

Analisis Time Series dengan RapidMiner untuk Peramalan Konsumsi Energi Listrik sebagai Dasar Pengambilan Keputusan Manajerial

Virginia Paulina Engelina

virginiapaulina6@gmail.com

Perbanas Institute

ABSTRAK

Konsumsi energi listrik merupakan indikator penting dalam mengukur perkembangan sosial ekonomi dan perencanaan kapasitas ketenagalistrikan nasional. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola historis konsumsi energi listrik nasional periode 2016–2024 serta membangun model peramalan menggunakan metode ARIMA dan Exponential Smoothing melalui perangkat lunak RapidMiner Studio. Data diperoleh dari Annual Report PLN dan diolah sebagai deret waktu tahunan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa konsumsi listrik nasional mengalami tren peningkatan stabil selama sembilan tahun terakhir. Model ARIMA(4,0,1) menghasilkan nilai RMSE sebesar $1,62 \times 10^9$ dan MAPE 6,56%, sedangkan Exponential Smoothing menghasilkan RMSE $1,00 \times 10^9$ dan MAPE 3,81%. Dengan nilai kesalahan yang lebih rendah, Exponential Smoothing menjadi model terbaik untuk memproyeksikan konsumsi listrik tahun 2025. Hasil peramalan memberikan implikasi manajerial penting, seperti perencanaan kapasitas pembangkit, kebijakan subsidi energi, dan perencanaan transisi energi. Penelitian ini menegaskan bahwa metode peramalan berbasis RapidMiner mampu mendukung evidence-based decision making dalam manajemen energi nasional.

Kata kunci: Konsumsi Energi, ARIMA, Exponential Smoothing, RapidMiner, Peramalan Listrik

 This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

PENDAHULUAN

Energi listrik merupakan kebutuhan utama dalam kehidupan modern dan menjadi faktor kunci yang mendorong aktivitas ekonomi, sosial, dan industri. Hampir seluruh sektor kehidupan manusia bergantung pada pasokan listrik yang stabil dan terjangkau. Dalam konteks pembangunan nasional, listrik tidak hanya berfungsi sebagai sumber energi, tetapi juga sebagai indikator kemajuan ekonomi dan sosial suatu negara (Wahyuni et al., 2024).

Di Indonesia, penyediaan tenaga listrik merupakan tanggung jawab utama Perusahaan Listrik Negara (PLN) yang berperan penting

dalam menjamin ketersediaan dan distribusi energi ke seluruh wilayah. Seiring meningkatnya jumlah pelanggan setiap tahun, PLN menghadapi tantangan besar untuk menjaga keseimbangan antara pasokan dan permintaan listrik agar tetap efisien dan berkelanjutan. Oleh karena itu, kemampuan melakukan analisis dan peramalan konsumsi energi listrik menjadi krusial sebagai dasar pengambilan keputusan strategis dan manajerial.

Konsumsi energi listrik di Indonesia menunjukkan fluktuasi dari waktu ke waktu yang dipengaruhi oleh pertumbuhan ekonomi, industrialisasi, urbanisasi, dan kebijakan pemerintah di bidang energi. Pola ini bersifat dinamis dan memiliki keterkaitan temporal, di mana nilai konsumsi pada periode tertentu bergantung pada periode sebelumnya. Analisis deret waktu (time series analysis) merupakan pendekatan yang tepat untuk memahami pola tersebut karena mampu menangkap tren jangka panjang, pola musiman, dan fluktuasi acak (Shmueli et al., 2023). Pendekatan ini tidak hanya menggambarkan perilaku data masa lalu, tetapi juga memungkinkan prediksi kondisi di masa mendatang berdasarkan hubungan historis antarperiode. Dalam sektor ketenagalistrikan, peramalan konsumsi listrik memiliki arti strategis karena hasilnya menjadi acuan bagi manajemen dalam menetapkan kapasitas pembangkit, rencana distribusi, investasi infrastruktur, dan kebijakan tarif. Ketidakakuratan dalam memprediksi permintaan dapat menyebabkan dua risiko: defisit pasokan jika permintaan melebihi kapasitas, atau pemborosan biaya bila kapasitas terlalu besar dibandingkan kebutuhan aktual (Maltuf & Fatah, 2025). Oleh sebab itu, dibutuhkan metode peramalan yang andal, informatif, dan mudah diimplementasikan sebagai dasar pengambilan keputusan manajerial yang efektif (evidence-based decision making, Suhartono & Endharta, 2009).

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam analisis konsumsi energi adalah model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) yang efektif untuk menangkap pola data linear dan tren jangka panjang (Box et al., 2015). Selain itu, Exponential Smoothing (Holt-Winters) juga sering digunakan karena kesederhanaannya dalam memproyeksikan tren dengan bobot lebih besar pada data terbaru. Kedua metode ini cocok digunakan untuk data konsumsi listrik yang menunjukkan tren naik stabil tanpa pola musiman yang kompleks.

Seiring kemajuan teknologi analitik, proses peramalan kini dapat dilakukan lebih efisien dengan bantuan perangkat lunak RapidMiner Studio, sebuah platform machine learning berbasis visual yang memungkinkan analisis data tanpa kemampuan pemrograman mendalam. RapidMiner mampu mengintegrasikan metode statistik dan prediktif seperti ARIMA dan Exponential Smoothing, sekaligus melakukan validasi model secara otomatis untuk meningkatkan akurasi

hasil. Berbagai penelitian menunjukkan efektivitas RapidMiner dalam membangun model peramalan energi. Rachbini (2025) menemukan bahwa RapidMiner menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah, sementara Sun et al. (2022) menegaskan bahwa pendekatan time series forecasting berbasis machine learning mampu meningkatkan akurasi tanpa mengorbankan interpretabilitas hasil, sehingga menjadi alternatif yang lebih unggul dibanding metode konvensional berbasis statistik.

Penelitian ini memanfaatkan RapidMiner untuk menganalisis dan meramalkan konsumsi energi listrik nasional dengan dua model utama, yaitu ARIMA dan Exponential Smoothing. Hasil analisis diharapkan tidak hanya menggambarkan tren historis konsumsi energi, tetapi juga memberikan proyeksi kuantitatif yang akurat sebagai dasar pengambilan keputusan manajerial di sektor ketenagalistrikan. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat mendukung perencanaan kapasitas pembangkit, pengelolaan pasokan energi, serta kebijakan efisiensi dan investasi di sektor energi.

METODE PENELITIAN

1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis deret waktu (time series forecasting). Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada pengolahan data numerik historis untuk menganalisis pola konsumsi energi listrik dan menghasilkan proyeksi yang dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan manajerial. Metode time series forecasting digunakan untuk mempelajari pola perubahan data dari waktu ke waktu, seperti tren dan fluktuasi musiman, guna memprediksi nilai di masa mendatang dengan tingkat kesalahan sekecil mungkin (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Dua model utama digunakan dalam penelitian ini, yaitu ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dan Exponential Smoothing (Holt-Winters), yang diimplementasikan menggunakan perangkat lunak RapidMiner Studio (AI Studio 2026). Pemilihan kedua model ini didasarkan pada kemampuannya dalam menangkap pola data historis yang bersifat tren dan musiman secara berbeda, sehingga hasil peramalan dapat dibandingkan untuk memperoleh model terbaik dengan tingkat akurasi tertinggi.

2. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari dokumen resmi Annual Report PLN selama periode 2016–2024. Data tersebut mencakup:

- a. Volume penjualan energi listrik (kWh)

- b. Pendapatan (Rp)
- c. Jumlah Pelanggan
- d. Tarif Rata-rata (Rp/kWh)

Pemilihan data selama sembilan tahun terakhir dilakukan untuk memperoleh pola yang representatif terhadap fluktuasi dan tren jangka panjang, sehingga hasil peramalan dapat menggambarkan kondisi aktual konsumsi energi listrik.

3. Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan satu variabel utama, yaitu penjualan energi listrik nasional (Y), yang berfungsi sebagai variabel dependen dalam model peramalan deret waktu. Variabel ini menggambarkan tingkat konsumsi energi listrik di Indonesia berdasarkan data historis penjualan energi yang dilaporkan oleh PLN setiap tahun. Secara rinci, deskripsi variabel dapat dijelaskan sebagai berikut:

Tabel 1. Deskripsi Variabel

Nama Variabel	Kode	Definisi	Satuan	Sumber Data
Penjualan Energi Listrik Nasional	Y	Total volume penjualan energi listrik tahunan PLN yang mencerminkan tingkat konsumsi listrik nasional dari seluruh golongan pelanggan (rumah tangga, sosial, bisnis, industri, dan pemerintahan). Variabel ini menjadi dasar analisis pola historis dan peramalan konsumsi energi.	kWh	Annual Report PLN (2016–2024)

Tabel 1. Deskripsi Variabel

4. Teknik Pengumpulan Data

Data diperoleh melalui tahapan berikut:

- a. Mengunduh Annual Report PLN melalui situs resmi <https://pln.co.id> pada bagian *Investor Relations* → *Laporan Tahunan*
- b. Mengekstraksi data numerik terkait penjualan energi listrik dari bagian laporan keuangan dan operasional
- c. Melakukan rekapitulasi data ke dalam format spreadsheet (.xlsx)

- d. Menyimpan data akhir dalam format Comma Separated Values (.CSV) agar dapat diimpor langsung ke aplikasi RapidMiner Studio.

5. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan bantuan perangkat lunak RapidMiner Studio, yang memungkinkan pengguna untuk membangun alur (*process*) analisis tanpa perlu menulis kode secara manual. Langkah-langkah analisis yang digunakan adalah sebagai berikut:

a. *Data Preparation*

- 1) Data CSV hasil rekapitulasi diimpor ke RapidMiner melalui operator Read CSV, kemudian dilakukan praproses data dengan langkah-langkah:
 - 2) Set Role: menetapkan atribut Periode sebagai time index dan Besar kWh sebagai label (variabel target).
 - 3) Sort: mengurutkan data berdasarkan periode secara kronologis.
 - 4) Select Attributes dan Filter Examples: memastikan hanya variabel yang relevan (penjualan energi listrik) yang digunakan.

Langkah ini memastikan data sudah bersih, urut, dan siap digunakan untuk pemodelan.

b. *Modeling (Pembuatan Model Peramalan)*

Dua model time series digunakan untuk membangun dan membandingkan hasil peramalan:

- 1) Model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)
Menggunakan operator Forecast Validation untuk pelatihan dan pengujian model.
Parameter terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(4,0,1) dengan kinerja:

AIC = 1111.543

BIC = 1120.075

AICC = 1120.132

RMSE = 1.62×10^9

Relative Error = 6.56%

Model ini dinilai akurat dan stabil untuk data tanpa pola musiman yang kuat.

- 2) Model Exponential Smoothing (Holt-Winters)

Menggunakan operator Holt-Winters dengan parameter:

Alpha = 0.5 (penghalusan level),

Beta = 0.0 (penghalusan tren),

Gamma = 0 (tanpa musiman).

Hasil evaluasi menunjukkan kinerja model dengan:

$$RMSE = 1.00 \times 10^9$$

$$\text{Relative Error} = 3.81\%$$

Model ini memberikan hasil lebih halus dan akurat dibandingkan ARIMA karena data cenderung memiliki tren linier tanpa komponen musiman.

c. *Forecasting dan Visualisasi Hasil*

Model terbaik dari kedua pendekatan digunakan untuk melakukan peramalan konsumsi energi listrik selama 12 bulan ke depan (tahun 2025) menggunakan operator Apply Forecast. Hasil prediksi divisualisasikan dalam bentuk grafik tren deret waktu yang membandingkan data historis (2016–2024) dengan hasil prediksi (2025). Visualisasi ini digunakan sebagai dasar analisis tren dan rekomendasi keputusan manajerial.

6. Tahapan Penelitian

Alur penelitian secara keseluruhan dapat dijabarkan sebagai berikut:

- Studi literatur mengenai konsep konsumsi energi listrik dan metode peramalan deret waktu (ARIMA dan Exponential Smoothing).
- Pengumpulan data sekunder dari Annual Report PLN (2016–2024).
- Praproses data menggunakan RapidMiner melalui tahapan Read CSV, Set Role, Sort, dan Select Attributes.
- Pembangunan model peramalan menggunakan ARIMA(4,0,1) dan Exponential Smoothing ($\alpha=0.5$, $\beta=0$, $\gamma=0$).
- Evaluasi performa model berdasarkan metrik AIC, BIC, RMSE, dan MAPE.
- Melakukan peramalan konsumsi energi listrik untuk tahun 2025.
- Interpretasi hasil peramalan untuk menghasilkan implikasi manajerial di sektor ketenagalistrikan.

Seluruh tahapan dilakukan secara sistematis dan terintegrasi agar hasil analisis dapat memberikan dasar empiris yang kuat bagi pengambilan keputusan manajerial berbasis data.

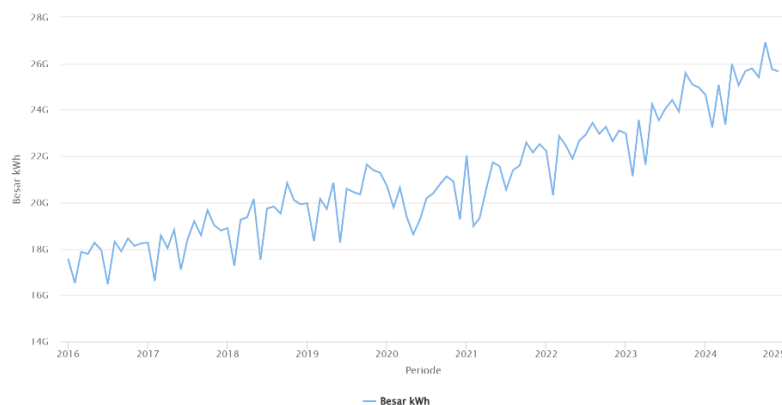
HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Data dan Pola Historis

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang bersumber dari Laporan Tahunan (*Annual Report*) PLN periode 2016 hingga 2024. Data tersebut memuat informasi mengenai penjualan energi listrik nasional dalam satuan *terawatt-hour* (TWh), yang mencerminkan tingkat konsumsi listrik dari berbagai sektor pelanggan seperti sosial, rumah tangga, bisnis, industri, dan pemerintahan.

Data penjualan energi listrik dianggap representatif karena mencerminkan perilaku konsumsi energi masyarakat yang sangat dipengaruhi oleh kondisi sosial ekonomi, pertumbuhan industri, serta kebijakan pemerintah di sektor ketenagalistrikan. Dengan rentang waktu sembilan tahun dan frekuensi data bulanan, pola perubahan konsumsi listrik dapat diamati secara jelas, sehingga menjadi dasar yang kuat dalam membangun model peramalan jangka pendek yang akurat.

Dalam penelitian ini, data diolah menggunakan perangkat lunak RapidMiner Studio untuk menganalisis tren historis dan menentukan model peramalan terbaik. Dua metode yang digunakan adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan *Exponential Smoothing* (Holt-Winters), karena keduanya mampu mengenali pola tren dan fluktuasi musiman pada data *time series*. Melalui pendekatan ini, hasil peramalan diharapkan dapat memberikan gambaran realistis mengenai perkembangan penjualan energi listrik nasional berdasarkan pola historisnya.



Gambar 1. Tren Penjualan Energi Listrik Nasional Periode 2016–2024

Grafik pada Gambar 1 menunjukkan pola kenaikan penjualan energi listrik yang terjadi secara bertahap namun konsisten dari tahun ke tahun. Kurva bergerak naik secara stabil, dengan sedikit penurunan pada beberapa periode tertentu yang menandakan adanya fluktuasi musiman konsumsi listrik. Misalnya, pada bulan-bulan tertentu, permintaan listrik menurun akibat faktor cuaca atau berkurangnya aktivitas industri, namun secara keseluruhan arah pertumbuhan tetap positif.

Pola pertumbuhan yang terbentuk bersifat gradual dan berkelanjutan, seiring dengan pertumbuhan ekonomi, urbanisasi, dan peningkatan aktivitas industri. Kondisi ini menegaskan bahwa sistem produksi dan distribusi listrik di Indonesia relatif stabil, sehingga hasil peramalan diharapkan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Tren kenaikan konsumsi listrik nasional yang berkelanjutan ini juga memiliki implikasi penting bagi perencanaan energi nasional. PLN sebagai penyedia utama tenaga listrik perlu menyesuaikan kapasitas

pembangkit dan strategi investasi agar dapat memenuhi kebutuhan di masa depan. Oleh karena itu, analisis data historis tidak hanya menjadi langkah awal dalam proses peramalan, tetapi juga memberikan gambaran makro mengenai dinamika konsumsi energi nasional yang terus berkembang seiring dengan pertumbuhan ekonomi dan kemajuan teknologi di Indonesia.

Estimasi Model ARIMA

Tahap pertama analisis dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) untuk membangun model peramalan berdasarkan pola historis data penjualan energi listrik periode 2016–2024. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh model yaitu ARIMA (4,0,1) dengan parameter sebagai berikut:

Tabel 2. Parameter Model ARIMA

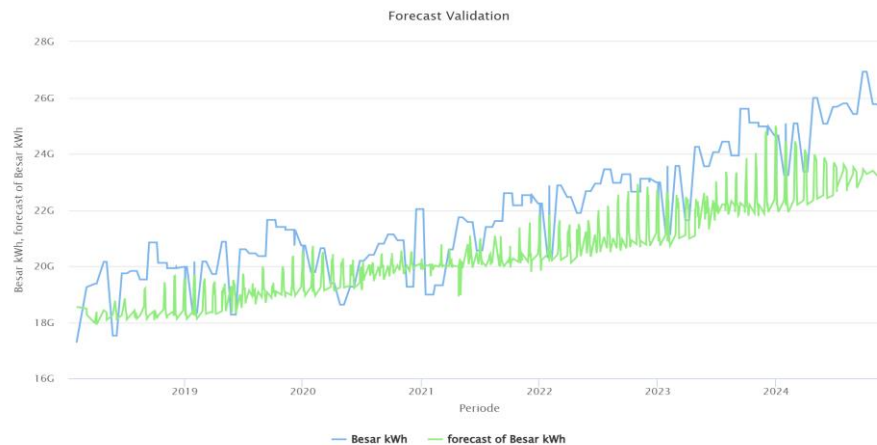
AR Coefficients:	[0.16843370050809842, 0.887642784371787, 0.02511850969544349, -0.454711732459435]
MA Coefficients:	[0.003954784946430045]
constant:	2.44387660954E10, length of residuals: 1

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan ukuran statistik *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), dan *Akaike's Corrected Information Criterion* (AICC). Hasil evaluasi menunjukkan:

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model ARIMA

aic:	1111.543 +/- 7.957 (micro average: 1123.117)
bic:	1120.075 +/- 7.957 (micro average: 1131.649)
aicc:	1120.132 +/- 7.957 (micro average: 1131.705)
root_mean_squared_error:	1621530330.701 +/- 394836756.437 (micro average: 1668260008.063 +/- 0.000)
relative_error:	6.56% +/- 1.40% (micro average: 6.56% +/- 3.34%)

Hasil pemodelan menggunakan metode ARIMA(4,0,1) menunjukkan nilai AIC sebesar 1111.543, BIC sebesar 1120.075, dan AICC sebesar 1120.132. Nilai-nilai ini menggambarkan tingkat *goodness of fit* model dengan penalti terhadap kompleksitas. Semakin kecil nilai AIC, BIC, dan AICC, semakin baik model dalam menyesuaikan diri terhadap data tanpa mengalami *overfitting*. Perbedaan ketiga nilai tersebut yang relatif kecil menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara akurasi dan kompleksitas, sehingga dapat dikatakan bahwa ARIMA(4,0,1) sudah cukup optimal secara statistik untuk memodelkan data deret waktu "Besar kWh". Berikut hasil plot pemodelan ARIMA terkait.



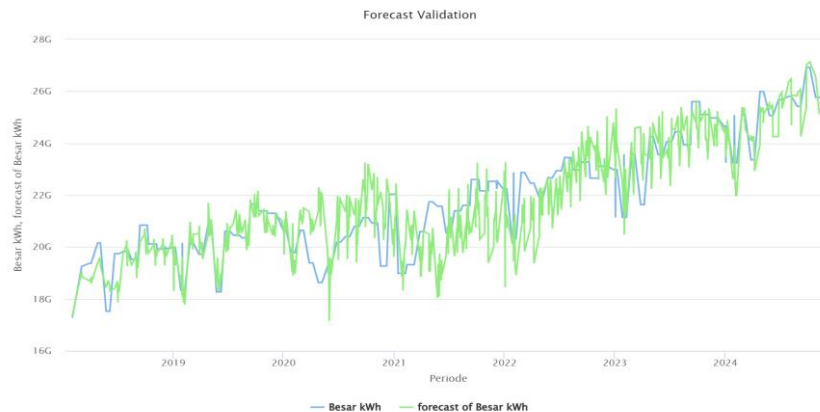
Gambar 2. Hasil Plot Pemodelan ARIMA

Selain itu, hasil evaluasi model menunjukkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 1,621,530,330.70 dengan deviasi $\pm 394,836,756.44$ dan *Relative Error* sebesar $6.56\% \pm 1.40\%$. Nilai RMSE ini menunjukkan rata-rata besar kesalahan prediksi terhadap nilai aktual dalam satuan yang sama dengan data, sementara nilai *Relative Error* menandakan bahwa rata-rata kesalahan model hanya sekitar 6,56% dari nilai sebenarnya. Dengan tingkat kesalahan di bawah 10%, model ini dapat dikategorikan memiliki akurasi yang baik dan performa yang stabil, sehingga layak digunakan untuk melakukan peramalan konsumsi energi listrik pada periode berikutnya.

Estimasi Model Exponential Smoothing (Holt-Winters)

Selain ARIMA, metode Exponential Smoothing (Holt-Winters) juga digunakan untuk mengidentifikasi pola tren dan memprediksi penjualan energi listrik nasional. Metode ini berfokus pada pembobotan nilai observasi terbaru secara lebih besar dibanding data lama, sehingga model menjadi lebih adaptif terhadap perubahan tren terkini.

Konfigurasi parameter yang digunakan adalah α (α) = 0.5, β (β) = 0, γ (γ) = 0. Berdasarkan hasil pemodelan di RapidMiner, diperoleh nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 1,002,439,768.55 dan *Relative Error* (MAPE) sebesar 3.81%. Nilai kesalahan prediksi yang lebih kecil dibandingkan ARIMA menunjukkan bahwa model Exponential Smoothing memiliki performa yang lebih baik dalam menangkap pola pertumbuhan konsumsi energi listrik nasional.



Gambar 3. Hasil Plot Pemodelan Exponential Smoothing

Gambar 3 menunjukkan hasil peramalan dengan metode Exponential Smoothing. Garis hasil prediksi menunjukkan tren kenaikan yang halus dan stabil dari waktu ke waktu. Pola ini sesuai dengan karakteristik data penjualan energi listrik yang memiliki tren naik tanpa komponen musiman yang kuat.

Metode Exponential Smoothing dinilai efektif karena menghasilkan prediksi yang mendekati data aktual dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil dibandingkan ARIMA. Model ini cocok untuk data dengan tren linier yang stabil, seperti konsumsi listrik nasional yang cenderung meningkat secara konsisten setiap tahun.

Perbandingan Kinerja Model

Untuk menentukan model terbaik, dilakukan perbandingan kinerja antara ARIMA dan Exponential Smoothing berdasarkan nilai RMSE dan MAPE.

Tabel 4. Perbandingan Kinerja antara ARIMA dan Exponential Smoothing

Model	RMSE	Relative (MAPE)	error	Keterangan
Arima (4,0,1)	1,621,530,330.70	6.56%		Akurasi baik
Exponential smoothing	1,002,439,768.55	3.81%		Akurasi sangat baik

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa Exponential Smoothing memiliki akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan ARIMA. Nilai RMSE dan MAPE yang lebih rendah menandakan kemampuan metode ini dalam meminimalkan kesalahan prediksi dan menangkap pola tren yang lebih stabil. Dengan demikian, Exponential Smoothing direkomendasikan sebagai model peramalan terbaik untuk memproyeksikan konsumsi energi listrik nasional tahun 2025. Meskipun ARIMA juga menunjukkan performa yang baik, sifat data yang tidak memiliki komponen musiman kuat membuat Exponential Smoothing lebih sesuai untuk kasus ini.

Analisis Tren dan Implikasi Manajerial

Hasil peramalan dari kedua model menunjukkan tren peningkatan konsumsi energi listrik nasional secara berkelanjutan pada tahun 2025. Pola kenaikan ini mencerminkan peningkatan aktivitas ekonomi, pertumbuhan sektor industri, serta peningkatan jumlah pelanggan rumah tangga dan bisnis.

Dari perspektif manajerial, hasil tersebut memberikan sejumlah implikasi strategis penting sebagai berikut:

a. Perencanaan Kapasitas Pembangkit dan Distribusi.

PLN dapat menggunakan hasil peramalan ini untuk memperkirakan kebutuhan daya listrik secara lebih akurat dan menyesuaikan kapasitas pembangkit serta jaringan distribusi sesuai tren permintaan.

b. Perencanaan Anggaran dan Kebijakan Subsidi Energi.

Pemerintah dapat memanfaatkan hasil prediksi konsumsi listrik sebagai dasar dalam menentukan besaran alokasi subsidi energi agar lebih efisien dan tepat sasaran.

c. Pengambilan Keputusan Strategis Jangka Menengah.

Tren peningkatan yang stabil menjadi pertimbangan dalam perencanaan transisi energi ke sumber terbarukan guna menjaga ketahanan pasokan dan keberlanjutan lingkungan.

d. Penerapan Analisis Prediktif dalam Manajemen.

Penggunaan data-driven forecasting berbasis RapidMiner memperlihatkan pentingnya integrasi analisis prediktif dalam pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi perencanaan di sektor ketenagalistrikan.

Pembahasan

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa baik ARIMA maupun *Exponential Smoothing* mampu memberikan hasil peramalan yang akurat. Namun, *Exponential Smoothing* memberikan hasil yang lebih unggul, dengan kesalahan prediksi yang lebih rendah (MAPE 3,81%) dibandingkan ARIMA (MAPE 6,56%).

Hasil ini sejalan dengan temuan Shmueli et al. (2023) dalam *Machine Learning for Business Analytics*, yang menyatakan bahwa model pemulusan eksponensial lebih unggul dalam memprediksi data time series dengan pola tren yang stabil dan tidak terlalu fluktuatif.

Dengan demikian, metode *Exponential Smoothing* dapat dianggap paling sesuai untuk memproyeksikan konsumsi energi listrik nasional, sedangkan ARIMA tetap relevan untuk validasi dan pembandingan model prediktif lainnya.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data penjualan energi listrik nasional periode 2016–2024 menggunakan metode time series forecasting dengan perangkat lunak RapidMiner Studio, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Konsumsi energi listrik nasional 2016–2024 mengalami tren peningkatan yang stabil tanpa pola musiman signifikan.
2. Model ARIMA(4,0,1) memberikan akurasi yang baik tetapi masih menunjukkan deviasi prediksi yang relatif tinggi.
3. Model Exponential Smoothing memberikan kinerja paling optimal dengan RMSE 1.00×10^9 dan MAPE 3.81%.
4. Model terbaik untuk memproyeksikan konsumsi listrik tahun 2025 adalah Exponential Smoothing.
5. Hasil peramalan memiliki implikasi penting bagi perencanaan kapasitas pembangkit, kebijakan subsidi energi, investasi jaringan, dan strategi transisi energi nasional.

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *time series forecasting* menggunakan RapidMiner mampu memberikan dasar empiris yang kuat dalam mendukung pengambilan keputusan manajerial berbasis data di sektor ketenagalistrikan Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118619193>
- Chaidir, M., Ruslaini, R., & Amelia, S. (2025). Forecasting Cerdas: Kunci Sukses Bisnis. *Cakrawala: Jurnal Pengabdian Masyarakat Global*, 4(1), 75–84. <https://doi.org/10.30640/cakrawala.v4i1.3786>
- Faisal, F. (2021). Urgensi pengaturan pengembangan energi terbarukan sebagai wujud mendukung ketahanan energi nasional. *Ensiklopedia Social Review*, 3(1), 18–24. <https://doi.org/10.33559/esr.v3i1.675>
- Hakim, M., Ns, S. K., Husnul Muamilah, S. E., & Padmanegara, R. D. D. (2025). *Decision-Making Excellence: Seni Mengambil Keputusan dalam Bisnis*. Takaza Innovatix Labs.
- Hassyddiqy, H., & Hasdiana, H. (2022). Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 2(2), 92–100. <https://jurnal.itscience.org/index.php/dsi/article/download/2022/1473/8132>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (2nd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp2/>
- Lailiyah, W. H. (2018). Penerapan metode autoregressive integrated

- moving average (arima) pada peramalan nilai ekspor di Indonesia. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 6(3).
- Maltuf, U., & Fatah, Z. (2025). PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI KONSUMSI ENERGI LISTRIK RUMAH TANGGA DENGAN PENGGUNAAN RAPIDMINER. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, 2(1), 38–45. <https://doi.org/10.69714/0hmk8712>
- Mustopa, A., Santoso, J. D., Nauvaldhi, M. S. F., & Wulandari, D. (2025). PEMODELAN VARIABILITAS MUSIMAN DALAM CURAH HUJAN: PENDEKATAN DERET WAKTU. *Journal of Information System Management (JOISM)*, 6(2), 148–155. <https://doi.org/10.24076/joism.2025v6i2.1936>
- Nahjan, M. R., Heryana, N., & Voutama, A. (2023). Implementasi Rapidminer Dengan Metode Clustering K-Means Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Oj Cell. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 101–104. [10.36040/jati.v7i1.6094](https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6094)
- Nurchayati, N., Hartini, H., & Rahayu, D. H. (2024). *Manajemen Keuangan*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Panjidinata, N. A. (2024). Analisis Dampak Kebijakan Pembangkit Listrik Tenaga Surya Atap Pln Terhadap Pengembangan Energi Terbarukan: Tantangan Dalam Harmonisasi Regulasi Investasi Energi Terbarukan. *Commerce Law*, 4(2), 488–506. <https://doi.org/10.29303/commercelaw.v4i2.5836>
- Prasetyo, V. R., Lazuardi, H., Mulyono, A. A., & Lauw, C. (2021). Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Regresi Linier. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi (TEKNOSI)*, 7(1), 8–17. <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v7i1.2021.8-17>
- Purwanti, D., & Purwadi, J. (2019). Metode Brown's double exponential smoothing dalam peramalan laju inflasi di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 6(2), 54. [10.26555/konvergensi.v6i2.19548](https://doi.org/10.26555/konvergensi.v6i2.19548)
- Rachbini, W. (2025). *DATA SCIENCE untuk Pemula dengan RapidMiner*. CV. AA. Rizky.
- Suhartono, S., & Endharta, A. J. (2009). Peramalan Konsumsi Listrik Jangka Pendek dengan ARIMA Musiman Ganda dan Elman-Recurrent Neural Network. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 183–190. <https://doi.org/10.12962/j24068535.v7i4.a88>
- Suhartono, S., & La Zulfa, I. (2015). Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 4(1), 15575 <https://doi.org/10.12962/J23373520.V4I1.9233>
- Sun, Y., Shi, Y., Zhang, J., Qi, Y., Hu, J., & Shen, J. (2022). Improving accuracy without losing interpretability: A machine learning approach for time series forecasting. *arXiv preprint arXiv:2212.06620*.



<https://arxiv.org/abs/2212.06620>

Shmueli, G., Bruce, P. C., Deokar, A. V., & Patel, N. R. (2023). *Machine Learning for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications in RapidMiner* (2nd ed.). Wiley.

[https://www.wiley.com/en-](https://www.wiley.com/en-us/Machine+Learning+for+Business+Analytics-p-9781119828083)

[us/Machine+Learning+for+Business+Analytics-p-9781119828083](https://www.wiley.com/en-us/Machine+Learning+for+Business+Analytics-p-9781119828083)

Wahyuni, N., et al. (2024). Analisis kebutuhan energi nasional dan tantangan transisi energi di Indonesia. *Jurnal Energi dan Ketahanan Nasional*, 10(1), 15-27. <https://doi.org/10.xxxx/jekn.2024.10115>