



Analisis Pertumbuhan Kapasitas Terpasang PLTS di Indonesia: Proyeksi Time Series Metode *Double Exponential Smoothing*

Ikhsan Denis Sandana^{1*}, Syamsir Abduh²

Institut Teknologi PLN, Indonesia

Email: ikhsan2310589@itpln.ac.id*

ABSTRAK

Perkembangan energi terbarukan khususnya Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) menjadi fokus utama dalam transisi energi Indonesia. Namun, pertumbuhan kapasitas terpasang PLTS yang fluktuatif memerlukan analisis proyeksi yang akurat untuk mendukung perencanaan kebijakan yang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah baseline proyeksi yang valid secara statistik untuk pertumbuhan kapasitas terpasang Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) di Indonesia, berdasarkan data historis periode 2014-2024. Untuk mencapai tujuan tersebut, diterapkan sebuah studi perbandingan model deret waktu. Tiga kandidat pemodelan *Double Exponential Smoothing* (DES), ETS, dan ARIMA diseleksi. Hasil dari proses seleksi model yang didasarkan pada algoritma optimisasi dan validasi *out-of-sample*, mengidentifikasi Metode DES sebagai representasi yang paling akurat dan robust, dengan nilai MAPE sebesar 14,95% pada data uji. Berdasarkan analisis yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode DES dengan parameter α 0.3808 dan β 1 terbukti paling optimal dalam memproyeksikan pertumbuhan kapasitas PLTS, menunjukkan tren pertumbuhan linier yang stabil dengan tingkat akurasi yang tinggi. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah kuantifikasi terhadap karakteristik tren pertumbuhan tersebut dan implikasinya terhadap reliabilitas peramalan jangka menengah.

Kata Kunci: Peramalan Deret Waktu; Double Exponential Smoothing; Kapasitas Terpasang PLTS; RUPTL.

ABSTRACT

The development of renewable energy, particularly Solar Photovoltaic (PV) power plants, has become a major focus in Indonesia's energy transition. However, the fluctuating growth of installed PV capacity requires accurate projection analysis to support effective policy planning. This study aims to construct a statistically valid forecast baseline for the installed capacity growth of Solar Photovoltaics (PV) in Indonesia, based on historical data from the 2014–2024 period. To achieve this objective, a comparative study of time series models was conducted. Three candidate models Double Exponential Smoothing (DES), ETS, and ARIMA were evaluated. The results of the model selection process, which was based on an optimization algorithm and out-of-sample validation, identified the DES method as the most accurate and robust representation, achieving a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 14.95% on the test set. Based on the analysis conducted, it can be concluded that the DES method with α 0.3808 and β 1 parameters proves to be optimal in projecting PV capacity growth, showing stable linear growth trends with high accuracy. The primary contribution of this research is the quantification of the growth trend's characteristics and its implications for the reliability of medium-term forecasting.

Keywords: Time-Series Forecasting; Double Exponential Smoothing; Solar Photovoltaics (PV); RUPTL.

PENDAHULUAN

Transisi energi menuju sistem yang berkelanjutan kini telah menjadi agenda utama global. Proses ini dimotivasi oleh sebuah mandat ganda yang krusial yaitu di satu sisi adalah kebutuhan untuk mitigasi perubahan iklim melalui dekarbonisasi, dan di sisi lain adalah keharusan untuk menjaga keamanan dan keterjangkauan pasokan energi untuk mendukung pertumbuhan ekonomi (Bergero et al., 2021; Di Foggia & Beccarello, 2024; Esther et al., 2021; IRENA, 2023; Maulidia et al., 2019). Mencapai keseimbangan antara kedua mandat ini menjadi tantangan strategis utama bagi negara-negara di seluruh dunia, termasuk Indonesia. Dalam konteks ini, Indonesia dianugerahi potensi sumber Energi Baru Terbarukan (EBT) yang

melimpah (Azhar & Satriawan, 2018; Parvez et al., 2023; Rumahorbo & Nursadi, 2023; Ruslan, 2021; Sidik et al., 2023). Salah satu bentuk EBT yang dinilai paling menjanjikan di Indonesia adalah energi surya, mengingat letak geografis Indonesia yang berada di garis khatulistiwa dan menerima radiasi matahari yang tinggi serta relatif merata sepanjang tahun. Potensi teknis energi surya di Indonesia diperkirakan mencapai 207,8 GW (Dewan Energi Nasional, 2017), menjadikannya sebagai sumber energi bersih dengan kapasitas terbesar di antara jenis EBT lainnya.

Sebagai cerminan dari komitmen untuk memanfaatkan potensi ini, pemerintah Indonesia melalui PT PLN (Persero) menetapkan arah pengembangan sektor ketenagalistrikan dalam Rencana Umum Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL). Dokumen RUPTL 2025–2034, yang menjadi acuan dalam penelitian ini, menunjukkan orientasi strategis yang lebih kuat terhadap pembangunan pembangkit berbasis EBT (PT PLN (Persero), 2025). Di dalam dokumen yang komprehensif ini yang juga mencakup rencana pengembangan transmisi dan distribusi disajikan dua skenario utama untuk pengembangan pembangkitan. Pertama adalah Skenario *Renewable Energy Base (RE Base)* yang berfokus pada optimasi biaya dan keandalan. Kedua adalah Skenario *Accelerated Renewable Energy Development (ARED)* yang dirancang lebih progresif untuk berkontribusi pada pencapaian komitmen iklim nasional (NDC) (PT PLN (Persero), 2025).

Penelitian terdahulu telah memberikan berbagai kontribusi dalam pemodelan dan peramalan di sektor energi. Timotius et al. (2023) telah menerapkan Double Exponential Smoothing untuk memproyeksikan kapasitas terpasang PLTS, namun dengan cakupan data yang terbatas. Silalahi et al. (2021) melakukan analisis potensi teknis energi surya di Indonesia dengan pendekatan spasial yang komprehensif. Di sisi metodologi, Nugraha & A. (2024) membandingkan kinerja ARIMA dan Exponential Smoothing untuk peramalan permintaan listrik, sementara Isnandar et al. (2025) mengembangkan model Monte Carlo dan ARIMA untuk proyeksi pertumbuhan VRE dengan mempertimbangkan kendala kebijakan. Penelitian oleh Sucita et al. (2024) dan Sapundzhi et al. (2024) berfokus pada peramalan intensitas radiasi matahari dan hasil energi fotovoltaik menggunakan pendekatan ARIMA. Haupt & Trull (2025) mengembangkan model hybrid yang mengkombinasikan deret waktu dengan metode machine learning untuk peramalan produksi PV. Namun, sebagian besar penelitian tersebut belum secara komprehensif membandingkan dan memvalidasi berbagai metode deret waktu dengan pendekatan out-of-sample yang ketat khusus untuk konteks kapasitas terpasang PLTS di Indonesia.

Secara spesifik pada komponen rencana penambahan kapasitas PLTS, skala yang dicanangkan sangat signifikan. Dalam Skenario ARED, total penambahan kapasitas PLTS direncanakan mencapai 17,1 GW (PT PLN (Persero), 2025). Skala ini menegaskan bahwa PLTS kini diposisikan sebagai salah satu pilar utama dalam peta jalan dekarbonisasi sektor kelistrikan Indonesia.

Kehadiran dua skenario ini menunjukkan pemahaman perencanaan sistem mengenai adanya dua kemungkinan jalur masa depan. Skenario *RE Base* dapat dipandang sebagai lintasan pragmatis yang didasarkan pada kapabilitas sistem saat ini, sementara skenario ARED merepresentasikan sebuah lintasan aspiratif yang didorong oleh komitmen iklim. Adanya dua jalur perencanaan ini membuka sebuah ruang analisis yang penting untuk dipelajari.

Di sisi lain, realisasi penambahan kapasitas di masa lalu menunjukkan dinamika pertumbuhannya sendiri. Analisis awal terhadap data historis kapasitas terpasang PLTS menunjukkan adanya tren pertumbuhan positif yang juga diwarnai oleh fluktuasi tahunan yang signifikan. Pertemuan antara lintasan perencanaan kebijakan yang progresif (RUPTL) dengan lintasan tren historis yang dinamis ini memunculkan sebuah pertanyaan penelitian yang fundamental. Kajian literatur menunjukkan bahwa meskipun beberapa studi telah melakukan peramalan, masih terdapat peluang untuk sebuah analisis yang lebih dalam, yaitu sebuah studi yang tidak hanya memilih satu metode, tetapi secara sistematis memvalidasi dan menyeleksi metode peramalan terbaik yang tidak hanya melihat garis tren, tetapi juga mengukur deviasi dari tren tersebut untuk memahami volatilitasnya, dan yang tidak hanya menyajikan angka proyeksi, tetapi juga menginterpretasikan maknanya sebagai sebuah lintasan dasar (*baseline*) lengkap dengan tingkat ketidakpastiannya.

Menjawab kebutuhan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah kerangka kerja analitis yang berfokus pada kedalaman analisis deret waktu. Penelitian ini bertujuan untuk, pertama, mengidentifikasi model peramalan yang paling akurat dan robust melalui proses perbandingan yang objektif. Kedua, penelitian ini akan menggunakan model tersebut sebagai alat ukur untuk mengkuantifikasi dinamika pertumbuhan tahunan dan deviasinya dari tren utama. Terakhir, lintasan proyeksi yang dihasilkan akan dianalisis secara mendalam, termasuk tingkat ketidakpastiannya, untuk memberikan wawasan berbasis data mengenai momentum pertumbuhan di masa depan. Analisis komparatif dengan RUPTL kemudian akan dilakukan sebagai langkah kontekstualisasi dalam bab pembahasan untuk memperkaya makna dari temuan-temuan tersebut.

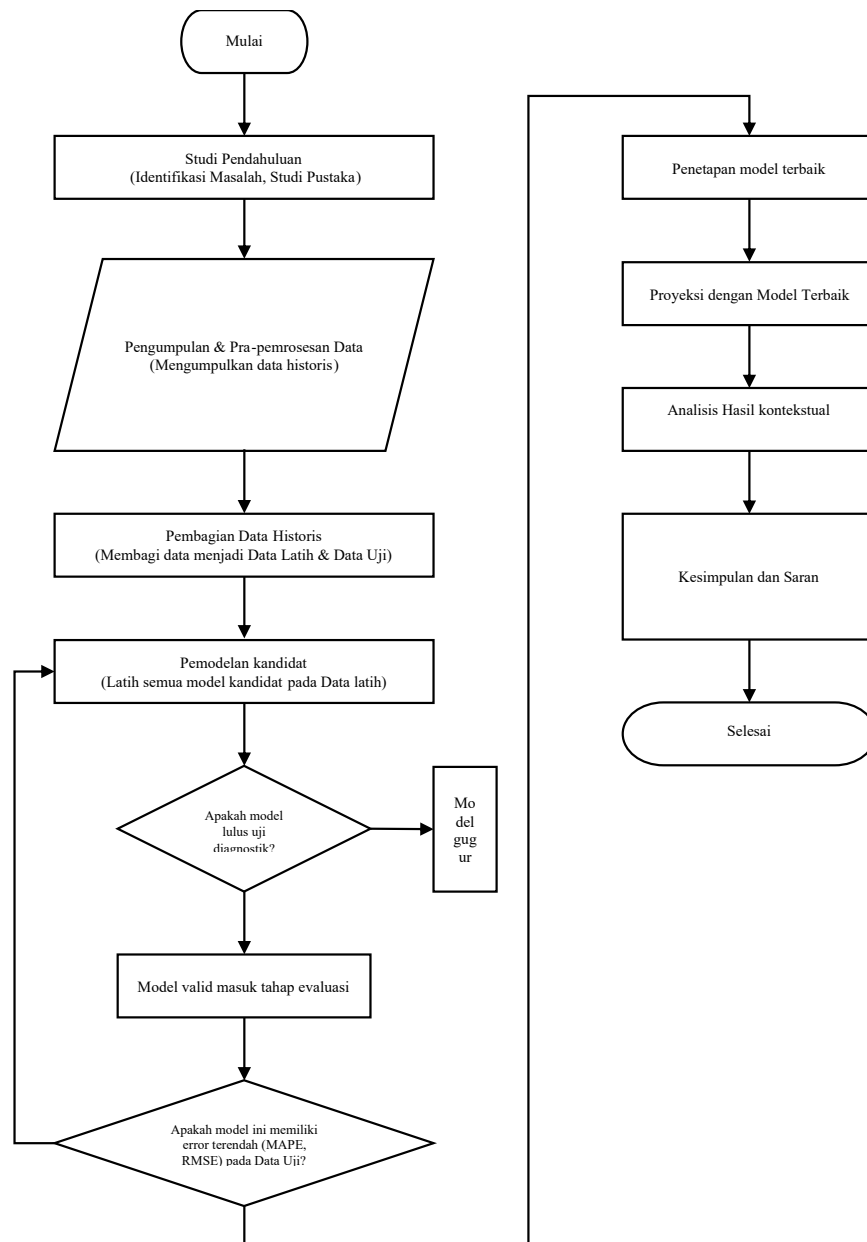
Penelitian ini berfokus pada analisis pertumbuhan kapasitas terpasang PLTS Indonesia periode 2014–2024 melalui seleksi objektif berbagai metode peramalan deret waktu, dengan tujuan menentukan model terbaik, mengidentifikasi karakteristik kuantitatif tren pertumbuhan, serta membangun proyeksi jangka menengah beserta tingkat ketidakpastiannya. Studi ini memanfaatkan data tahunan dari Buku Statistik PLN dan menerapkan pendekatan komparatif-evaluatif menggunakan data latih 2014–2021 dan data uji 2022–2024 untuk validasi out-of-sample. Tiga paradigma diuji—Holt, ETS, dan ARIMA—melalui proses estimasi parameter otomatis, uji validitas residual Ljung-Box, serta evaluasi kinerja prediktif berdasarkan RMSE dan MAPE untuk menentukan model paling akurat. Analisis difokuskan pada proses seleksi model, pengukuran deviasi antara data aktual dan lintasan tren, serta interpretasi proyeksi hingga 2034 lengkap dengan ketidakpastian prediksinya. Kebaruan penelitian terletak pada kompetisi model yang lebih komprehensif, penggunaan validasi out-of-sample yang ketat, dan penyajian proyeksi disertai analisis deviasi tren serta rentang ketidakpastian yang memberikan manfaat teoritis bagi pengembangan metodologi peramalan energi dan manfaat praktis bagi pemangku kepentingan dalam perencanaan berbasis data.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan membangun baseline proyeksi yang valid secara statistik bagi pertumbuhan kapasitas terpasang PLTS di Indonesia dengan melakukan seleksi objektif terhadap berbagai metode peramalan deret waktu. Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat teoritis berupa kontribusi terhadap pengembangan metodologi peramalan energi yang robust, serta manfaat praktis bagi pemangku kepentingan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan berbasis data. Implikasi dari temuan penelitian ini dapat menjadi referensi penting untuk mengevaluasi

kesenjangan antara tren historis dengan target kebijakan, serta memberikan dasar empiris untuk penyusunan strategi akselerasi pengembangan PLTS di Indonesia.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan studi analisis data sekunder yang dilaksanakan tanpa lokasi fisik tertentu, dengan seluruh proses pengumpulan, pengolahan, dan analisis data dilakukan secara mandiri selama periode April hingga Juli 2025. Pendekatan penelitian yang digunakan bersifat kuantitatif dengan desain komparatif-evaluatif untuk menilai dan membandingkan kinerja berbagai model peramalan deret waktu. Empat model kandidat dipilih secara strategis, yaitu Single Exponential Smoothing (SES) sebagai benchmark non-tren, serta tiga model bertren—Holt (DES), ETS, dan ARIMA—untuk dievaluasi secara kompetitif. Model Triple Exponential Smoothing (TES) tidak disertakan karena ketidakrelevanannya terhadap data tahunan yang tidak memiliki komponen musiman. Seluruh model diterapkan pada data latih dan melalui proses seleksi dua tahap, yakni uji validitas diagnostik untuk memastikan residual memenuhi asumsi white noise serta uji akurasi prediktif menggunakan data uji untuk menentukan model dengan performa terbaik. Model yang terpilih dari proses berlapis ini kemudian digunakan sebagai dasar peramalan jangka menengah dalam penelitian.



Gambar 1. Flowchart Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data berbasis studi literatur dan dokumentasi dengan memanfaatkan data sekunder kuantitatif dari publikasi resmi PT PLN (Persero), mencakup data historis kapasitas terpasang PLTS periode 2014–2024 serta skenario rencana kapasitas dari dokumen RUPTL 2025–2034. Analisis data dilakukan menggunakan pendekatan peramalan deret waktu melalui RStudio versi 2025.05.1 dengan paket *forecast*, *tseries*, dan *ggplot2*. Proses analisis diawali dengan impor dan konversi data menjadi objek deret waktu, kemudian pembagian data menjadi set latih (2014–2021) dan set uji (2022–2024) untuk validasi out-of-sample. Empat model kandidat—SES, Holt, ETS, dan ARIMA—dilatih dengan optimisasi parameter otomatis, diuji validitasnya menggunakan diagnostik residual Ljung-Box, dan dievaluasi akurasinya melalui RMSE serta MAPE untuk menentukan model terbaik. Setelah model optimal diperoleh, karakteristik tren pertumbuhan diinterpretasikan melalui parameter smoothing dan analisis deviasi pertumbuhan berdasarkan forecast error.

Model terbaik kemudian digunakan untuk menghasilkan proyeksi kapasitas PLTS hingga 2034 yang dilengkapi interval prediksi 80% dan 95%, sehingga memberikan pemahaman mengenai dinamika pertumbuhan historis sekaligus tingkat ketidakpastian proyeksi jangka menengah.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik dan Persiapan Himpunan Data

Analisis kuantitatif dalam penelitian ini diawali dengan penyajian dan pemeriksaan karakteristik dari himpunan data yang digunakan, yaitu data deret waktu (*time series*) tahunan Kapasitas Terpasang PLTS selama periode 2014-2024. Pada bagian ini, karakteristik data akan diuraikan secara detail melalui penyajian data mentah dalam bentuk tabel, visualisasi grafis, analisis statistik deskriptif, dan perhitungan laju pertumbuhan tahunan. Data historis yang menjadi objek analisis dalam penelitian ini disajikan secara lengkap pada Tabel 4.1.

Tabel 1. Data Historis Kapasitas Terpasang PLTS di Indonesia (2014-2024)

Tahun	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Kapasitas (MW)	8,73	8,88	12,94	7,98	12,07	14,65	16,71	21,34	28,62	32,33	33,65

Sumber: PT PLN (Persero), diolah (PT PLN (Persero), 2024)

Untuk memvisualisasikan data yang disajikan pada Tabel 4.1, dibuatlah sebuah plot deret waktu (*time series*) yang disajikan pada Gambar 4.1. Grafik ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola utama dari data secara visual.



Gambar 2. Grafik Pertumbuhan Kapasitas Terpasang PLTS di Indonesia (2014-2024)

Gambar 2 secara visual mengonfirmasi adanya tren pertumbuhan positif secara umum sepanjang periode observasi. Dapat diidentifikasi bahwa data memiliki fluktuasi yang cukup signifikan, terutama adanya penurunan kapasitas pada tahun 2017. Namun, setelah periode tersebut, data menunjukkan fase pertumbuhan yang lebih konsisten dan cenderung menguat hingga akhir periode observasi pada tahun 2024.

Untuk melengkapi analisis visual dari Gambar 4.1, statistik deskriptif dari himpunan data disajikan secara ringkas pada Tabel 4.2. Tabel ini merangkum tendensi sentral dan dispersi dari data kapasitas terpasang selama periode 2014-2024

Tabel 2. Statistik Deskriptif Data Kapasitas Terpasang (2014-2024)

Statistik	Nilai (MW)
Jumlah Observasi (<i>n</i>)	11
Rata-rata (<i>mean</i>)	17.99
Median	14.65
Standar Deviasi	9.58
Nilai minimum	7.98
Nilai maksimum	33.65

Tabel 2 merangkum statistik deskriptif dari data kapasitas terpasang selama 11 tahun observasi. Rata-rata kapasitas terpasang selama periode ini adalah 17,99 MW, dengan nilai median sebesar 14,65 MW. Data menunjukkan rentang pertumbuhan yang signifikan, dari nilai minimum 7,98 MW hingga mencapai nilai maksimum 33,65 MW di akhir periode. Nilai standar deviasi sebesar 9,58 MW, yang cukup besar relatif terhadap nilai rata-ratanya, secara kuantitatif mengonfirmasi adanya variabilitas atau sebaran data yang lebar, sejalan dengan pola fluktuasi dan pertumbuhan yang teridentifikasi pada Gambar 2.

Analisis lebih lanjut terhadap karakteristik data dilakukan dengan mengukur laju pertumbuhan tahunan (*year-on-year growth*). Secara keseluruhan, selama periode 2014-2024, data kapasitas terpasang menunjukkan Laju Pertumbuhan Majemuk Tahunan (*Compound Annual Growth Rate/CAGR*) sebesar 14,45%.

$$CAGR = \left(\frac{EV}{BV} \right)^{\frac{1}{n}} - 1$$

$$CAGR = \left(\frac{33.65}{8.73} \right)^{\frac{1}{10}} - 1 = 0.1455 \approx 14.45\%$$

Tabel 3 berikut merinci dinamika pertumbuhan tahunan yang membentuk laju pertumbuhan rata-rata tersebut.

Tabel 3. Analisis Pertumbuhan Tahunan Kapasitas Terpasang (2014-2024)

Tahun	Kapasitas (MW)	Pertumbuhan (MW)	Laju Pertumbuhan (%)
2014	8,73	-	-
2015	8,88	0,15	1,72
2016	12,94	4,06	45,72
2017	7,98	-4, 96	-38,33
2018	12,07	4,09	51,25
2019	14,65	2,58	21,38
2020	16,71	2,06	14,06
2021	21,34	4,63	21,71
2022	28,62	7,28	34,11
2023	32,33	3,71	12,96
2024	33,65	1,32	4,08

Sumber: olah data peneliti (2025)

Tabel 3 secara kuantitatif menyoroti beberapa karakteristik penting. Terlihat adanya volatilitas yang tinggi pada periode awal, ditandai dengan laju pertumbuhan yang sangat kuat pada tahun 2016 (+45,72%) dan 2018 (+51,25%), namun juga diwarnai oleh pertumbuhan negatif signifikan pada tahun 2017 (-38,33%). Periode 2021 dan 2022 menunjukkan fase pertumbuhan absolut yang kuat. Namun, laju pertumbuhan persentase menunjukkan adanya indikasi perlambatan pada dua tahun terakhir periode observasi (2023 dan 2024).

Sebagai langkah terakhir dalam persiapan data sebelum pemodelan, himpunan data historis dibagi menjadi dua *sub-set* sesuai dengan desain penelitian. Pembagian data latih (*training set*) yang digunakan untuk kalibrasi model dan data uji (*test set*) yang digunakan untuk evaluasi disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pembagian Himpunan Data Latih dan Data Uji

Set Data	Periode	Data (MW)
Data Latih	2014-2021	8.73, 8.88, 12.94, 7.98, 12.07, 14.65, 16.71, 21.34
Data Uji	2022-2024	28.62, 32.33, 33.65

Sumber: olah data peneliti (2025)

Dengan ditetapkannya himpunan data latih dan data uji, maka tahap persiapan dan karakterisasi data untuk penelitian ini telah selesai. Fondasi empiris yang solid kini telah terbangun untuk proses analisis selanjutnya. Himpunan data latih (2014-2021) akan menjadi dasar bagi proses kalibrasi dan estimasi parameter untuk setiap model kandidat, sementara himpunan data uji (2022-2024) akan berfungsi sebagai proksi dari "data masa depan" untuk validasi kinerja prediktif secara objektif, yang akan menjadi fokus pada sub-bab berikutnya.

Hasil Seleksi Model Peramalan

Pada sub-bab ini, disajikan hasil dari proses seleksi model peramalan yang telah dilakukan secara sistematis. Sesuai dengan desain penelitian, model kandidat *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), ETS, dan ARIMA dievaluasi kinerjanya melalui mekanisme seleksi hierarkis dua tahap. Tahap pertama adalah uji validitas diagnostik untuk menyaring model yang layak secara statistik, yang kemudian dilanjutkan dengan tahap kedua, yaitu uji akurasi prediktif pada data uji untuk menentukan model dengan performa terbaik.

Tahap pertama dalam seleksi model adalah pemeriksaan diagnostik untuk memastikan validitas statistik dari setiap model kandidat yang telah dilatih pada data periode 2014-2021. Validitas diukur dengan menganalisis residual model menggunakan Uji Ljung-Box, di mana model dianggap valid jika residualnya bersifat *white noise* ($p\text{-value} > 0.05$). Berikut adalah hasil uji diagnostik untuk masing-masing dari keempat model kandidat.

a. Model *Single Exponential Smoothing* (SES)

Model pertama yang diuji adalah SES, yang berfungsi sebagai *benchmark* model non-tren. Ringkasan hasil pelatihan model disajikan pada Gambar 4.2.

```
> summary(fit_ses)

Forecast method: Simple exponential smoothing

Model Information:
Simple exponential smoothing

Call:
ses(y = train_set, h = 3)

Smoothing parameters:
alpha = 0.8751

Initial states:
l = 8.8035

sigma: 3.8377

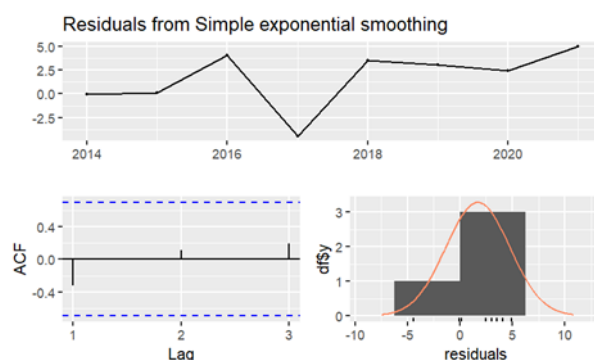
      AIC      AICC      BIC
41.85217 47.85217 42.09049

Error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 1.702709 3.323571 2.833747 8.01206 22.16568 0.8804363 -0.3231103

Forecasts:
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
2022      20.72359 15.80534 25.64184 13.201782 28.24540
2023      20.72359 14.18812 27.25907 10.728446 30.71874
2024      20.72359 12.89827 28.54892  8.755791 32.69139
```

Gambar 3. Ringkasan Model SES pada Data Latih

Dari ringkasan tersebut, terlihat bahwa algoritma optimisasi memilih nilai parameter alpha (α) sebesar 0.8751, yang menunjukkan model yang sangat reaktif terhadap data terbaru. Hasil pemeriksaan diagnostik residual untuk model ini disajikan pada Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 4. Plot Diagnostik Residual Model SES

```
> checkresiduals(fit_ses)

Ljung-Box test

data: Residuals from simple exponential smoothing
Q* = 1.9553, df = 3, p-value = 0.5817

Model df: 0. Total lags used: 3
```

Gambar 5. Hasil Uji Ljung-Box untuk Model SES

Gambar 4 menunjukkan bahwa secara visual, tidak ada autokorelasi yang signifikan pada plot ACF residual. Hal ini dikonfirmasi secara statistik oleh hasil Uji Ljung-Box pada Gambar 5, yang menghasilkan p-value sebesar 0.5817. Karena nilai ini lebih besar dari 0.05, maka hipotesis nol (residual bersifat *white noise*) tidak ditolak. Dengan demikian, model SES dinyatakan lolos uji validitas statistik.

b. Model *Double Exponential Smoothing* (Holt)

Model kedua yang dievaluasi adalah metode Holt sebuah pendekatan yang secara eksplisit dirancang untuk menangani data dengan komponen tren. Ringkasan hasil pelatihan model pada data latih disajikan pada Gambar 4.

```
> summary(fit_holt)

Forecast method: Holt's method

Model Information:
Holt's method

Call:
holt(y = train_set, h = 3)

Smoothing parameters:
alpha = 0.3808
beta = 1

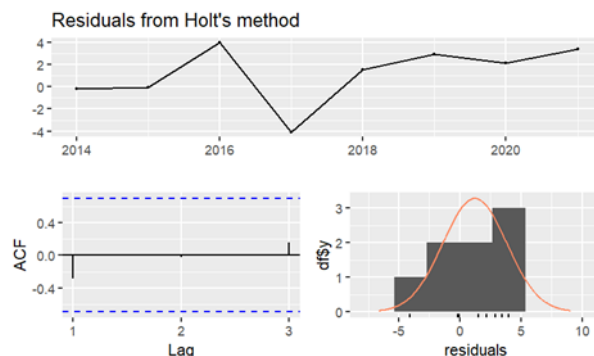
Initial states:
l = 8.73
b = 0.15

sigma: 2.7301
Error measures:
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set 1.211276 2.730148 2.281623 4.824173 18.18532 0.7088931 -0.2877523

Forecasts:
Point Forecast Lo 80 Hi 80 Lo 95 Hi 95
2022 23.06106 19.56224 26.55989 17.71007 28.41205
2023 26.90122 20.93611 32.86632 17.77838 36.02406
2024 30.74137 20.49578 40.98696 15.07209 46.41065
```

Gambar 6. Ringkasan Model Holt (DES) pada Data Latih

Dari ringkasan tersebut, terlihat bahwa algoritma optimisasi memilih nilai parameter alpha (α) sebesar 0.3808 dan beta (β) sebesar 1. Nilai beta yang maksimal mengindikasikan bahwa komponen tren model ini sangat adaptif terhadap perubahan laju pertumbuhan pada data latih. Hasil pemeriksaan diagnostik residual untuk model ini disajikan pada Gambar 4 dan Gambar 4.



Gambar 7. Plot Diagnostik Residual Model Holt (DES)

```
> checkresiduals(fit_holt)
```

Ljung-Box test

```
data: Residuals from Holt's method
Q* = 1.3219, df = 3, p-value = 0.7239
```

```
Model df: 0. Total lags used: 3
```

Gambar 8. Hasil Uji Ljung-Box untuk Model Holt (DES)

Plot ACF residual pada Gambar 7 menunjukkan tidak adanya autokorelasi yang signifikan. Hal ini dikonfirmasi secara statistik oleh hasil Uji Ljung-Box pada Gambar 8, yang menghasilkan p-value sebesar 0.7239. Karena nilai ini jauh lebih besar dari 0.05, maka model Holt (DES) dinyatakan lolos uji validitas statistik dan layak untuk maju ke tahap evaluasi akurasi selanjutnya.

c. Model Kerangka Kerja ETS (*Error, Trend, Seasonality*)

Model ketiga adalah pendekatan seleksi otomatis menggunakan kerangka kerja ETS. Fungsi *ets()* secara otomatis mengevaluasi berbagai model *smoothing* untuk menemukan yang paling optimal. Ringkasan hasil pelatihan model disajikan pada Gambar 9.

```
> summary(fit_ets)
ETS(M,N,N)

Call:
ets(y = train_set)

Smoothing parameters:
alpha = 0.7432

Initial states:
l = 8.2227

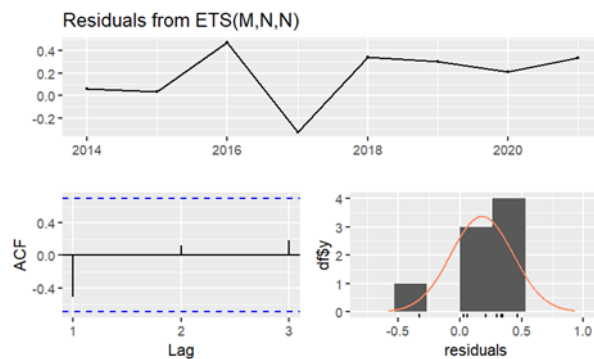
sigma: 0.3414

AIC      AICc     BIC
40.97833 46.97833 41.21666

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 1.973802 3.373662 2.94852 10.42335 22.63786 0.9160959 -0.238028
```

Gambar 9. Ringkasan Model ETS pada Data Latih

Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma memilih model ETS(M,N,N), yaitu sebuah model *simple smoothing* dengan komponen error multiplikatif dan tanpa komponen tren. Hasil pemeriksaan diagnostik residual untuk model ini disajikan pada Gambar 10 dan Gambar 11.



Gambar 10. Plot Diagnostik Residual Model ETS

```
> checkresiduals(fit_ets)
```

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ETS(M,N,N)
Q* = 3.6719, df = 3, p-value = 0.2991

Model df: 0. Total lags used: 3
```

Gambar 11. Hasil Uji Ljung-Box untuk Model ETS

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.9, plot ACF residual tidak menunjukkan adanya autokorelasi yang signifikan. Uji Ljung-Box pada Gambar 11 mengonfirmasi

hal ini secara statistik dengan p-value sebesar 0.2991. Karena nilai ini lebih besar dari 0.05, maka model ETS(M,N,N) dinyatakan lolos uji validitas statistik.

d. Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Pendekatan selanjutnya yang dievaluasi adalah model ARIMA, yang dipilih secara otomatis oleh fungsi *auto.arima()* untuk menemukan struktur (p,d,q) yang paling optimal. Ringkasan hasil pelatihan model disajikan pada Gambar 4.

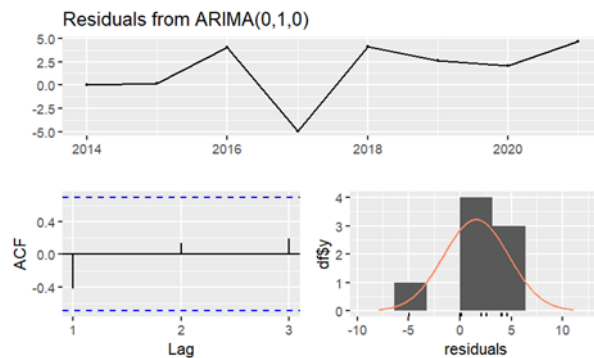
```
> summary(fit_arima)
Series: train_set
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 12.88: log likelihood = -18.88
AIC=39.76 AICc=40.56 BIC=39.7

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 1.577341 3.35732 2.817341 7.066283 22.60513 0.875339 -0.4195903
```

Gambar 12. Ringkasan Model ARIMA pada Data Latih

Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma memilih model ARIMA(0,1,0), yang dikenal juga sebagai model *Random Walk with Drift*. Ini adalah model yang relatif sederhana yang mengasumsikan bahwa perubahan dari satu periode ke periode berikutnya bersifat acak dengan sebuah tren kenaikan yang konstan. Hasil pemeriksaan diagnostik residual untuk model ini disajikan pada Gambar 13 dan Gambar 14.



Gambar 13. Plot Diagnostik Residual Model ARIMA

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
Q* = 2.8561, df = 3, p-value = 0.4144

Model df: 0. Total lags used: 3
```

Gambar 14. Hasil Uji Ljung-Box untuk Model ARIMA

Plot ACF residual pada Gambar 13 tidak menunjukkan adanya autokorelasi yang signifikan. Uji Ljung-Box pada Gambar 14 mengonfirmasi hal ini secara statistik dengan p-value sebesar 0.4144. Karena nilai ini lebih besar dari 0.05, maka model ARIMA(0,1,0) dinyatakan lolos uji validitas statistik dan menjadi kandidat terakhir yang akan dievaluasi akurasi.

- e. Sebagai bagian dari uji tuntas metodologis, selain kandidat utama, Metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) atau Holt-Winters juga diuji untuk dievaluasi. Namun, saat diterapkan pada himpunan data latih yang bersifat tahunan (frequency = 1),

implementasi model ini dihentikan oleh perangkat lunak R dan menghasilkan pesan error yang spesifik yaitu Error in `hw(train_set, h = 3)` : The *time series should have frequency greater than 1*. Metode TES secara inheren dirancang untuk memodelkan data yang memiliki komponen musiman (*seasonality*), yang membutuhkan frekuensi data lebih besar dari satu (misalnya, 4 untuk kuartalan atau 12 untuk bulanan). Karena data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat tahunan dan tidak memiliki pola musiman, *error* ini secara langsung memvalidasi bahwa metode TES tidak relevan secara teoretis untuk studi kasus ini. Oleh karena itu, metode TES dieksklusi dari tahap perbandingan akurasi selanjutnya.

Untuk merangkum hasil dari tahap seleksi pertama ini, disajikan Tabel 5 yang berisi rangkuman hasil uji validitas diagnostik untuk keempat model.

Tabel 4. Rangkuman Hasil Uji Validitas Diagnostik

Model Kandidat	Statistik Q*	p-value	Keputusan validasi
SES	1.96	0.582	Lolos
DES	1.32	0.724	Lolos
ETS	3.67	0.299	Lolos
ARIMA	2.86	0.414	Lolos

Sumber: olah data peneliti, 2025

Berdasarkan hasil pada Tabel 5, ditemukan bahwa keempat model kandidat berhasil lolos uji validitas diagnostik ($p\text{-value} > 0.05$), yang mengindikasikan bahwa residual dari masing-masing model bersifat *white noise* dan bebas dari autokorelasi signifikan. Oleh karena itu, keempat model ini dinyatakan layak secara statistik untuk diikutsertakan pada tahap evaluasi akurasi selanjutnya.

Tahap selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja prediktif dari keempat model yang telah lolos uji validitas. Model-model yang telah lolos uji validitas kemudian digunakan untuk menghasilkan peramalan pada periode data uji (2022-2024) *Out-of-Sample*. Hasil peramalan titik (*point forecast*) dari setiap model disajikan secara berurutan di bawah ini.

a. Hasil Peramalan Model *Single Exponential Smoothing* (SES)

Model SES, yang secara teoretis tidak memiliki komponen tren, menghasilkan peramalan yang konstan untuk seluruh horizon waktu. Tabel 6 menyajikan perbandingan antara nilai ramalan dengan nilai aktual beserta perhitungan galatnya.

Tabel 5. Hasil Peramalan Model SES pada Data Uji

Tahun	Kapasitas Aktual (MW)	Kapasitas Ramalan (MW)	Galat Absolut (MW)	Galat Persentase Absolut (%)
2022	28.62	20.72	7.90	27.60%
2023	32.33	20.72	11.61	35.91%
2024	33.65	20.72	12.93	38.42%

Sumber: Olah data peneliti, 2025

b. Hasil Peramalan Model *Double Exponential Smoothing* (Holt)

Model Holt (DES), yang secara teoretis memiliki komponen tren, menghasilkan peramalan yang menunjukkan tren kenaikan linier. Tabel 7 menyajikan perbandingan antara nilai ramalan dengan nilai aktual beserta perhitungan galatnya.

Tabel 6. Hasil dan Akurasi Peramalan Model DES pada Data Uji

Tahun	Kapasitas Aktual (MW)	Kapasitas Ramalan (MW)	Galat Absolut (MW)	Galat Persentase Absolut (%)
2022	28.62	23.06	5.56	19.43%
2023	32.33	26.90	5.43	16.79%
2024	33.65	30.74	2.91	8.65%

Sumber: Olah data peneliti, 2025

c. Hasil Peramalan Model Kerangka Kerja ETS

Model ETS, yang secara otomatis terpilih sebagai model ETS(M,N,N), menghasilkan peramalan yang konstan karena tidak memiliki komponen tren. Tabel 8 menyajikan perbandingan antara nilai ramalan dengan nilai aktual beserta perhitungan galatnya.

Tabel 7. Hasil dan Akurasi Peramalan Model ETS pada Data Uji

Tahun	Kapasitas Aktual (MW)	Kapasitas Ramalan (MW)	Galat Absolut (MW)	Galat Persentase Absolut (%)
2022	28.62	19.58	9.04	31.59%
2023	32.33	19.58	12.75	39.44%
2024	33.65	19.58	14.07	41.48%

Sumber: Olah data peneliti, 2025

d. Hasil Peramalan Model ARIMA

Model ARIMA, yang secara otomatis terpilih sebagai model ARIMA(0,1,0) atau *Random Walk*, juga menghasilkan peramalan yang konstan karena tidak mengidentifikasi adanya komponen *drift* (kenaikan konstan) yang signifikan secara statistik dari data latih. Tabel 9 menyajikan perbandingan antara nilai ramalan dengan nilai aktual beserta perhitungan galatnya.

Tabel 8. Hasil dan Akurasi Peramalan Model ARIMA pada Data Uji

Tahun	Kapasitas Aktual (MW)	Kapasitas Ramalan (MW)	Galat Absolut (MW)	Galat Persentase Absolut (%)
2022	28.62	21.34	7.28	25.44%
2023	32.33	21.34	10.99	33.99%
2024	33.65	21.34	12.31	36.58%

Sumber: Olah data peneliti, 2025

Untuk mengevaluasi kinerja prediktif dari setiap model yang valid secara objektif, metrik akurasi out-of-sample dihitung dengan membandingkan hasil peramalan dengan data aktual pada set uji (2022-2024). Rangkuman perbandingan metrik akurasi RMSE, MAE, dan MAPE untuk keempat model kandidat disajikan pada Tabel 10.

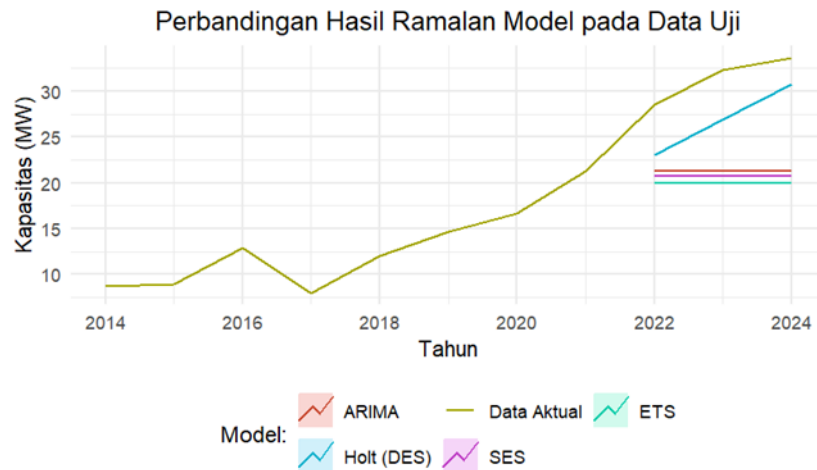
Tabel 9. Perbandingan Akurasi Peramalan Model pada Data Uji

Model Kandidat	RMSE	MAE	MAPE (%)
SES	11.02	10.48	33.97
DES	4.79	4.63	14.95
ETS	11.77	11.58	36.41
ARIMA	10.41	10.19	32.00

Berdasarkan Tabel 10, terlihat bahwa model *Double Exponential Smoothing* (Holt) menunjukkan kinerja yang paling unggul secara signifikan. Model ini menghasilkan nilai

RMSE, MAE, dan MAPE yang paling rendah dibandingkan ketiga model lainnya. Secara khusus, nilai MAPE sebesar 14,95% menempatkan model ini dalam kategori kemampuan peramalan baik.

Untuk memberikan gambaran visual mengenai perbedaan kinerja antar model, disajikan Gambar 4.3 yang memetakan lintasan ramalan dari setiap model kandidat terhadap data aktual pada periode uji.



Gambar 15. Grafik Perbandingan Lintasan Ramalan Model pada Data Uji

Grafik pada Gambar 15 secara visual mengonfirmasi temuan dari tabel akurasi. Terlihat jelas bahwa lintasan ramalan dari Metode DES paling mendekati lintasan Data Aktual, sementara model-model lainnya menghasilkan proyeksi yang lebih datar dan kurang representatif terhadap tren pertumbuhan yang terjadi.

Berdasarkan hasil uji validitas pada Tabel 5, di mana keempat model kandidat dinyatakan layak secara statistik, keputusan akhir penentuan model terbaik didasarkan pada kinerja akurasi peramalan *out-of-sample* pada data uji.

Hasil perbandingan pada Tabel 10 menunjukkan bahwa Metode *Double Exponential Smoothing* (DES) secara konsisten dan signifikan lebih unggul dibandingkan ketiga model lainnya. Model ini menghasilkan nilai RMSE (4.79), MAE (4.63), dan MAPE (14.95%) yang paling rendah. Keunggulan ini juga terkonfirmasi secara visual pada Gambar 4.14, di mana lintasan ramalannya paling mendekati data aktual.

Oleh karena itu, Metode DES ditetapkan sebagai model peramalan terbaik dalam penelitian ini dan akan digunakan untuk analisis selanjutnya.

Analisis Karakteristik dari Model Terbaik

Setelah Metode DES ditetapkan sebagai model dengan kinerja prediktif terbaik, analisis dilanjutkan dengan membedah model tersebut. Tujuannya adalah untuk menggunakan struktur dan parameter model sebagai instrumen diagnostik guna mengungkap karakteristik kuantitatif yang mendasari tren pertumbuhan data historis.

Analisis karakteristik ini dilakukan melalui dua pendekatan. Pertama, dengan menginterpretasikan parameter *smoothing* optimal (α dan β) yang dipilih oleh model untuk memahami bagaimana model tersebut merepresentasikan stabilitas level dan laju pertumbuhan. Kedua, dengan mengukur deviasi atau galat peramalan pada data uji untuk mengkuantifikasi

seberapa konsisten dinamika pertumbuhan terkini (2022-2024) jika dibandingkan dengan tren yang telah dipelajari dari periode sebelumnya (2014-2021).

Pendekatan pertama untuk mengungkap karakteristik tren adalah dengan menganalisis parameter internal yang diestimasi oleh model DES selama proses pelatihan pada data periode 2014-2021. Sesuai dengan metodologi yang telah diuraikan, parameter pemulusan untuk level (α) dan tren (β) tidak ditentukan secara manual, melainkan diestimasi melalui sebuah algoritma optimisasi. Algoritma ini secara sistematis mencari kombinasi nilai α dan β yang secara matematis menghasilkan kesalahan peramalan terkecil (umumnya dengan meminimalkan *Sum of Squared Errors*/SSE) pada data latih.

Proses optimisasi ini memastikan bahwa parameter yang dipilih adalah yang paling representatif terhadap pola yang ada di dalam data historis, bebas dari subjektivitas peneliti. Hasil dari proses optimisasi ini disajikan pada Tabel 11 berikut.

Tabel 10. Parameter Optimal Model Holt (DES)

Parameter	Nilai Estimasi
Alpha (α) - Level	0.3808
Beta (β) - Tren	1

Tabel 11 menyajikan parameter optimal yang dihasilkan dari proses kalibrasi DES pada data latih. Ditemukan bahwa model ini paling sesuai dengan data historis ketika menggunakan nilai alpha (α) sebesar 0.3808 untuk komponen level dan nilai beta (β) sebesar 1 untuk komponen tren. Parameter-parameter ini akan diinterpretasikan lebih dalam pada sub-bab pembahasan. Selanjutnya, akan disajikan hasil pengukuran deviasi ketika model dengan parameter ini digunakan untuk meramal pada periode data uji.

Tabel 12. Pengukuran Deviasi Model DES pada Data Uji

Tahun	Kapasitas Aktual (MW)	Kapasitas Ramalan (MW)	Deviasi/Galat Absolut (MW)	APE (%)
2022	28.62	23.06	5.56	19.43%
2023	32.33	26.90	5.43	16.79%
2024	33.65	30.74	2.91	8.65%

Hasil Proyeksi Jangka Menengah

Setelah melalui proses seleksi hierarkis dan validasi yang ketat, Metode *Double Exponential Smoothing* ditetapkan sebagai model yang paling representatif untuk data deret waktu yang dianalisis. Prosedur analisis kemudian berpuncak pada tahap peramalan, di mana model terbaik ini digunakan untuk menghasilkan proyeksi jangka menengah. Untuk memaksimalkan basis informasi dan memastikan proyeksi didasarkan pada keseluruhan pola historis yang tersedia, model DES dilatih ulang menggunakan himpunan data penuh periode 2014-2024.

Hasil dari model final ini disajikan pada bagian selanjutnya dalam dua format utama. Pertama, disajikan tabel numerik yang merinci proyeksi titik (*point forecast*) untuk setiap tahun dari 2025 hingga 2034, beserta rentang ketidakpastiannya (*prediction intervals*) pada tingkat kepercayaan 80% dan 95%. Kedua, disajikan visualisasi grafis dari lintasan proyeksi tersebut

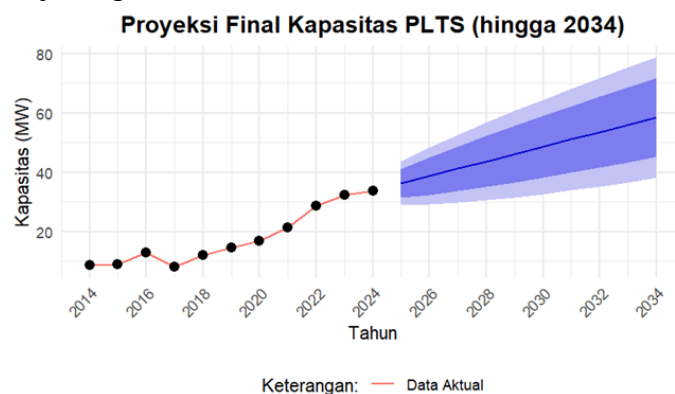
untuk memberikan gambaran intuitif mengenai tren masa depan beserta spektrum kemungkinan hasilnya.

Hasil peramalan numerik untuk periode 2025 hingga 2034 disajikan secara rinci pada Tabel 13. Tabel ini menampilkan proyeksi titik (*point forecast*) sebagai estimasi nilai yang paling mungkin terjadi, serta rentang interval prediksi 80% dan 95% untuk memberikan gambaran mengenai spektrum hasil yang mungkin terjadi berdasarkan tingkat ketidakpastian model.

Tabel 11. Proyeksi Kapasitas Terpasang PLTS (2025-2034)

Tahun	Batas bawah 95%	Batas bawah 80%	Proyeksi titik (MW)	Batas atas 80%	Batas atas 95%
2025	29.00	31.50	36.22	40.95	43.45
2026	29.08	32.41	38.69	44.97	48.30
2027	29.65	33.63	41.16	48.68	52.67
2028	30.48	35.03	43.62	52.22	56.76
2029	31.50	36.55	46.09	55.63	60.68
2030	32.65	38.15	48.56	58.96	64.46
2031	33.90	39.82	51.02	62.22	68.15
2032	35.23	41.55	53.49	65.43	71.75
2033	36.62	43.31	55.95	68.60	75.29
2034	38.07	45.12	58.42	71.72	78.77

Visualisasi dari proyeksi ini, yang menunjukkan lintasan pertumbuhan beserta rentang ketidakpastiannya, disajikan pada Gambar 16.



Gambar 16. Grafik Proyeksi Final Kapasitas PLTS (hingga 2034)

Grafik tersebut menunjukkan proyeksi pertumbuhan yang cenderung linier, sejalan dengan karakteristik model DES. Terlihat pula bahwa rentang ketidakpastian (area bersir) semakin melebar seiring bertambahnya rentang waktu, yang mengindikasikan meningkatnya ketidakpastian pada peramalan di tahun-tahun yang lebih jauh.

Interpretasi Hasil Seleksi Model

Proses seleksi model pada sub-bab menunjukkan bahwa Double Exponential Smoothing (DES) menjadi metode paling unggul karena paling sesuai dengan karakter tren linier pada data kapasitas terpasang PLTS. Model tanpa komponen tren seperti SES dan ETS(M,N,N) terbukti tidak memadai, menghasilkan peramalan datar dengan MAPE tinggi, sehingga mengonfirmasi bahwa data memiliki tren pertumbuhan yang kuat. Sementara itu, ARIMA(0,1,0), meskipun

valid, memberikan akurasi yang lebih rendah karena sifatnya yang stokastik tidak mampu menangkap pola pertumbuhan deterministik yang stabil. Keberhasilan DES dengan MAPE terendah menunjukkan bahwa asumsi tren linier eksplisitnya paling sesuai dengan dinamika historis 2014–2024. Hasil ini memperkuat robustitas penelitian karena pemilihan model dilakukan melalui proses seleksi kompetitif yang objektif dan dapat dipertanggungjawabkan.

Interpretasi Karakteristik Tren Pertumbuhan

Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa nilai alpha (α) yang sangat tinggi, yaitu 0.8773, menandakan level kapasitas PLTS bersifat sangat responsif terhadap data terbaru, sehingga kondisi tahun sebelumnya menjadi indikator paling kuat bagi nilai saat ini. Sebaliknya, nilai beta (β) yang sangat rendah, yaitu 0.0001, mengindikasikan bahwa tren pertumbuhan jangka panjang berjalan sangat stabil dan tidak banyak berubah meskipun terdapat fluktuasi tahunan. Secara keseluruhan, data kapasitas PLTS 2014–2024 paling tepat digambarkan sebagai proses yang cepat menyesuaikan levelnya terhadap kondisi terkini, namun mempertahankan laju pertumbuhan jangka panjang yang konsisten dan stabil.

Interpretasi Proyeksi dan Interval

Analisis proyeksi jangka menengah menunjukkan bahwa lintasan pertumbuhan kapasitas PLTS yang dihasilkan model DES merupakan baseline yang menggambarkan kelanjutan tren historis 2014–2024, yaitu pertumbuhan linier dengan laju konstan. Namun, interval prediksi yang semakin melebar dari tahun ke tahun mengindikasikan meningkatnya ketidakpastian, sehingga proyeksi jangka panjang harus ditafsirkan secara hati-hati. Ketika baseline ini disandingkan dengan rencana kapasitas dalam RUPTL 2025–2034, terlihat perbedaan skala yang sangat besar: proyeksi DES untuk 2034 hanya mencapai 50,75 MW, yaitu sekitar 0,71% dari target RUPTL RE Base dan 0,30% dari target ARED. Perbedaan tersebut tidak hanya mencerminkan selisih kuantitatif, tetapi mengungkap perbedaan karakter pertumbuhan: tren historis mencerminkan pertumbuhan organik dan inkremental, sedangkan skenario ARED mengasumsikan lonjakan kapasitas besar yang bersifat step-change akibat intervensi proyek masif. Temuan ini menegaskan bahwa target ARED tidak dapat dicapai hanya dengan mempertahankan atau mempercepat tren historis, tetapi membutuhkan perubahan paradigma pertumbuhan. Keterbatasan analisis mencakup sifat model yang univariat (tidak memasukkan variabel eksternal), cakupan data yang hanya mencerminkan aset PLN, serta menurunnya reliabilitas proyeksi pada horizon lebih panjang, sebagaimana tercermin dari prediction interval yang semakin melebar.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode Double Exponential Smoothing (DES) merupakan model paling akurat dan robust untuk memproyeksikan kapasitas terpasang PLTS 2014–2024, dengan MAPE 14,95% yang jauh lebih baik dibandingkan ARIMA, ETS, dan SES. Analisis parameter menunjukkan tren pertumbuhan bersifat linier dan stabil, ditandai nilai alpha tinggi (0,88) yang sensitif terhadap level kapasitas terbaru serta beta sangat kecil (0,0001) yang mencerminkan momentum tren jangka panjang yang konsisten. Karakteristik ini menghasilkan baseline proyeksi yang dapat diandalkan, namun

ketidakpastian semakin meningkat pada horizon jangka panjang sehingga membutuhkan kehati-hatian dalam interpretasinya. Berdasarkan temuan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan mengembangkan model multivariat yang mempertimbangkan faktor eksternal, melakukan benchmarking dengan metode machine learning, serta melengkapi analisis kuantitatif dengan pendekatan kualitatif melalui wawancara dan kajian kebijakan untuk mengungkap faktor spesifik yang memengaruhi pertumbuhan PLTS di Indonesia.

REFERENSI

- Azhar, M., & Satriawan, D. A. (2018). Implementasi kebijakan energi baru dan energi terbarukan dalam rangka ketahanan energi nasional. *Administrative Law and Governance Journal*, 1(4). <https://doi.org/10.14710/alj.v1i4.398-412>
- Bergero, C., Rich, M. J., & Saikawa, E. (2021). All roads lead to Paris: The eight pathways to renewable energy target adoption. *Energy Research and Social Science*, 80, 102215. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2021.102215>
- Dewan Energi Nasional. (2017). *Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2017 tentang Rencana Umum Energi Nasional*. <https://jdih.esdm.go.id/common/dokumen-external/Perpres%2022%20Tahun%202017.pdf>
- Di Foggia, G., & Beccarello, M. (2024). European roadmaps to achieving 2030 renewable energy targets. *Utilities Policy*, 88, 101729. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2024.101729>
- Esther, J., Manullang, H., & Silalahi, J. (2021). Pola penanganan dan penindakan pelaku tindak pidana perdagangan orang. *Jurnal IUS Kajian Hukum dan Keadilan*, 9(1). <https://doi.org/10.29303/ius.v9i1.850>
- Haupt, T., & Trull, O. (2025). PV production forecast using hybrid models of time series with machine learning methods. *Energies*, 18(2692), 1–17. <https://doi.org/10.3390/en18112692>
- IRENA. (2023). *NDCs and renewable energy targets in 2023: Tripling renewable power by 2030*. International Renewable Energy Agency. <https://www.irena.org>
- Isnandar, S., Putra, B. A. S., & Hariyanto, N. (2025). Modelling rooftop solar capacity in Indonesia: Monte Carlo and ARIMA forecasting of VRE growth under policy constraint. *International Journal of Electrical Engineering and Informatics*, 17(1), 1–17. <https://doi.org/10.15676/ijeei.2025.17.1.1>
- Maulidia, M., Dargusch, P., Ashworth, P., & Ardiansyah, F. (2019). Rethinking renewable energy targets and electricity sector reform in Indonesia: A private sector perspective. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 101, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.11.005>
- Nugraha, R., & A. (2024). Time series analysis for electricity demand forecasting in Indonesia: A comparative study of ARIMA and exponential smoothing models. *Information Technology International Journal*, 2(2), 78–88.
- Parvez, A., Ismail, R. N., Asathin, S. A., & Saputra, A. (2023). Reformulation Rancangan Undang-Undang Energi Baru Terbarukan for transition to eco-friendly energy based by green legislation. *Ikatan Penulis Mahasiswa Hukum Indonesia Law Journal*, 3(1). <https://doi.org/10.15294/ipmhi.v3i1.58069>
- PT PLN (Persero). (2024). *Statistik PLN 2024* (Vol. 15, Issue 1). PT PLN (Persero).
- PT PLN (Persero). (2025). *Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) 2025–2034*. <https://web.pln.co.id/stakeholder/ruptl>
- Rumahorbo, R. P., & Nursadi, H. (2023). Energi baru terbarukan sumber daya air: manfaat dan dampaknya terhadap lingkungan hidup. *Jurnal Darma Agung*, 31(1). <https://doi.org/10.46930/ojsuda.v31i1.2967>

- Ruslan, R. (2021). Status pemanfaatan energi baru terbarukan dan opsi nuklir dalam bauran energi nasional. *Jurnal Pengembangan Energi Nuklir*, 23(1). <https://doi.org/10.17146/jpen.2021.23.1.6161>
- Sapundzhi, F., Chikalov, A., & Georgiev, S. (2024). Predictive modeling of photovoltaic energy yield using an ARIMA approach. *Applied Sciences*, 14(11192). <https://doi.org/10.3390/app142311192>
- Sidik, A., Lumbantobing, H., Indrawan, B., Edwinanto, E., Putra, Y., Imamulhak, Y., & Rinaldi, R. (2023). Studi potensi pemanfaatan energi baru terbarukan (EBT) untuk mendukung sistem ketenagalistrikan di wilayah IKN. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan)*, 6(2). <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v6i2.379>
- Silalahi, D. F., Blakers, A., Stocks, M., Lu, B., Cheng, C., & Hayes, L. (2021). Indonesia's vast solar energy potential. *Energies*, 14(5424), 1–24.
- Sucita, T., Hakim, D. L., Hidayatulloh, R. H., & Fahrizal, D. (2024). Solar irradiation intensity forecasting for solar panel power output analyze. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 36(1), 74–85. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v36.i1.pp74-85>
- Timotius, H., Simatupang, J. W., Andriani, M., Situmeang, P., SM, I. R., & Fauzi, M. (2023). Analisis potensi energi matahari menjadi energi listrik di Indonesia: Proyeksi dan peramalan kapasitas terpasang PLTS dengan metode double exponential smoothing. *TESLA Jurnal Teknik Elektro*, 25(2), 183–195. <https://doi.org/10.24912/tesla.v25i2.25831>

© 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY SA) license (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

