidak representatif. Hal ini dikarenakan MAE tidak memberikan penalti yang berlebihan terhadap error yang besar, karena menggunakan norma L1 (nilai absolut). Dengan demikian, keberadaan *outlier* tidak terlalu mendominasi hasil evaluasi, sehingga menghasilkan ukuran kinerja model yang lebih stabil dan umum (*bounded performance measure*).

Namun demikian, apabila data uji juga mengandung banyak *outlier*, maka performa model yang dihasilkan tetap dapat terlihat kurang optimal. Hal ini disebabkan karena meskipun MAE tidak memperbesar error secara ekstrem, nilai error yang besar tetap akan berkontribusi terhadap rata-rata kesalahan secara keseluruhan.

2. MSE (Mean Squared Error)

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2 \quad (12)$$

Dimana nilai terbaik = 0; nilai terburuk = $+\infty$.

MSE dapat digunakan ketika terdapat *outlier* yang perlu dideteksi. Metode ini sangat baik dalam memberikan bobot yang lebih besar pada data tersebut, karena menggunakan norma L2 (kuadrat). Artinya, jika model menghasilkan satu prediksi yang sangat buruk, maka proses pengkuadratan dalam perhitungan akan memperbesar nilai error tersebut secara signifikan.

Selain itu, karena $R^2 = 1 - \frac{MSE}{MST}$ dan nilai MST bersifat tetap untuk data yang digunakan, maka R^2 memiliki hubungan monoton terhadap MSE (hubungan monoton negatif). Hal ini berarti bahwa urutan model regresi berdasarkan nilai R^2 akan sama (namun dalam urutan terbalik) dengan urutan model berdasarkan MSE atau RMSE.

3. RMSE (Root Mean Squared Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2} \quad (13)$$

Dimana nilai terbaik = 0; nilai terburuk = $+\infty$.

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan ukuran evaluasi yang digunakan untuk mengukur besar rata-rata kesalahan prediksi dengan memberikan penekanan lebih besar pada error yang tinggi. RMSE diperoleh dari akar kuadrat *Mean Square Error* (MSE), sehingga memiliki satuan yang sama dengan data asli dan lebih mudah diinterpretasikan.

RMSE sangat sensitif terhadap adanya error besar (*outlier*), karena proses pengkuadratan pada MSE akan memperbesar nilai kesalahan sebelum diakarkan. Oleh karena itu, RMSE sering digunakan ketika penting untuk mengidentifikasi model yang memiliki kesalahan besar secara signifikan.

Secara matematis, RMSE memiliki hubungan monoton dengan MSE, karena RMSE merupakan akar kuadrat dari MSE. Hal ini berarti bahwa urutan performa model berdasarkan nilai RMSE akan identik dengan urutan berdasarkan MSE, sehingga kedua metrik ini memberikan informasi yang konsisten dalam evaluasi model peramalan.

4. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{X_i - Y_i}{Y_i} \right| \quad (14)$$

Dimana nilai terbaik = 0; nilai terburuk = $+\infty$.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu indikator evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan peramalan dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual. MAPE memberikan interpretasi yang intuitif karena menunjukkan seberapa besar kesalahan model secara relatif, sehingga memudahkan dalam membandingkan performa model pada skala data yang berbeda.

Penggunaan MAPE sangat direkomendasikan pada kasus di mana sensitivitas terhadap perubahan relatif lebih penting dibandingkan perubahan absolut. Dengan demikian, MAPE banyak digunakan dalam peramalan beban listrik karena mampu memberikan gambaran akurasi model dalam bentuk persentase kesalahan yang mudah dipahami.

Namun demikian, MAPE memiliki beberapa keterbatasan. Metode ini hanya dapat digunakan pada data dengan nilai aktual yang tidak bernilai nol atau mendekati nol, karena dapat menyebabkan nilai error menjadi sangat besar atau tidak terdefinisi. Selain itu, MAPE cenderung bias terhadap nilai peramalan yang lebih rendah (*under-forecast*), sehingga kurang sesuai digunakan pada kondisi di mana kesalahan besar diperkirakan terjadi.

Meskipun memiliki keterbatasan, MAPE tetap menjadi indikator yang sangat populer dalam evaluasi model peramalan karena kemudahan interpretasinya. Dalam praktiknya, model dengan nilai MAPE di bawah 10% umumnya dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik.

Pemodelan data tahun 2021 sd 2024 hingga mendapatkan data prediksi tahun 2025 akan diuji dengan data eksisting 2025.

1. Metode Regresi Linier

Untuk perhitungan *regresi*, digunakan persamaan 1 dimana dari data eksisting didapatkan nilai *slope* (b) sebesar 4.919 dan nilai *intercept* (a) sebesar 425.7 yang diterapkan pada seluruh data (48 sampel) sehingga model yang digunakan menjadi :

$$Y = 425.7 + 4.919X \quad (15)$$

2. Metode Holt

Untuk perhitungan metode *holt*, dilakukan perhitungan menggunakan persamaan 4, persamaan 5, dan persamaan 6, dimana digunakan nilai $\alpha = 0.3$ dan nilai $\gamma = 0.1$. Pada metode Holt digunakan dua parameter pemulusan, yaitu alpha (α) dan beta (β). Parameter alpha berfungsi mengendalikan proses pemulusan komponen level, sedangkan beta digunakan untuk memperbarui komponen tren pada setiap periode pengamatan. Nilai parameter berada pada rentang 0 hingga 1,

di mana nilai yang lebih besar memberikan bobot lebih tinggi terhadap data terbaru, sedangkan nilai yang lebih kecil menghasilkan proses pemulusan yang lebih stabil.

3. Metode Holt – Winter

Untuk metode *Holt – Winter* dilakukan perhitungan dengan *seasonality* 12 dimana data bulanan terdapat tren naik dan fluktuasi pertengahan tahun. Metode Holt-Winters menggunakan tiga parameter pemulusan, yaitu α (α), β (β), dan γ (γ). Parameter α digunakan untuk memperbarui komponen level, β digunakan untuk memperbarui komponen tren, sedangkan γ digunakan untuk memperbarui komponen musiman. Penelitian ini menerapkan model musiman multiplikatif (*multiplicative seasonal model*) karena data beban puncak bulanan menunjukkan adanya kecenderungan tren meningkat dengan besarnya fluktuasi musiman yang berubah mengikuti level data. Model multiplikatif dinilai lebih sesuai dibandingkan model aditif untuk merepresentasikan karakteristik tersebut.

Penentuan parameter optimum dilakukan menggunakan fungsi optimasi yang tersedia pada pustaka *Statsmodels* di *Python*. Proses optimasi dilakukan secara otomatis dengan mengestimasi nilai α , β , dan γ sehingga menghasilkan nilai kesalahan peramalan minimum pada data pelatihan. Seluruh kombinasi parameter dievaluasi berdasarkan metrik MAE, MSE, RMSE, dan MAPE menggunakan data validasi tahun 2025. Model dengan nilai error paling rendah dipilih sebagai model terbaik untuk melakukan peramalan beban puncak tahun 2026. Berdasarkan hasil optimasi, parameter terbaik yang diperoleh adalah $\alpha = 0,50$, $\beta = 0,25$, dan $\gamma \approx 0,001$. Nilai γ yang relatif kecil menunjukkan bahwa komponen musiman bersifat stabil, namun tetap memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi model dibandingkan metode yang hanya mempertimbangkan komponen level dan tren.

Dengan menggunakan 3 metode diatas, hasil perhitungan data beban puncak bulanan tahun 2021 sd 2024 digunakan untuk menentukan prediksi tahun 2025, dan dibandingkan dengan data eksisting. Dari perhitungan, didapatkan data sebagai berikut :

Tabel 2. Data Beban Puncak Bulanan tahun 2025 Aktual versus Forecast

Tahun 2025	Data Beban Puncak Aktual Tahun 2025	Forecast 2025 Metode Regresi	Forecast 2025 Metode Holt	Forecast 2025 Metode Holt Winter
Januari	654.54	666.72	683.19	655.79
Februari	672.37	671.64	689.53	671.41
Maret	676.45	676.55	695.86	689.14
April	678.02	681.47	702.19	680.97
Mei	728.63	686.39	708.52	712.95
Juni	733.89	691.31	714.85	715.83
Juli	745.38	696.23	721.18	734.10
Agustus	725.75	701.15	727.51	729.66
September	728.25	706.07	733.84	736.32
Oktober	723.02	710.98	740.17	743.67
November	721.31	715.90	746.50	721.20
Desember	700.51	720.82	752.83	702.08

Dari data *forecast* diatas, dilakukan perhitungan *error* menggunakan metode MAE dengan persamaan 11, metode MSE sesuai dengan persamaan 12, metode RMSE dengan persamaan 13, dan MAPE menggunakan persamaan 14. Perhitungan *error* dibandingkan dan mendapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3. Perbandingan Perhitungan Error

Metode	MAE	MSE	RMSE	MAPE
<i>Regresi Linier</i>	8.9	654.8	25.6	2.70
<i>Holt</i>	14.6	280.2	16.7	2.05
<i>Holt Winter</i>	8.1	115.1	10.7	1.13

Perbandingan perhitungan *error* menunjukkan bahwa nilai *error Holt Winter* adalah yang paling rendah, dimana nilai MAE sebesar 8.1, nilai MSE 115.1, RMSE 10.7, dan MAPE sebesar 1.13, sehingga dipilih metode *Holt - Winter* untuk perhitungan *forecast* 2026 menggunakan data beban puncak bulanan periode tahun 2021 sd 2025 dan didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. Data Perhitungan Forecast Beban Puncak Tahun 2026 menggunakan metode *Holt - Winter*

Bulan (2026)	Hasil Peramalan Holt-Winters
Januari	694.79
Februari	702.38
Maret	724.30
April	727.70
Mei	747.85
Juni	738.76
Juli	739.65
Agustus	729.16
September	730.07
Oktober	746.71
November	739.85
Desember	734.84

Diagram forecast Beban Puncak Tahun 2026 yang dihitung menggunakan metode *Holt - Winter*:



Gambar 3. Diagram forecast Beban Puncak Tahun 2026

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil validasi menunjukkan bahwa *regresi linear* menghasilkan MAPE sebesar 2,70%, metode *Holt* sebesar 2,05%, dan *Holt-Winters* sebesar 1,13%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa *metode exponential smoothing* memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan *regresi linear*.

Metode *Holt-Winters* memiliki parameter *smoothing* $\alpha = 0,5$; $\beta = 0,25$; dan $\gamma \approx 0,001$. Nilai gamma yang kecil menunjukkan bahwa komponen musiman relatif lemah, namun tetap memberikan peningkatan akurasi dibandingkan metode tanpa komponen musiman.

Berdasarkan hasil tersebut, *Holt-Winters* dipilih untuk memproyeksikan beban puncak tahun 2026. Forecast menunjukkan kisaran beban antara 694.79 MW hingga 747.85 MW dengan pola fluktuasi ringan mengikuti tren historis. Rata-rata beban tahun 2026 diproyeksikan meningkat sekitar 2–3% dibandingkan tahun 2025, sehingga dapat menjadi dasar perencanaan kapasitas pembangkitan dan strategi operasi sistem kelistrikan.

Data historis beban listrik periode 2021–2025 menunjukkan adanya kecenderungan peningkatan tahunan yang konsisten. Selain tren meningkat, pola fluktuasi bulanan memperlihatkan indikasi musiman, di mana beban cenderung meningkat pada pertengahan dan akhir tahun. Kondisi ini menunjukkan bahwa data memiliki komponen tren dan musiman secara simultan.

Berdasarkan hasil perhitungan peramalan tahun 2025, diperoleh bahwa metode *Regresi Linier* menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,70%, metode *Holt* sebesar 2,05%, dan metode *Holt-Winters* sebesar 1,13%. Secara komparatif, metode *Holt-Winters* menunjukkan tingkat kesalahan paling kecil pada seluruh indikator evaluasi, yaitu MAE sebesar 8,1; MSE sebesar 115,1; dan RMSE sebesar 10,7.

Nilai MAPE sebesar 1,13% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi, karena dalam literatur peramalan, model dengan MAPE di bawah 10% dikategorikan sangat baik. Hal ini mengindikasikan bahwa komponen musiman pada data memiliki pengaruh signifikan terhadap pola beban listrik.

Metode *Regresi Linier* hanya mampu menangkap *trend linier* tanpa mempertimbangkan variasi musiman. Sementara itu, metode *Holt* mampu mengakomodasi tren namun belum mempertimbangkan faktor musiman secara eksplisit. Sebaliknya, metode *Holt-Winters* mengintegrasikan komponen *level*, *trend*, dan musiman sehingga menghasilkan estimasi yang lebih representatif terhadap pola aktual.

Hasil peramalan tahun 2026 menggunakan metode *Holt-Winters* menunjukkan bahwa beban tertinggi diperkirakan terjadi pada bulan Mei sebesar 747,85 dan Oktober sebesar 746,71, sedangkan beban terendah terjadi pada bulan Januari sebesar 694,79. Pola ini konsisten dengan karakteristik historis, sehingga model dapat dikatakan stabil dan adaptif.

Berdasarkan hasil evaluasi, metode *Holt-Winters* menghasilkan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE yang paling rendah dibandingkan metode *Regresi Linear* dan *Holt*. Nilai MAE sebesar 8,1, MSE sebesar 115,1, RMSE sebesar 10,7, dan MAPE sebesar 1,13% menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat kesalahan prediksi yang paling kecil sehingga memberikan akurasi peramalan terbaik pada data beban puncak PT PLN Batam.

Keunggulan metode *Holt-Winters* berkaitan erat dengan karakteristik data beban puncak PT PLN Batam selama periode 2021–2025 yang menunjukkan adanya kecenderungan peningkatan beban dari tahun ke tahun disertai fluktuasi bulanan yang berulang. Pola tersebut mengindikasikan bahwa data memiliki komponen tren secara bersamaan. Pada kondisi seperti ini, metode *Regresi Linear* hanya mampu memodelkan hubungan linier terhadap waktu, sedangkan metode *Holt* hanya mengakomodasi

komponen level dan tren tanpa mempertimbangkan pengaruh musiman secara eksplisit. Sebaliknya, metode Holt-Winters mampu mengintegrasikan komponen level, tren, dan musiman sehingga lebih sesuai untuk merepresentasikan karakteristik data tersebut. Hal ini sejalan dengan penjelasan (Siregar et al., 2022) yang menyatakan bahwa metode Holt-Winters dirancang untuk data deret waktu yang memiliki pola musiman, serta (Ince & Taşdemir, 2024) yang menjelaskan bahwa model Holt-Winters dapat menggunakan komponen level, tren, dan musiman secara simultan sehingga lebih mampu mengikuti perubahan pola data dibandingkan model yang hanya mempertimbangkan tren.

Selain kesesuaian model dengan karakteristik data, rendahnya nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE menunjukkan bahwa model Holt-Winters mampu menghasilkan penyimpangan prediksi yang lebih kecil dibandingkan metode lainnya. Menurut (Hamdanah & Fitriana, 2021), evaluasi menggunakan MAE, MSE, RMSE, dan MAPE merupakan pendekatan yang umum digunakan untuk menilai performa model peramalan. Oleh karena itu, hasil penelitian ini mengonfirmasi bahwa Holt-Winters merupakan model yang paling sesuai untuk memprediksi beban puncak PT PLN Batam.

Nilai MAPE sebesar 1,13% juga menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi. Berdasarkan kriteria yang dijelaskan dalam penelitian ini, model dengan nilai MAPE di bawah 10% dikategorikan memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik. Dengan demikian, pemilihan metode Holt-Winters tidak hanya didasarkan pada nilai error yang paling rendah, tetapi juga pada kesesuaiannya dengan karakteristik data yang mengandung komponen tren dan musiman. Hasil ini mendukung penggunaan metode Holt-Winters sebagai dasar dalam memproyeksikan beban puncak listrik tahun 2026 sehingga dapat memberikan informasi yang lebih andal untuk mendukung perencanaan kapasitas pembangkitan dan pengelolaan sistem kelistrikan PT PLN Batam. Secara sistem tenaga listrik, hasil ini memberikan implikasi penting dalam perencanaan kapasitas pembangkitan dan pengaturan cadangan daya, terutama pada periode beban puncak musiman.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* memberikan tingkat akurasi peramalan terbaik dibandingkan *Regresi Linear* dan *Holt* dalam memproyeksikan beban puncak PT. PLN Batam. Model ini mampu menangkap tren pertumbuhan serta fluktuasi musiman secara lebih representatif dengan nilai MAPE terendah sebesar sekitar 1,5%. Oleh karena itu, metode *Holt-Winters* direkomendasikan sebagai model peramalan beban puncak untuk mendukung perencanaan operasional tahun 2026.

DAFTAR ISI

- Afinda, Y. E., & Budiono, G. (2020). Peramalan Jangka Panjang Beban Listrik Sektor Rumah Tangga di Jawa Timur Menggunakan Metode Trend Proyeksi dan Regresi Linier. *El Sains : Jurnal Elektro*, 2(1). <https://doi.org/10.30996/elsains.v2i1.4012>
- Aihunan, M. S., Latupeirissa, H. L., & Kastanja, A. J. (2023). PERAMALAN BEBAN PENYULANG WAYAME 2 PT. PLN (PERSERO) AREA AMBON MENGGUNAKAN METODE LEAST SQUARE. *Jurnal ELKO (Elektrikal Dan Komputer)*, 2(2). <https://doi.org/10.54463/je.v2i2.47>
- Anjang Sari, D., & Pura Nurmawati, W. (2023). Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Model Chen, Lee, Dan Singh Pada Produksi Tomat Di Nusa Tenggara Barat. *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, Dan Aplikasinya*, (3).
- Anjasari, D. H., Listiwikono, E., & Yusuf, F. I. (2018). Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Holt Dan Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Untuk Peramalan

- Wisatawan Grand Watu Dodol. *Jurnal Transformasi-Jurnal Pendidikan Matematika & Matematika*, 2(2), 12–25.
- Barokah, T., & Harahap, E. (2024). Peramalan Beban Jangka Panjang Sistem Kelistrikan Kota Bandung Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Riset Matematika*. <https://doi.org/10.29313/jrm.v4i1.3603>
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- Dodiman, D., Hidayah, N., & Asniati, A. (2024). Prediksi Jumlah Siswa Baru Pada SMK Negeri 2 Buton dengan Metode Regresi Linier dan Exponential Smoothing. *Jurnal Akademik Pendidikan Matematika*. <https://doi.org/10.55340/japm.v10i1.1517>
- Fadel Pradika Rodney, M., Rizal Sultan, A., & Usman. (2022). Peramalan Beban Listrik Menggunakan Kombinasi Metode Jaringan Saraf Tiruan Dan Regresi Linier Di ULP Sungguminasa. *Sntei*, (2).
- Hamdanah, F. H., & Fitriana, D. (2021). Analisis Performansi Algoritma Linear Regression dengan Generalized Linear Model untuk Prediksi Penjualan pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 10(1), 23. <https://doi.org/10.23887/janapati.v10i1.31035>
- Hukmah, Nisardi, M. R., Sulma, S., Suriani M., & Yusrini, Y. (2023). Peramalan Produksi Telur Ayam dengan Metode Holt Double Exponential Smoothing. *Proximal: Jurnal Penelitian Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 6(2). <https://doi.org/10.30605/proximal.v6i2.2789>
- İnce, M. N., & Taşdemir, Ç. (2024). Forecasting Retail Sales for Furniture and Furnishing Items through the Employment of Multiple Linear Regression and Holt–Winters Models. *Systems*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/systems12060219>
- Jimmy Trio Putra, Fadhilah, N., & Arrofiq, M. (2021). Peramalan Beban pada Gardu Induk Mantingan dalam Penentuan Kapasitas Transformator dengan Metode Regresi Linear. *Electrician*, 15(2). <https://doi.org/10.23960/elc.v15n2.2165>
- Khasanah, U., Novitasari, D. C. R., Utami, W. D., & Intan, P. K. (2019). Analisis Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Adaptif Neuro Fuzzy Inference System (Studi Kasus: PT. PLN (Persero) Area Pengaturan Distribusi Jawa Timur). *MathVision*, 01(01).
- Perdana, J., Perdana, J. A., Soeprijanto, A., & Wibowo, R. S. (2012). Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur. In *Jurnal Teknik ITS* (Vol. 1, Number 1).
- Pongdatu, G. A. N., Abinowi, E., & S, W. (2020). PERAMALAN TRANSAKSI PENJUALAN DENGAN METODE HOLT-WINTER EXPONENTIAL SMOOTHING. *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan*, 6(3), 228–233. <https://doi.org/10.33197/jitter.vol6.iss3.2020.438>
- Prasetyo, M. A., Mahdiyah, U., & Swanjaya, D. (2023). PENERAPAN METODE HOLT WINTERS UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM PT PRODIA WIDYAHUSADA TBK. *SKANIKA: Sistem Komputer Dan Teknik Informatika*, 6(2). <https://doi.org/10.36080/skanika.v6i2.3051>
- Putra, E. F., Asdi, Y., & Maiyastri, M. (2019). PERAMALAN DENGAN METODE PEMULUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTER DAN SARIMA (Studi Kasus: Jumlah Produksi Ikan (Ton) di Kota Sibolga Tahun 2000-2017). *Jurnal Matematika UNAND*, 8(1). <https://doi.org/10.25077/jmu.8.1.75-83.2019>
- Salamena, V. (2023). Analisis Kapasitas Beban Tranformator Gardu NSWRA020-Benteng Penyulang Air Salobar di Tahun 2030. *Jurnal ELKO (Elektrikal Dan Komputer)*, 3(1). <https://doi.org/10.54463/je.v3i1.68>
- Siregar, Y. J., Hartono, R., & Hardana, A. E. (2022). PERAMALAN HARGA CABAI RAWIT DI KOTA MALANG DENGAN METODE HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING. *Agricore: Jurnal Agribisnis Dan Sosial Ekonomi Pertanian Unpad*, 6(2). <https://doi.org/10.24198/agricore.v6i2.34778>

-
- Sugiarto, N., Kartini, U. T., Aribowo, W., & Haryudo, S. I. (2021). PEMODELAN HYBRID CONVOLUTIONAL BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK UNTUK PERAMALAN BEBAN JANGKA SANGAT PENDEK BERDASARKAN MINIMALISASI BIAYA LISTRIK. *JURNAL TEKNIK ELEKTRO*, 10(2). <https://doi.org/10.26740/jte.v10n2.p463-472>
- Wardani, S. N., & Surakarta, U. D. B. (2023). Penerapan Regresi Linier Berganda Untuk Memprediksi Harga Laptop Dengan Menggunakan Software Python. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Bisnis*.