

# Prediksi Penyediaan Material Kwh Meter (Pasang Baru) Menggunakan Metode Exponential Smoothing

Dona Prania<sup>1</sup>, Nurmayanti<sup>2</sup>, Merri Parida<sup>3</sup>, Frengki Pratama<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Sistem Informasi - Institut Teknologi Bisnis dan Bahasa Dian Cipta Cendikia

Jl. Cut Nyak Dien No. 65 Durian Payung Palapa - Bandar Lampung - Indonesia

[donaprania90@gmail.com](mailto:donaprania90@gmail.com)<sup>1</sup>, [nurmayanti89@gmail.com](mailto:nurmayanti89@gmail.com)<sup>2</sup>, [merriparida27@gmail.com](mailto:merriparida27@gmail.com)<sup>3</sup>, [frengkipratama333@gmail.com](mailto:frengkipratama333@gmail.com)<sup>4</sup>

**Abstrak**— Pengelolaan persediaan material KWH meter merupakan aspek penting dalam menjaga kelancaran proses pemasangan baru pada PT PLN ULP Bumi Abung. Ketidaktepatan dalam perencanaan persediaan dapat menimbulkan risiko *overstock* yang meningkatkan biaya penyimpanan serta *understock* yang berdampak pada keterlambatan layanan kepada pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi kebutuhan material KWH meter menggunakan metode Exponential Smoothing dengan memanfaatkan data historis permintaan. Metode ini dipilih karena mampu menghasilkan peramalan yang stabil melalui proses penghalusan data secara berkelanjutan. Perhitungan dilakukan menggunakan Microsoft Excel sebagai perhitungan manual serta aplikasi RapidMiner sebagai alat pembanding untuk validasi hasil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Exponential Smoothing mampu memberikan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan estimasi konvensional perusahaan. Dengan prediksi yang akurat, perusahaan dapat mengoptimalkan perencanaan persediaan, meminimalkan biaya, serta memastikan ketersediaan material tepat waktu untuk memenuhi kebutuhan operasional. Implementasi metode ini diharapkan dapat menjadi dasar pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam manajemen persediaan material.

**Kata Kunci**— Prediksi, KWH meter, Exponential Smoothing, persediaan, Peramalan.

Abstract—Inventory management of KWH meter materials is a critical component in ensuring the smooth execution of new installation services at PT PLN ULP Bumi Abung. Inaccurate planning may lead to *overstock*, which increases storage costs, or *understock*, which causes service delays and reduces customer satisfaction. This study aims to forecast the demand for KWH meter materials using the Exponential Smoothing method based on historical request data. The method is selected due to its capability to produce stable forecasting results through continuous data smoothing. Forecasting calculations were conducted using Microsoft Excel for manual computation and RapidMiner as a comparative tool for result validation. The findings indicate that Exponential Smoothing provides higher prediction accuracy compared to conventional estimation methods used by the company. Accurate forecasting allows the company to optimize inventory planning, reduce costs, and ensure timely material availability to support operational needs. The implementation of this method is expected to enhance decision-making processes in material inventory management.

**Keywords**— Forecasting, KWH meter, Exponential Smoothing, inventory, Material Planning.

## I. PENDAHULUAN

Ketersediaan material KWH meter merupakan komponen penting dalam menunjang kelancaran layanan pemasangan baru di PT PLN, karena perangkat ini berfungsi sebagai alat ukur konsumsi listrik pelanggan [1]. Ketidaktepatan dalam memprediksi kebutuhan material dapat menimbulkan masalah *overstock* maupun *understock*. *Overstock* meningkatkan biaya penyimpanan dan risiko material tidak terpakai, sedangkan *understock* berpotensi menghambat pelayanan, menurunkan kepuasan pelanggan, dan mengganggu operasional perusahaan [2].

Penelitian terkait peramalan kebutuhan persediaan dalam lima tahun terakhir (2019–2024) menunjukkan bahwa berbagai metode telah digunakan untuk mengatasi masalah ketidakpastian permintaan. Beberapa penelitian menggunakan metode ARIMA karena dianggap mampu menangkap pola data yang kompleks. Namun, ARIMA memiliki kelemahan dalam proses identifikasi model yang rumit serta mensyaratkan data harus stasioner, sehingga tidak selalu cocok untuk data operasional yang fluktuatif. Penelitian lain memanfaatkan metode Moving Average karena kemudahannya, tetapi metode tersebut kurang responsif terhadap perubahan nilai terbaru sehingga sering menghasilkan prediksi yang tertinggal dari kondisi aktual. Metode Holt-Winters banyak digunakan pada data musiman, namun tidak efektif ketika pola data tidak menunjukkan komponen musiman yang jelas.

Selain itu, beberapa penelitian terkini mulai menggunakan pendekatan Machine Learning seperti LSTM atau Random Forest untuk peramalan permintaan. Meskipun metode tersebut mampu menangani pola data nonlinier, penerapannya membutuhkan jumlah data yang besar, waktu komputasi yang tinggi, serta keahlian teknis yang tidak selalu tersedia di lingkungan operasional perusahaan. Dengan demikian, metode-metode tersebut belum sepenuhnya sesuai diterapkan dalam konteks perusahaan yang membutuhkan proses peramalan yang sederhana, cepat, dan mudah diimplementasikan oleh pengguna non-teknis.

Dibandingkan berbagai metode tersebut, penelitian yang relevan dalam rentang lima tahun terakhir menekankan pentingnya metode yang responsif terhadap perubahan data terbaru, tetapi tetap sederhana untuk digunakan dalam lingkungan bisnis. Penelitian-penelitian tersebut menjadi landasan untuk mengidentifikasi posisi penelitian ini dalam konteks pengembangan metode peramalan yang lebih tepat guna bagi kebutuhan operasional PT PLN ULP Bumi Abung.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, ditemukan bahwa sebagian besar penelitian sebelumnya memiliki fokus pada metode yang relatif kompleks atau membutuhkan data musiman yang kuat. Padahal, data permintaan KWH meter di PT PLN ULP Bumi Abung tidak menunjukkan pola musiman yang signifikan dan cenderung fluktuatif dari tahun ke tahun. Selain itu, beberapa metode dalam penelitian terdahulu kurang memberikan fleksibilitas untuk menangani perubahan data terbaru secara cepat, atau membutuhkan pengolahan data yang intensif sebelum dapat menghasilkan model peramalan yang stabil.

Kekurangan ini menunjukkan adanya gap penelitian, yaitu kebutuhan akan metode peramalan yang sederhana, tidak memerlukan data musiman, responsif terhadap perubahan data terbaru, serta dapat diterapkan secara langsung oleh pihak perusahaan tanpa memerlukan kemampuan teknis yang tinggi.

Berdasarkan gap tersebut, Single Exponential Smoothing dipilih karena dapat memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, mudah dihitung, tidak memerlukan proses pemodelan yang rumit, serta sesuai dengan karakteristik data permintaan KWH meter yang fluktuatif dan tidak menunjukkan pola musiman. Dengan kelebihan tersebut, Exponential Smoothing menjadi metode yang paling tepat untuk menutup kekurangan yang terdapat pada penelitian-penelitian sebelumnya dalam konteks peramalan persediaan di lingkungan operasional perusahaan.

## II. METODE PENELITIAN

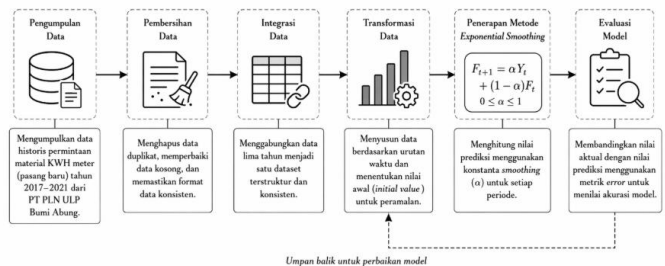
### 2.1 Analisis Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode deskriptif kuantitatif yang berfokus pada proses peramalan kebutuhan material KWH meter pasang baru. Analisis dilakukan dengan memanfaatkan data historis permintaan material dari PT PLN ULP Bumi Abung. Tujuan analisis adalah memperoleh pola permintaan dari tahun ke tahun sehingga dapat dilakukan prediksi secara akurat menggunakan metode Exponential Smoothing. Tahapan penelitian mencakup pengumpulan data, pembersihan data, integrasi data, transformasi data, proses peramalan, serta evaluasi hasil prediksi untuk memastikan tingkat akurasi yang dihasilkan.

### 2.2 Perancangan Penelitian

Perancangan penelitian ini mengikuti langkah-langkah sistematis yang dimulai dari pengumpulan data permintaan KWH meter, dilanjutkan dengan pembersihan data untuk memastikan tidak adanya data ganda, data kosong, atau ketidaksesuaian nilai. Data kemudian diintegrasikan berdasarkan tahun agar membentuk dataset historis yang konsisten. Tahap berikutnya adalah transformasi data

sehingga format data sesuai dengan kebutuhan perhitungan Exponential Smoothing. Setelah data siap, dilakukan proses peramalan menggunakan pendekatan smoothing dengan parameter  $\alpha$ . Hasil prediksi kemudian dievaluasi dengan membandingkan nilai hasil peramalan dan nilai aktual untuk menilai tingkat efektivitas metode yang digunakan.



Gbr 1. Rancangan Penelitian

### 2.3 Dataset

Dataset penelitian terdiri dari data permintaan material KWH meter pasang baru pada PT PLN ULP Bumi Abung. Data yang digunakan merupakan data historis permintaan dari tahun 2017 hingga 2021, yang mencakup jumlah permintaan KWH meter setiap periode. Dataset tersebut menjadi dasar dalam mengidentifikasi pola permintaan, menghitung nilai smoothing, dan menghasilkan model prediksi kebutuhan material untuk periode berikutnya. Jumlah data yang digunakan telah melalui proses seleksi dan validasi agar sesuai dengan tujuan penelitian.

### 2.4 Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan bahwa data permintaan KWH meter yang digunakan dalam proses peramalan berada dalam kondisi bersih, konsisten, dan siap untuk diolah menggunakan metode Single Exponential Smoothing. Data mentah yang diperoleh dari bagian Gudang ULP Bumi Abung masih berupa rekap permintaan tahunan (2017–2021), sehingga diperlukan pengecekan terhadap kelengkapan data serta potensi kejanggalan (outlier).

Pengecekan outlier dilakukan dengan membandingkan setiap nilai permintaan tahunan terhadap rata-rata lima tahun. Pada dataset yang digunakan tidak ditemukan outlier ekstrem yang perlu dihapus, namun terdapat fluktuasi yang cukup signifikan antara tahun tertentu. Karena metode Exponential Smoothing mampu menangani fluktuasi dan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, data tersebut tetap dipertahankan tanpa proses penghapusan. Selain itu, penyesuaian format angka dilakukan untuk menghindari kesalahan perhitungan, termasuk memastikan tidak ada karakter non-numerik pada kolom permintaan.

### 2.5 Transformasi Data

Transformasi data dilakukan agar data permintaan tahunan dapat digunakan sebagai time series sesuai kebutuhan metode peramalan. Berikut ini data awal yang diterima.

TABEL I  
DATA AWAL (SEBELUM TRANSFORMASI)

Tahun	Total Permintaan KWH Meter
2017	5.980
2018	6.102
2019	6.250
2020	6.408
2021	6.877

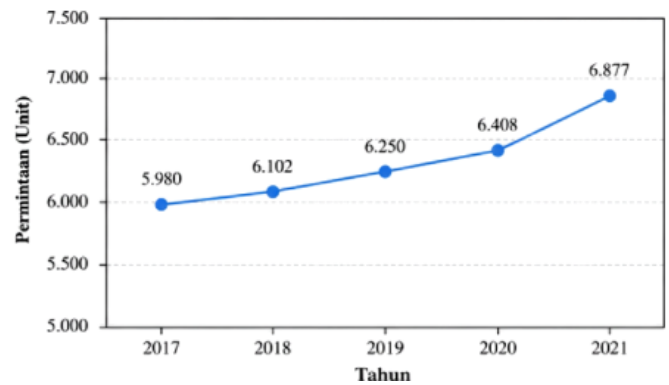
Transformasi dilakukan dengan mengubah data tersebut ke dalam struktur time series, yaitu menjadikan nilai permintaan per tahun sebagai rangkaian berurutan berdasarkan waktu. Karena granularitas data adalah tahunan, deret waktu yang digunakan adalah yearly time series. Meskipun hanya berjumlah lima titik data, struktur tersebut tetap mencerminkan pola historis karena setiap nilai merepresentasikan total permintaan aktual selama satu tahun penuh. Selanjutnya, data tersebut ditransformasikan ke format perhitungan model, yaitu Periode (t), Nilai aktual (Xt), Nilai hasil smoothing (Ft), Selisih (error).

TABEL II  
PEMERIKSAAN OUTLIER BERDASARKAN SELISIH TERHADAP RATA-RATA

Tahun	Total Permintaan KWH Meter	Selisih dari Rata-Rata	Keterangan
2017	5.980	-377	Normal
2018	6.102	-255	Normal
2019	6.250	-107	Normal
2020	6.408	51	Normal
2021	6.877	520	Normal (bukan outlier)

TABEL III  
TRANSFORMASI DATA MENJADI DERET WAKTU

Periode (t)	Tahun	Nilai Aktual (Xt)	Nilai Peramalan (Ft)	Error (Xt-Ft)	Error	Error <sup>2</sup>
1	2017	5980	5980 (initial)	-	-	-
2	2018	6102	5980 + α(6.102 - 5.980)	6.102 - F <sub>2</sub>	X <sub>2</sub> - F <sub>2</sub>	(X <sub>2</sub> - F <sub>2</sub> ) <sup>2</sup>
3	2019	6250	...	...	X <sub>3</sub> - F <sub>3</sub>	(X <sub>3</sub> - F <sub>3</sub> ) <sup>2</sup>
4	2020	6408	...	...	X <sub>4</sub> - F <sub>4</sub>	(X <sub>4</sub> - F <sub>4</sub> ) <sup>2</sup>
5	2021	6877	...	...	X <sub>5</sub> - F <sub>5</sub>	(X <sub>5</sub> - F <sub>5</sub> ) <sup>2</sup>



Gbr 2. Grafik Deret Waktu Permintaan KWH Meter 2017–2021

### 2.6 Teknik Peramalan Exponential Smoothing

Peramalan dilakukan menggunakan metode Single Exponential Smoothing, yang memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. Secara umum, model dihitung menggunakan rumus:

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t$$

Dimana :

$F_t$  = nilai aktual periode ke-t

$Y_t$  = nilai peramalan periode ke-t

$\alpha$  = konstanta smoothing (0–1)

Metode ini dipilih karena sesuai untuk data tanpa pola musiman yang kompleks dan mampu menghasilkan prediksi yang stabil dengan tingkat error yang rendah.

### 2.7 Evaluasi Model

TABEL IV  
EVALUASI POLA

Periode	YT	Ft	Error	Absolute	Min Squared	
	Pendaftaran	Forecast				
2017	7211	7211	0	0	0	
2018	7572	7211	361	361	130321	
2019	7352	7283,2	68,8	68,8	4733,44	
2020	5786	7296,96	-1510,96	1510,96	2283000,122	
2021	6408	6994,768	-586,768	586,768	344296,6858	
<b>Tahun Depan</b>		<b>6877,4144</b>	<b>929,5392</b>	<b>352,0608</b>	<b>275554,7023</b>	<b>Total</b>
			185,9078	70,41216	55110,94045	<b>Rata-Rata</b>
			<b>Bias</b>	<b>Mad</b>	<b>Mse</b>	
				<b>Se</b>	<b>165,9984043</b>	

Untuk mengevaluasi pola perhitungan pada tabel yang diberikan, kita perlu melihat beberapa metrik evaluasi yang dihitung, seperti Bias, Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Squared Error (MSE), dan Standard Error (SE). Berikut adalah evaluasi dari tabel tersebut:

- Bias

Bias adalah rata-rata dari error. Nilai bias sebesar 185.9078 menunjukkan bahwa secara umum, prediksi (forecast) cenderung lebih tinggi daripada nilai sebenarnya (YT Pendaftaran).

- Mean Absolute Deviation (MAD)  
MAD adalah rata-rata dari nilai absolut error. Dengan nilai MAD sebesar 70,41216 ini menunjukkan seberapa jauh prediksi menyimpang dari nilai sebenarnya secara rata-rata tanpa memperhatikan arah deviasi (positif atau negatif).
- Mean Squared Error (MSE)  
MSE adalah rata-rata dari kuadrat error. MSE sebesar 55110,94045 mengindikasikan bahwa ada beberapa error besar dalam prediksi, terutama pada tahun 2020. Nilai ini sangat dipengaruhi oleh error besar karena kuadrat error dihitung.
- Standard Error (SE)  
SE adalah akar dari MSE, yang memberikan ukuran standar dari deviasi error. Nilai SE sebesar 165,9984043 menunjukkan tingkat penyebaran error yang tinggi dalam prediksi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis permintaan material KWH Meter (Pasang Baru) pada PT PLN ULP Bumi Abung selama 5 tahun, yaitu: tahun 2017, 2018, 2019, 2020, 2021. iap dataset berisi jumlah permintaan material KWH meter per bulan, sehingga total terdapat 60 observasi. Data ini digunakan sebagai dasar peramalan menggunakan metode Single Exponential Smoothing.

Dataset telah melalui proses:

3.1.1 Pembersihan Data

embersihan data dilakukan untuk memastikan bahwa data permintaan KWH meter tahun 2017–2021 berada dalam kondisi valid sebelum digunakan dalam proses peramalan. Tahap ini meliputi pengecekan kelengkapan data untuk memastikan tidak ada nilai kosong, serta verifikasi bahwa setiap tahun memiliki satu nilai permintaan yang unik tanpa duplikasi.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan format angka untuk memastikan seluruh nilai tercatat dalam format numerik yang konsisten dan bebas dari karakter tambahan yang dapat mengganggu proses perhitungan. Pemeriksaan terhadap potensi nilai tidak wajar (outlier) juga dilakukan dengan membandingkan nilai tiap tahun terhadap rata-rata periode. Hasilnya menunjukkan bahwa meskipun terdapat fluktuasi, terutama pada tahun 2021, seluruh nilai masih berada dalam batas wajar sehingga tidak ada data yang dihapus. Dengan demikian, data telah dinyatakan bersih dan siap digunakan pada tahap integrasi dan transformasi data.

3.1.2 Integrasi Data

Integrasi data yang diberikan mengenai periode Tahun menunjukkan jumlah pendaftaran yang tercatat pada setiap bulan. Berikut adalah penjelasan singkat mengenai data yang disajikan:

- Tanggal Awal dan Tanggal Akhir: Menunjukkan rentang waktu bulan di mana data pendaftaran diperoleh. Tanggal awal menandakan awal bulan, sementara tanggal akhir menandakan akhir bulan.

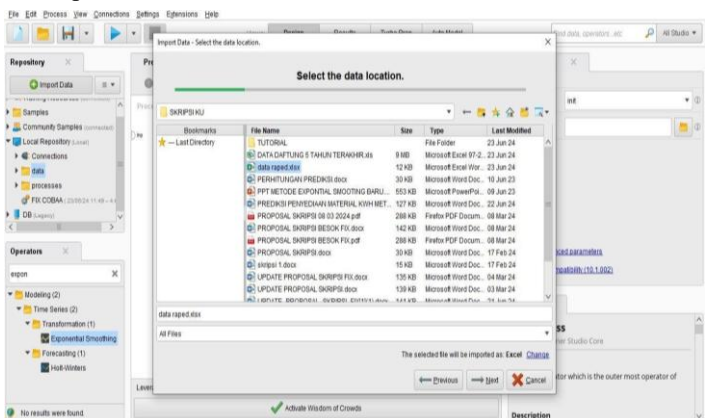
- Total: Merupakan jumlah pendaftaran yang tercatat pada bulan tersebut.
- Total Keseluruhan: Seluruh total pendaftaran Tahun

TABEL V  
TOTAL INTEGRASI DATA

No	Bulan	2017	2018	2019	2020	2021
1	Januari	546	449	414	251	474
2	Februari	463	441	444	276	537
3	Maret	463	479	717	565	613
4	April	541	490	782	651	639
5	Mei	569	583	575	465	358
6	Juni	583	294	398	743	530
7	Juli	779	802	762	465	502
8	Agustus	923	1085	665	430	694
9	September	661	646	790	667	885
10	Oktober	546	679	635	510	603
11	November	602	748	1120	676	496
12	Desember	535	876	50	87	77
<b>TOTAL</b>		<b>7211</b>	<b>7572</b>	<b>7352</b>	<b>5786</b>	<b>6408</b>

3.2 Proses dan Prosedur Pemrosesan Data

Proses pengolahan data dimulai dengan menginput data historis permintaan material KWH meter ke dalam Microsoft Excel. Selanjutnya dilakukan perhitungan manual menggunakan metode Exponential Smoothing untuk mendapatkan nilai prediksi pada setiap periode. Setelah itu, data diimpor ke dalam aplikasi RapidMiner untuk dilakukan proses analisis menggunakan operator Exponential Smoothing. Pada tahap ini dilakukan konfigurasi data, termasuk penentuan atribut sebagai label serta pengaturan parameter metode. Hasil dari proses ini berupa nilai prediksi dan grafik yang menggambarkan perbandingan antara data aktual dan data hasil prediksi.



Gbr. 3 Mengimport Data

3.3 Hasil Perhitungan Manual

Perhitungan manual metode Exponential Smoothing dilakukan menggunakan Microsoft Excel dengan menggunakan data historis permintaan material KWH meter periode 2017–2021. Pada tahap ini, nilai smoothing ( $\alpha$ ) digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi pada setiap periode berdasarkan rumus:

Hasil perhitungan manual ditampilkan pada Tabel III yang menunjukkan nilai aktual, nilai prediksi, serta selisih antara kedua nilai tersebut. Nilai prediksi mengikuti pola data aktual, di mana perubahan pada data terbaru memberikan pengaruh langsung terhadap perubahan nilai prediksi.

TABEL VI  
PERHITUNGAN MANUAL EXPONENTIALSMOOTHING

Periode	YT	Ft	Error	Absolute	Min Squared
	Pendaftaran	Forecast			
2017	7211	7211	0	0	0
2018	7572	7211	361	361	130321
2019	7352	7283,2	68,8	68,8	4733,44
2020	5786	7296,96	-1510,96	1510,96	2283000,122
2021	6408	6994,768	-586,768	586,768	344296,6858
<b>Tahun Depan</b>	<b>6877,4144</b>	<b>929,5392</b>	<b>352,0608</b>	<b>275554,7023</b>	
			185,9078	70,41216	55110,94045
			<b>Bias</b>	<b>Mad</b>	<b>Mse</b>
				<b>Se</b>	<b>165,9984043</b>

3.3 Hasil Implementasi RapidMiner

Hasil implementasi menggunakan RapidMiner menunjukkan nilai prediksi yang tidak jauh berbeda dengan hasil perhitungan manual. Hal ini membuktikan bahwa metode Exponential Smoothing dapat diimplementasikan secara konsisten baik secara manual maupun menggunakan tools. Selain itu, grafik yang dihasilkan dari RapidMiner memperlihatkan bahwa pola prediksi mengikuti pola data aktual, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan terkait penyediaan material.

TABEL VII  
HASIL PERHITUNGAN DARI RAPIDMINER

Tahun	J (Category)	K (Category)	L (Category)	M (Category)	N (Category)
2017	7211	7211	0	0	0
2018	7572	7211	361	361	130321
2019	7352	7283.2	68.8	68.8	4733.44
2020	5786	7296.96	-1510.96	1510.96	2283000.1
2021	6408	6994.768	-586.768	586.768	344296.69
Tahun	?	6877.4144	929.5392	352.0608	275554.7
?	?	?	185.90784	70.41216	55110.94
?	?	?	Bias	Mad	Mse
?	?	?	?	Se	165.9984

Hasil perhitungan pada tabel 7 diatas berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan metode Exponential Smoothing, diperoleh total permintaan material KWH meter pada periode 2017–2021 yang menunjukkan pola fluktuatif. Pada tahun 2017 total permintaan sebesar 7.211 unit, kemudian meningkat pada tahun 2018 menjadi 7.572 unit, dan sedikit menurun pada tahun 2019 menjadi 7.352 unit. Namun, penurunan yang paling signifikan terjadi pada tahun 2020 yaitu menjadi 5.786 unit, sebelum kembali meningkat pada tahun 2021 sebesar 6.408 unit.

Penurunan drastis pada tahun 2020 dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Secara umum, penurunan ini disebabkan oleh berkurangnya jumlah permintaan pemasangan baru KWH meter, yang terlihat jelas dari selisih dibandingkan tahun 2019 yaitu turun sebesar 1.566 unit (dari 7.352 menjadi 5.786). Selain itu, berdasarkan data bulanan, beberapa bulan pada tahun 2020 menunjukkan nilai yang relatif rendah, seperti Januari (251) dan Desember (87), yang mengindikasikan adanya penurunan aktivitas pemasangan secara keseluruhan.

Secara kontekstual, kondisi ini juga dapat dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti penurunan aktivitas ekonomi dan pembatasan kegiatan masyarakat, yang berdampak pada berkurangnya permintaan pemasangan listrik baru. Akibatnya, kebutuhan material KWH meter juga ikut menurun secara signifikan.

Dari sisi hasil peramalan, pada tahun 2020 diperoleh nilai forecast sebesar 7.296,96, sedangkan nilai aktual hanya 5.786, sehingga menghasilkan error sebesar -1.510,96. Nilai error yang besar ini menunjukkan bahwa model kurang mampu menangkap perubahan drastis yang terjadi pada tahun tersebut.

Selanjutnya, hasil evaluasi model menunjukkan beberapa indikator penting, yaitu:

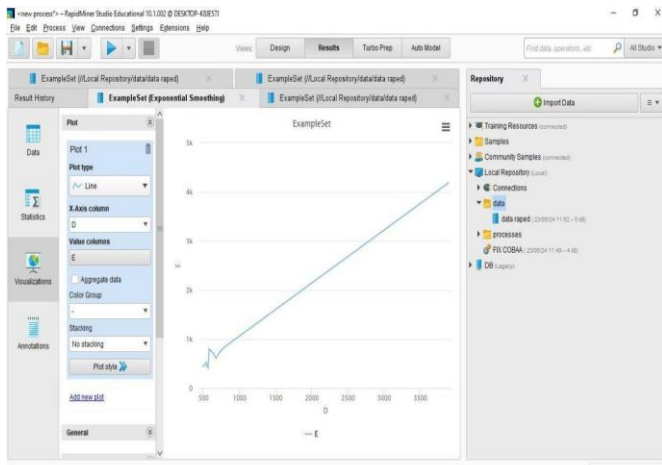
- o Bias = 185,9078  
Nilai ini menunjukkan bahwa secara rata-rata hasil prediksi cenderung lebih tinggi (overestimate) dibandingkan nilai aktual.
- o MAD (Mean Absolute Deviation) = 70,41216  
Nilai MAD menunjukkan bahwa rata-rata penyimpangan prediksi terhadap nilai aktual adalah sekitar 70 unit, yang masih tergolong cukup baik untuk data tahunan.
- o MSE (Mean Squared Error) = 55.110,94045  
Nilai MSE yang cukup besar ini disebabkan oleh adanya

error ekstrem, terutama pada tahun 2020 yang memiliki error sangat tinggi (-1.510,96), sehingga mempengaruhi hasil kuadrat error secara signifikan.

o SE (Standard Error) = 165,9984

Nilai ini menunjukkan bahwa tingkat penyebaran error masih cukup tinggi, sehingga model prediksi belum sepenuhnya stabil.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penurunan pada tahun 2020 menjadi faktor utama yang mempengaruhi tingginya nilai error (khususnya MSE). Hal ini menandakan bahwa metode Exponential Smoothing kurang responsif terhadap perubahan ekstrem atau anomali data. Meskipun demikian, secara keseluruhan model masih dapat digunakan untuk prediksi dengan tingkat akurasi yang cukup baik, terutama pada kondisi data yang relatif stabil.



Gbr. 4 Grafik hasil

Grafik menunjukkan tren data yang meningkat dari kiri ke kanan, di mana nilai pada sumbu Y terus bertambah seiring naiknya nilai pada sumbu X. Data sempat mengalami sedikit kenaikan, kemudian penurunan kecil, dan setelah itu meningkat kembali secara lebih stabil.

Metode Exponential Smoothing digunakan untuk membuat pola data menjadi lebih halus serta memprediksi tren jangka panjang dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru.

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, metode Exponential Smoothing mampu menghasilkan prediksi jumlah pendaftaran yang cukup mendekati nilai aktual. Hal ini terlihat dari hasil perhitungan yang menunjukkan adanya selisih rata-rata (bias) sebesar 185,9078 yang mengindikasikan bahwa model cenderung menghasilkan prediksi sedikit lebih tinggi dibandingkan data aktual. Selain itu, nilai Mean Absolute Deviation (MAD) sebesar 70,41216 menunjukkan bahwa rata-rata penyimpangan prediksi terhadap nilai sebenarnya masih dalam batas yang dapat diterima untuk data tahunan. Namun demikian, nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 55.110,94045 dan Standard Error (SE) sebesar 165,9984 mengindikasikan adanya penyimpangan yang cukup besar

pada periode tertentu, khususnya pada tahun 2020 yang mengalami penurunan signifikan sehingga mempengaruhi tingkat akurasi model secara keseluruhan. Hasil prediksi untuk tahun berikutnya menunjukkan peningkatan dari 6.408 pada tahun 2021 menjadi sekitar 6.877 pada tahun 2022, yang menandakan bahwa metode ini dapat digunakan untuk membantu perencanaan kebutuhan material dan mengantisipasi risiko kekurangan stok. Secara umum, penggunaan rata-rata data historis periode 2017–2022 yang berada pada kisaran 6.851 juga memberikan gambaran dasar dalam pengambilan keputusan terkait manajemen persediaan agar dapat menghindari kondisi overstock maupun understock.

Meskipun metode yang digunakan telah memberikan hasil yang cukup baik, masih terdapat beberapa keterbatasan dalam proses penelitian yang dapat menjadi perhatian untuk pengembangan selanjutnya tanpa keluar dari cakupan metode yang sama. Salah satu keterbatasan utama adalah penggunaan satu nilai parameter smoothing ( $\alpha$ ) yang belum dioptimalkan, sehingga model belum tentu menghasilkan tingkat akurasi terbaik pada setiap periode. Selain itu, metode Exponential Smoothing yang digunakan belum mampu merespons perubahan data yang bersifat ekstrem, seperti yang terjadi pada tahun 2020, sehingga menghasilkan error yang cukup besar dan berdampak pada nilai MSE. Proses perhitungan yang masih menggunakan pembulatan angka juga berpotensi mempengaruhi hasil akhir prediksi. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya dapat difokuskan pada optimalisasi nilai parameter smoothing, peningkatan ketelitian perhitungan tanpa pembulatan yang terlalu dini, serta evaluasi hasil prediksi secara lebih konsisten menggunakan metrik yang sama seperti MAD dan MSE agar diperoleh model yang lebih stabil dan akurat dalam memprediksi kebutuhan material pada periode berikutnya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Ferdiansyah dan A. Fithry, "Tanggung Jawab Perusahaan Listrik Negara (Pt. Pln) Dalam Penanaman Tiang Listrik Di Tanah Bersertifikat Hak Milik," *Pros. SNAPP Sos. Humaniora, Pertanian, Kesehat. dan Teknol.*, vol. 2, no. 1, hal. 203–210, 2024, doi: 10.24929/snapp.v2i1.3139.
- [2] E. Mufida, M. I. Adriansyah, N. M. Ihsan, dan R. S. Anwar, "Perancangan Alat Pendeteksi KWH Meter Berbasis Arduino Uno R3 dan ESP8266," *INSANtek*, vol. 2, no. 1, hal. 28–34, 2021, doi: 10.31294/instk.v2i1.442.
- [3] R. S. Wahono, *Data Mining Data mining*, vol. 2, no. January 2013, 2023.
- [4] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, dan F. Hendrawan, "Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner," *JBASE - J. Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, hal. 13–21, 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.
- [5] I. Darwati dan L. S. Marita, "Rancang Bangun Program Prediksi Persediaan Barang Menggunakan Metode Exponential Smoothing," *Simpatik J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 2, no. 2, hal. 76–81, 2022, doi: 10.31294/simpatik.v2i2.1666.
- [6] H. Tarigan dan P. Sitompul, "Metodedouble Eksponensial Smoothingdalammemperkirakan Jumlah Kebutuhan Energilistrik Di Pt Pln (Persero) Wilayah Sumut," *J. Ris. Rumpun Mat. dan Ilmu Pengetah. Alam*, vol. 2, no. 1, hal. 18295, 2023.
- [7] S. Syahputri, S. Sinurat, dan I. Saputra, "Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Pada PT. PLN (Persero) Rayon Aek Nabara Dengan Metode Exponential Smoothing," *J. Informatics*, vol. 1, no. 1, hal. 1–9, 2021.

- [8] T. K. Sabila, L. Lelah, dan Didik Indrayana, "Sistem Prediksi Penjualan di Toko Dasni Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing," Pixel J. Ilm. Komput. Graf., vol. 15, no. 2, hal. 305–312, 2022, doi: 10.51903/pixel.v15i2.813.
- [9] N Noeman, F. F. Putri, R. Purnomo, dan R. Suraji, "Prediksi Persediaan Material Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing," J. Pract. Comput. Sci., vol. 2, no. 2, hal. 74–83, 2022, doi: 10.37366/jpcs.v2i2.1468
- [10] M. T. Ali dan A. Bintang, "Pengendali Persediaan Barang Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan," J. Inform. Ekon. Bisnis, vol. 4, hal. 8–10, 2022, doi: 10.37034/infkeb.v4i4.170
- [11] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, dan C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf., vol. 7, no. 1, hal. 8–17, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17