

Analisis Peramalan Kebutuhan Bahan Baku BA 1 Menggunakan Metode Moving Average Dan Single Eksponential Smoothing

Alvian Nauvally Rizqi Nuryadi¹, Moh. Jufriyanto²

Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Gresik

Jl. Sumatera 101 GKB, Gresik 61121, Indonesia

Email : fianal532@gmail.com , jufriyanto@umg.ac.id

ABSTRAK

Adanya fluktuasi permintaan menjadi tantangan utama dalam proses peramalan, terutama untuk bahan baku BA 1 di PT Petrokimia Kayaku. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sekaligus membandingkan dua metode peramalan, yaitu Moving Average (MA) dan Single Exponential Smoothing (SES), guna memperoleh metode dengan tingkat akurasi terbaik dalam mendukung efisiensi permintaan bahan baku. Data historis digunakan sebagai dasar analisis, sementara tingkat ketepatan metode diukur menggunakan *Mean Absolute Deviation (MAD)*, *Mean Squared Error (MSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Hasil penelitian yang didapat memperlihatkan bahwa metode Moving Average 3 Bulan memberikan performa paling baik dengan nilai *MAPE* sebesar 36,99%, *MAD* 6105,56, dan *MSE* 53339675,93, yang lebih rendah dibandingkan dengan metode Single Exponential Smoothing dengan *MAPE* 38,94%, *MAD* 6405,23, dan *MSE* 67317775,72. Hal ini menunjukkan bahwa *Moving Average* lebih sesuai digunakan untuk memprediksi kebutuhan bahan baku BA 1 di PT Petrokimia Kayaku. Temuan ini memiliki implikasi penting bagi manajemen persediaan perusahaan, karena penggunaan metode yang lebih akurat dapat mengurangi risiko terjadinya kelebihan maupun kekurangan stok, sekaligus meningkatkan efisiensi rantai pasok agar lebih responsif terhadap perubahan permintaan.

Kata kunci: Peramalan, *Single Exponential Smoothing*, *Moving Average*, *MAD*, *MSE*, *MAPE*

ABSTRACT

Demand fluctuations represent a significant challenge in the forecasting process, particularly for raw material BA 1 at PT Petrokimia Kayaku. This study aims to analyze and compare two forecasting methods, namely Moving Average (MA) and Single Exponential Smoothing (SES), in order to determine the most accurate method for supporting efficient raw material demand management. Historical usage data were used as the basis for analysis, while the accuracy of each method was evaluated using Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Squared Error (MSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that the 3-month Moving Average method outperformed the Single Exponential Smoothing method, as reflected by its lower error values, with a MAPE of 36.99%, MAD of 6105.56, and MSE of 53,339,675.93, compared to SES, which produced a MAPE of 38.94%, MAD of 6405.23, and MSE of 67,317,775.72. These findings suggest that the Moving Average method is more suitable for forecasting the demand for raw material BA 1 at PT Petrokimia Kayaku, and its application can help reduce the risk of overstocking or stock shortages while enhancing supply chain efficiency to better respond to changes in demand.

Keywords: Forecasting, *Single Exponential Smoothing*, *Moving Average*, *MAD*, *MSE*, *MAPE*

Pendahuluan

Perencanaan kebutuhan bahan baku merupakan salah satu aspek krusial dalam sistem produksi perusahaan manufaktur, karena berpengaruh langsung terhadap kelancaran proses produksi dan efisiensi biaya operasional [1]. Ketidaktepatan dalam pengendalian bahan baku dapat menyebabkan kelebihan persediaan maupun kekurangan bahan baku, yang berdampak pada terganggunya proses produksi serta meningkatnya biaya penyimpanan dan kehilangan peluang penjualan. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang sistematis dalam memperkirakan kebutuhan bahan baku di masa mendatang melalui metode peramalan yang tepat [2].

Pendekatan peramalan berbasis deret waktu (*time series*) banyak digunakan karena kemampuannya dalam merepresentasikan pola historis data [3]. Metode *Moving Average (MA)* dan *Single Exponential Smoothing (SES)* merupakan dua teknik yang sering diadopsi dalam praktik industri karena kesederhanaan dan kemudahan penerapannya. Namun demikian, kesederhanaan tersebut juga menjadi keterbatasan, terutama ketika data menunjukkan pola fluktuatif yang dinamis [4]. *Moving Average* cenderung menghasilkan estimasi yang terlalu halus (*over-smoothing*) sehingga kurang responsif terhadap perubahan mendadak, sementara *Single Exponential*

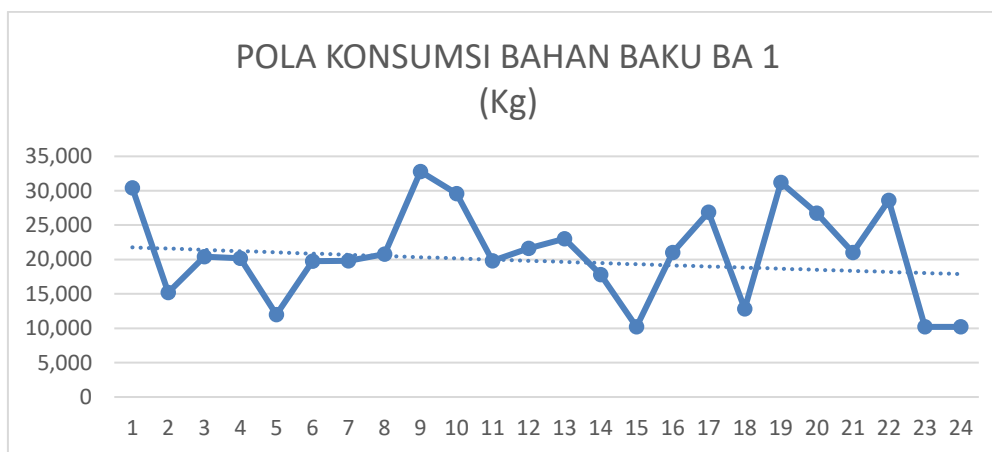
Smoothing sangat bergantung pada pemilihan parameter α yang sering kali ditentukan secara *trial and error* tanpa justifikasi yang kuat [5].

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa kedua metode tersebut mampu menghasilkan tingkat akurasi yang cukup baik dalam beberapa kasus tertentu. Akan tetapi, sebagian besar penelitian masih bersifat parsial, yaitu hanya menerapkan satu metode tanpa melakukan evaluasi komparatif yang memadai. Selain itu, penggunaan indikator kesalahan sering kali terbatas pada satu atau dua ukuran saja, sehingga berpotensi menghasilkan kesimpulan yang bias dalam menentukan metode terbaik [6]. Padahal, setiap indikator seperti *MAD*, *MSE*, dan *MAPE* memiliki sensitivitas yang berbeda terhadap karakteristik *error*. Keterbatasan ini menunjukkan bahwa masih terdapat celah penelitian dalam bentuk kurangnya pendekatan komparatif yang sistematis dan berbasis *multi-error matrices* untuk meningkatkan validitas pemilihan metode peramalan. [7].

Lebih lanjut, dalam konteks industri dengan tingkat permintaan yang fluktuatif, seperti industri agrokimia, ketidakakuratan peramalan tidak hanya berdampak pada aspek teknis, tetapi juga pada keputusan strategis terkait pengendalian persediaan. Oleh karena itu, pemilihan metode peramalan tidak dapat dilakukan secara generik, melainkan harus mempertimbangkan karakteristik data aktual yang dihadapi perusahaan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis komparatif antara metode *Moving Average* dan *Single Exponential Smoothing* dalam peramalan kebutuhan bahan baku BA 1 di PT Petrokimia Kayaku Gresik. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan tiga indikator kesalahan sekaligus, yaitu *Mean Absolute Deviation (MAD)*, *Mean Squared Error (MSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, guna memperoleh hasil yang lebih andal [8]. Kontribusi penelitian ini terletak pada dua aspek utama, yaitu: penyediaan kerangka evaluasi komparatif berbasis multi-metrik yang lebih komprehensif dibandingkan studi sebelumnya, dan pemberian implikasi praktis dalam mendukung pengambilan keputusan pengendalian persediaan yang lebih adaptif dan efisien. akurat [9].

PT Petrokimia Kayaku Gresik dipilih sebagai objek penelitian karena memiliki karakteristik permintaan bahan baku yang fluktuatif, khususnya untuk bahan baku BA 1. Kondisi ini menjadikan perusahaan membutuhkan pendekatan peramalan yang tidak hanya sederhana, tetapi juga mampu memberikan tingkat akurasi yang dapat diandalkan. Data konsumsi bahan baku BA 1 periode November 2023 hingga Oktober 2024 digunakan sebagai dasar dalam proses analisis peramalan pada penelitian ini:



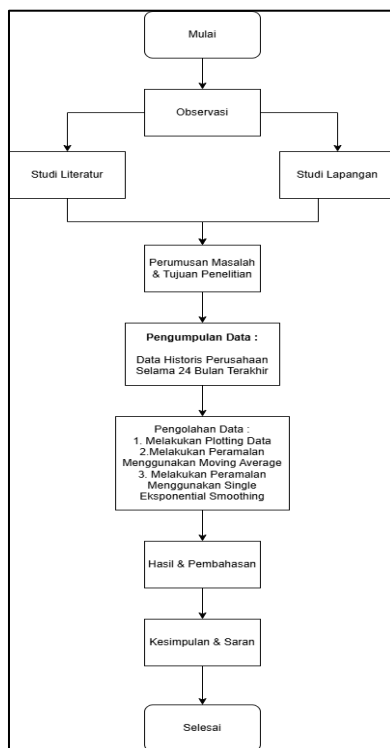
Gambar 1 Data konsumsi bahan baku ba1 periode november 2023 - oktober2024

Berdasarkan grafik pola konsumsi bahan baku BA 1, membentuk pola data horizontal yang fluktuatif yang tidak memiliki tren atau pola musiman yang jelas, Kenaikan (*peak*) terjadi pada beberapa periode seperti periode 1, 9–10, 18–19, serta 21–22. Sementara itu, penurunan (*drop*) yang signifikan terjadi pada periode 5, 15, serta 23–24. Bentuk tersebut cocok untuk menggunakan model peramalan rata-rata bergerak seperti *Single Exponential Smoothing*, *Moving Average*, dll. [10].

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode deskriptif untuk menganalisis dan membandingkan hasil peramalan kebutuhan bahan baku BA 1 menggunakan metode *Moving Average* dan *Single Exponential Smoothing*. Data yang digunakan berupa data historis konsumsi periode November 2023 hingga Oktober 2024 (24 periode), dan seluruhnya digunakan sebagai data pelatihan. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, identifikasi pola, perhitungan peramalan, penentuan parameter optimal, serta evaluasi akurasi menggunakan *MAD*, *MSE*, dan *MAPE* untuk menentukan metode terbaik [11].

Alur penelitian disajikan dalam bentuk *flowchart* guna memperjelas proses analisis secara sistematis :



Gambar 2 Alur penelitian

Forecasting

Peramalan merupakan salah satu alat penting yang digunakan untuk merancang keputusan agar efektif dan efisien, terutama dalam bidang ekonomi [12]. Fungsi *forecast* sangat berkaitan dengan pengolahan dan penggalian data, atau yang dikenal sebagai data mining [13]. Melalui data mining, informasi yang sebelumnya tidak terlihat dalam kumpulan data yang besar dapat ditemukan, sehingga menghasilkan berbagai temuan baru dari basis data yang sangat luas. Strategi dalam menafsirkan kebutuhan di masa mendatang, baik dari sisi waktu, lokasi, kualitas, maupun hasil yang ingin dicapai, sangat penting untuk memenuhi permintaan barang dan jasa [14]. Peramalan sendiri merupakan aktivitas yang tanpa disadari dimanfaatkan untuk memperkirakan kondisi yang akan terjadi di masa mendatang. Proses ini dilakukan melalui langkah-langkah yang terstruktur dan disesuaikan dengan kapasitas, kemampuan permintaan, serta tingkat produksi yang telah berjalan [15].

Time Series

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan metode statistik yang digunakan untuk menganalisis data yang tersusun berdasarkan urutan waktu, dengan tujuan mengidentifikasi pola dan melakukan peramalan untuk periode mendatang. Secara umum, data *time series* memiliki beberapa karakteristik utama, yaitu tren (*trend*), pola musiman (*seasonality*), dan komponen acak (*noise*). Keberadaan tren menunjukkan adanya kecenderungan peningkatan atau penurunan data dalam jangka panjang, sedangkan musiman mencerminkan pola berulang dalam periode tertentu. Sementara itu, komponen noise merepresentasikan fluktuasi acak yang sulit diprediksi. Ketiga komponen ini menjadi dasar dalam menentukan metode peramalan yang tepat [16].

Moving Average (MA) efektif untuk data yang relatif stabil tanpa tren kuat karena mampu meredam fluktuasi, namun kurang responsif terhadap perubahan mendadak. Sebaliknya, Single Exponential Smoothing (SES) lebih adaptif karena memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru, sehingga lebih sesuai untuk data fluktuatif tanpa pola musiman. Oleh karena itu, pemilihan metode harus disesuaikan dengan karakteristik data *time series* yang dianalisis [17].

Moving Average

Moving Average merupakan metode peramalan yang menggunakan rata-rata dari sejumlah data historis sebagai dasar untuk memprediksi periode berikutnya. Metode ini diperbarui secara berkala dengan data terbaru untuk menghasilkan estimasi permintaan di masa mendatang. [18] *Moving Average* sendiri dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$MA(n) = \sum Ai/n \quad (1)$$

Dimana :

i = Banyak data (1,2,3.....N).

n = pembobot, angka periode rata-rata bergerak.

Ai = nilai aktual tahun ke - i.

Dalam penelitian ini digunakan Moving Average periode 3 (MA(3)) dengan pertimbangan bahwa data memiliki fluktuasi jangka pendek, sehingga diperlukan jumlah periode yang kecil agar tetap responsif terhadap perubahan terbaru sekaligus mampu meredam noise. Pemilihan MA(3) dilakukan melalui pendekatan *trial and error* dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan dan memilih periode dengan error terkecil [18].

Meskipun sederhana dan efektif dalam menghaluskan data, metode ini memiliki keterbatasan berupa *lag effect* yang menyebabkan keterlambatan dalam merespons perubahan, serta ketidakmampuannya menangkap pola tren dan musiman, sehingga lebih sesuai untuk data yang relatif stabil [19].

Single Exponential Smoothing

Metode *Single Exponential Smoothing* dapat dikategorikan sebagai metode peramalan yang memberikan bobot secara bertahap dengan penurunan eksponensial terhadap data historis. Data yang lebih *up-to-date* mendapat proporsi yang lebih signifikan dibandingkan data sebelumnya. Metode ini menghasilkan rata-rata bergerak dengan pembobotan eksponensial terhadap seluruh data sebelumnya [20]. Selain itu, metode ini tidak terpengaruh oleh tren maupun pola musiman. Rumusnya adalah :

$$F_{t-1} = \alpha \cdot X_t + (1 - \alpha) \cdot F_t \quad (2)$$

Dimana :

F_{t-1} = Peramalan waktu periode berikutnya

α = Parameter penghalusan data antara 0 dan 1

X_t = Demand periode ke-t.

F_t = Nilai Forecast periode ke-t

Dalam penelitian ini, nilai α yang digunakan adalah sebesar 0,7, yang diperoleh melalui proses optimasi dengan pendekatan *trial and error* yang dikombinasikan dengan minimisasi nilai kesalahan peramalan, khususnya Mean Squared Error (MSE). Proses tersebut dilakukan dengan menguji beberapa alternatif nilai α dalam rentang 0,1 hingga 0,9 dan membandingkan tingkat error yang dihasilkan, dan didukung penggunaan alat bantu seperti *Solver* pada *Microsoft Excel* untuk memperoleh nilai α yang paling optimal secara sistematis. Hasil pengujian menunjukkan bahwa $\alpha = 0,7$ memberikan nilai kesalahan terkecil dibandingkan dengan alternatif lainnya, sehingga dipilih sebagai parameter terbaik. Selain itu, model SES memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap perubahan nilai α , di mana nilai yang terlalu besar dapat menyebabkan *overfitting* akibat terlalu responsif terhadap fluktuasi acak, sedangkan nilai yang terlalu kecil dapat menyebabkan *underfitting* karena lambat merespons perubahan. Oleh karena itu, diperlukan keseimbangan antara stabilitas model dan kemampuan adaptasi agar hasil peramalan lebih akurat dan representatif [21].

MAD, MSE, MAPE

Dalam memilih dan menerapkan metode peramalan pada data historis, diperlukan pengukuran untuk memastikan apakah metode tertentu sesuai dengan kumpulan data yang digunakan [22]. Pada banyak kasus, tingkat ketepatan (*accuracy*) menjadi dasar penerimaan atau penolakan suatu metode *forecast*. Dalam pemodelan deret waktu (*time series*), data dari masa lampau dimanfaatkan untuk memprediksi kondisi di masa mendatang, dan untuk menilai keakuratan hasil prediksi tersebut digunakan ukuran akurasi ramalan. Suatu metode umumnya dipilih berdasarkan nilai error yang paling kecil [10].

Ukuran akurasi dalam peramalan menunjukkan seberapa besar variasi antara hasil prediksi dan kondisi yang sebenarnya [23]. Untuk menilai tingkat ketepatan tersebut, terdapat beberapa parameter yang umum dipergunakan, yaitu :

1. Mean Absolute Deviation (MAD)

MAD adalah nilai rata-rata dari kesalahan absolut dalam kurun waktu tertentu, dengan tidak mempertimbangkan hasil *forecast* lebih tinggi atau bahkan lebih rendah dari nilai sebenarnya [24]. Secara matematis, MAD dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MAD = \frac{\sum |e_i|}{n} \quad (3)$$

Yang mana diketahui:

$|e_i|$ = Nilai Absolut dari *Forecast errors*

n = Total data

2. Mean Square Error (MSE)

MSE diperoleh dengan menambahkan kuadrat dari setiap kesalahan *forecast* tiap periode, kemudian dibagi dengan jumlah periode peramalan yang ada [25]. Secara matematis, MSE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum e_i^2}{n} = \frac{\sum (X_i - F_i)^2}{n} \quad (4)$$

Yang mana diketahui :

e_i = Forecast errors
 n = Total data

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah parameter error relatif yang umumnya dianggap lebih informatif daripada MAD, karena MAPE menyajikan persentase kesalahan forecast terhadap demand aktual dalam suatu periode. Dengan demikian, MAPE dapat menunjukkan seberapa besar kesalahan prediksi, apakah melebihi atau kurang dari batas yang ada [26]. Secara matematis, MAPE dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100 \tag{5}$$

Dimana :

X_t = Data Aktual
 F_t = Data Forecast
 N = Jumlah Data

Hasil Dan Pembahasan

Pada bagian analisis hasil serta pembahasan ini dijabarkan bahwa untuk memperoleh hasil peramalan dengan akurasi yang lebih tinggi di PT Petrokimia Kayaku, khususnya dalam penggunaan bahan baku BA 1, beberapa metode analisis peramalan perlu diterapkan yang dijelaskan seperti berikut:

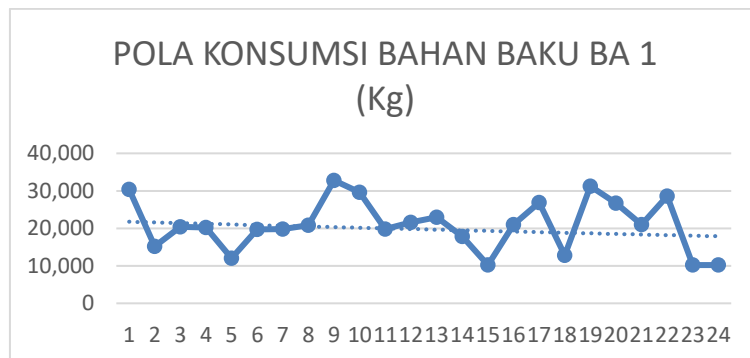
Data Konsumsi Bahan Baku BA 1 Periode November 2023 – Oktober 2024

Tabel 1 Data historis bahan baku ba 1 pt petrokimia kayaku

| Periode | Konsumsi (kg) | Periode | Konsumsi (kg) |
|---------|---------------|---------|---------------|
| Nov-23 | 30.400 | Nov-24 | 23.000 |
| Dec-23 | 15.200 | Dec-24 | 17.800 |
| Jan-24 | 20.400 | Jan-25 | 10.200 |
| Feb-24 | 20.200 | Feb-25 | 21.000 |
| Mar-24 | 12.000 | Mar-25 | 26.875 |
| Apr-24 | 19.750 | Apr-25 | 12.800 |
| May-24 | 19.800 | May-25 | 31.200 |
| Jun-24 | 20.800 | Jun-25 | 26.725 |
| Jul-24 | 32.800 | Jul-25 | 21.000 |
| Aug-24 | 29.600 | Aug-25 | 28.600 |
| Sep-24 | 19.800 | Sep-25 | 10.200 |
| Oct-24 | 21.600 | Oct-25 | 10.200 |

Dari data di atas diperoleh rata-rata sebesar 20.915, dan nilai UCL dan LCL sebesar 41.061 dan 768,01. Pada data tersebut juga terdapat variasi data yang cukup tinggi di beberapa periode, seperti pada periode November-Desember 2023 dan Agustus-September 2025, yang mengindikasikan adanya fluktuasi jangka pendek.

Plot Data



Gambar 3 Plot data

Grafik pola konsumsi menunjukkan bahwa data berfluktuasi tanpa adanya tren peningkatan atau penurunan yang konsisten serta tidak menunjukkan pola musiman yang berulang. Hal ini mengindikasikan bahwa data

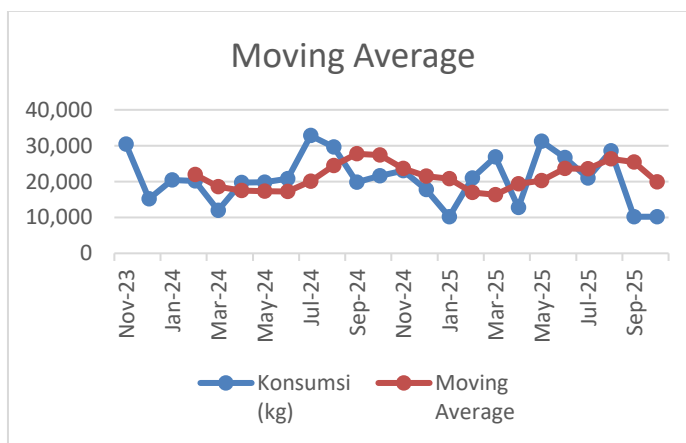
bersifat relatif stasioner dengan dominasi komponen acak (*noise*). Oleh karena itu, metode peramalan seperti Moving Average dan Single Exponential Smoothing dinilai sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini.

Moving Average 3 Bulan

Tabel 2 Hasil analisis *moving average*

| Periode | Konsumsi (kg) | Moving Average | Periode | Konsumsi (kg) | Moving Average |
|--------------------------------|---------------|----------------|---------|---------------|----------------|
| Nov-23 | 30.400 | | Nov-24 | 23.000 | 23666,67 |
| Dec-23 | 15.200 | | Dec-24 | 17.800 | 13800 |
| Jan-24 | 20.400 | | Jan-25 | 10.200 | 7200 |
| Feb-24 | 20.200 | 22000 | Feb-25 | 21.000 | 17000 |
| Mar-24 | 12.000 | 18600 | Mar-25 | 26.875 | 16333,33 |
| Apr-24 | 19.750 | 17533,33 | Apr-25 | 12.800 | 19358,33 |
| May-24 | 19.800 | 17316,67 | May-25 | 31.200 | 20225 |
| Jun-24 | 20.800 | 17183,33 | Jun-25 | 26.725 | 23625 |
| Jul-24 | 32.800 | 20116,67 | Jul-25 | 21.000 | 23575 |
| Aug-24 | 29.600 | 24466,67 | Aug-25 | 28.600 | 26308,33 |
| Sep-24 | 19.800 | 27733,33 | Sep-25 | 10.200 | 25441,67 |
| Oct-24 | 21.600 | 27400 | Oct-25 | 10.200 | 19933,33 |
| Peramalan November 2025 | | | | | 16333,33 |
| MAD | | | | | 6105,56 |
| MSE | | | | | 53339675,93 |
| MAPE | | | | | 36,99% |

Dari hasil pengolahan data Moving Average dengan *Excel* diperoleh nilai *MAPE* yaitu 36,99%, *MAD* yaitu 6105,56, dan *MSE* yaitu 53339675,93.



Gambar 4 Grafik *moving average*

Grafik hasil penghitungan *Moving Average* 3 bulan menunjukkan perbandingan antara data konsumsi aktual dan hasil peramalan. Secara umum, metode *Moving Average* menghasilkan peramalan yang cukup akurat karena karakteristik data konsumsi yang fluktuatif dan tidak menunjukkan tren yang jelas, sehingga proses perataan mampu meredam variasi acak dan menghasilkan *error* yang lebih kecil. Namun, terdapat beberapa periode dengan *error* terbesar, terutama saat terjadi perubahan konsumsi yang cukup ekstrem, seperti pada Juli 2024 ketika konsumsi meningkat tajam dibandingkan periode sebelumnya, serta pada Oktober 2025 saat terjadi penurunan signifikan. Pada periode-periode tersebut, nilai hasil peramalan cenderung tertinggal (*lagging*) karena metode *Moving Average* kurang responsif terhadap perubahan yang mendadak. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun MA efektif untuk pola data yang stabil dan acak, evaluasi terhadap titik error terbesar tetap diperlukan untuk memahami keterbatasan model dalam menangkap fluktuasi ekstrem.

Single Eksponential Smoothing

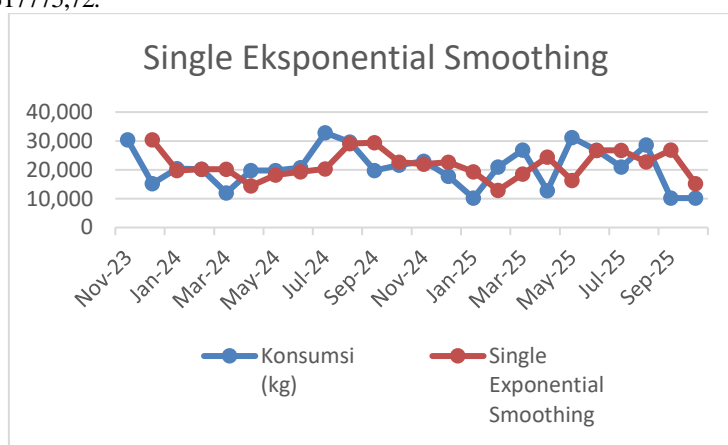
Berikut ini adalah hasil analisis yang dilakukan untuk meramalkan konsumsi bahan baku BA 1 menggunakan *Solver* Otomatis *Excel* yang menghasilkan $\alpha(a)$ optimal sebesar 0.7 :

Tabel 3 Hasil analisis *single exponential smoothing*

| Periode | Konsumsi (kg) | Single Exponential Smoothing | Periode | Konsumsi (kg) | Single Exponential Smoothing |
|---------|---------------|------------------------------|---------|---------------|------------------------------|
| Nov-23 | 30.400 | | Nov-24 | 23.000 | 21.927 |

| | | | | | |
|-------------------------|--------|--------|--------|-------------|--------|
| Dec-23 | 15.200 | 30.400 | Dec-24 | 17.800 | 22.678 |
| Jan-24 | 20.400 | 19.757 | Jan-25 | 10.200 | 19.263 |
| Feb-24 | 20.200 | 20.207 | Feb-25 | 21.000 | 12.917 |
| Mar-24 | 12.000 | 20.202 | Mar-25 | 26.875 | 18.577 |
| Apr-24 | 19.750 | 14.459 | Apr-25 | 12.800 | 24.387 |
| May-24 | 19.800 | 18.164 | May-25 | 31.200 | 16.274 |
| Jun-24 | 20.800 | 19.309 | Jun-25 | 26.725 | 26.725 |
| Jul-24 | 32.800 | 20.353 | Jul-25 | 21.000 | 26.725 |
| Aug-24 | 29.600 | 29.068 | Aug-25 | 28.600 | 22.716 |
| Sep-24 | 19.800 | 29.441 | Sep-25 | 10.200 | 26.836 |
| Oct-24 | 21.600 | 22.690 | Oct-25 | 10.200 | 15.188 |
| Peramalan November 2025 | | | | 11.695 | |
| <i>MAD</i> | | | | 6405,23 | |
| <i>MSE</i> | | | | 67317775,72 | |
| <i>MAPE</i> | | | | 38,94% | |

Dari hasil pengolahan data *Single Exponential Smoothing* dengan *Excel* diperoleh nilai *MAPE* yaitu 38,94%, *MAD* yaitu 6405,23, dan *MSE* yaitu 67317775,72.



Gambar 5 Grafik *single exponential smoothing*

Grafik *Single Exponential Smoothing (SES)* menunjukkan bahwa hasil peramalan mampu mengikuti pola data konsumsi aktual, namun terlihat lebih halus karena proses pemulusan. Meskipun secara teori *SES* lebih responsif terhadap perubahan karena memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru, pada kasus ini performanya kurang optimal dibandingkan dengan *Moving Average (MA)*, yang ditunjukkan oleh nilai *error* yang lebih besar. Hal ini disebabkan oleh karakteristik data yang fluktuatif tanpa tren, sehingga respons *SES* terhadap perubahan justru menghasilkan deviasi yang lebih besar, terutama saat terjadi kenaikan atau penurunan yang tajam. Sementara itu, pada periode yang relatif stabil, hasil peramalan *SES* cukup mendekati nilai aktual.

Hasil Analisis Penelitian

Berdasarkan hasil analisa yang dilakukan menggunakan 2 metode yaitu *Moving Avarage* dan *Single Exponential Smoothing* menggunakan *Excel* untuk menentukan metode yang paling tepat dalam melakukan peramalan konsumsi bahan baku BA 1 pada November 2025, berikut merupakan hasil yang diperoleh:

Tabel 4 Hasil analisis penelitian

| Metode Peramalan | <i>MAD</i> | <i>MSE</i> | <i>MAPE</i> |
|---|------------|-------------|-------------|
| <i>Moving Average</i> 3 bulan | 6105,56 | 53339675,93 | 36,99% |
| <i>Single Eksponensial Smoothing</i> $\alpha=0,7$ | 6405,23 | 67317775,72 | 38,94% |

Perbandingan nilai *MAPE*, *MAD*, dan *MSE* menunjukkan bahwa metode *Moving Average (MA)* menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan *Single Exponential Smoothing (SES)*, dengan *MAPE* sebesar 36,99%, *MAD* 6105,56, dan *MSE* 53.339.675,93, sedangkan *SES* memiliki *MAPE* 38,94%, *MAD* 6405,23, dan *MSE* 67.317.775,72. Meskipun selisih *MAPE* relatif kecil sehingga perbedaan akurasi secara persentase tidak terlalu signifikan, perbedaan yang cukup besar pada *MAD* dan *MSE* menunjukkan bahwa *MA* lebih mampu meminimalkan penyimpangan absolut dan error kuadrat, terutama saat terjadi fluktuasi ekstrem. Secara praktis, hal ini berarti *MA* lebih stabil dan konsisten dalam menghadapi variasi data. Kondisi ini sejalan dengan karakteristik data penggunaan bahan baku BA 1 yang fluktuatif tanpa tren yang jelas, sehingga metode perataan sederhana seperti *MA* menjadi lebih sesuai. Sebagai perbandingan konseptual, metode yang lebih kompleks seperti

ARIMA sebenarnya dapat digunakan untuk menangkap pola data yang lebih dinamis, namun pada data tanpa tren dan musiman yang kuat, keunggulannya tidak selalu signifikan dibandingkan dengan metode sederhana. Oleh karena itu, *Moving Average* dipilih sebagai metode yang paling optimal dalam kasus ini.

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, secara empiris dapat disimpulkan bahwa metode *Moving Average* memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan *Single Exponential Smoothing* dalam peramalan konsumsi bahan baku. *Moving Average* 3 bulan terbukti memberikan tingkat akurasi tertinggi dalam memprediksi konsumsi bahan baku BA 1 di PT Petrokimia Kayaku, dengan nilai *MAPE* sebesar 36,99%, *MAD* 6105,56, dan *MSE* 53.339.675,93, lebih baik dibandingkan dengan metode *SES*. Dengan penerapan metode ini, perusahaan dapat meningkatkan ketepatan dalam perencanaan persediaan, sehingga risiko kelebihan maupun kekurangan stok dapat diminimalkan. Secara manajerial, hasil peramalan ini dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan kebijakan pemesanan bahan baku, seperti penentuan jumlah pemesanan optimal dan waktu pemesanan (*reorder point*), sehingga proses produksi dapat berjalan lebih lancar dan efisien.

Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan dua metode peramalan sederhana serta belum mempertimbangkan faktor eksternal, seperti perubahan permintaan pasar atau kebijakan produksi, yang dapat memengaruhi pola data. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model peramalan dengan metode yang lebih kompleks, seperti *ARIMA* atau metode berbasis *machine learning*, serta mempertimbangkan variabel tambahan agar hasil peramalan menjadi lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan kondisi di masa mendatang.

Daftar Pustaka

- [1] S. Sulistyono, R. Soesilo, and E. H. Sucipto, "Evaluasi Metode Peramalan Penjualan Botol Natural 100ml Menggunakan Moving Average dan Exponential Smoothing," 2026.
- [2] A. David Mico, D. Arifianto, and A. Maryami, "Peramalan Penjualan Batu Gamping Pada 'UD Eko Joyo' Menggunakan Single Exponential Smoothing Dan Double Exponential Smoothing Forecasting Of Limestone Sales At 'UD Eko Joyo' Using Single Exponential Smoothing And Double Exponential Smoothing," *J. Smart Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 2774–1702, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- [3] W. A. Medyanti, M. Faisal, and H. Nurhayati, "Optimasi Metode Single Exponential Smoothing Dengan Grid Search Pada Prediksi Nilai Ekspor Migas," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 7, no. 1, pp. 59–69, 2024, doi: 10.31598/sintechjournal.v7i1.1526.
- [4] J. N. A. Aziza, "Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, no. I, pp. 35–41, 2022, doi: 10.55826/tmit.v1i1.8.
- [5] D. P. Putra, S. A. Siregar, S. R. Fadillah, and Z. K. Ningtyas, "Peramalan Penjualan Mobil Dengan Menerapkan Metode Single Moving Average Dan Single Exponential Smoothing," *J. Pariwisata Bisnis Digit. dan Manaj.*, vol. 3, no. 2, pp. 81–86, 2024, doi: 10.33480/jasdim.v3i2.5631.
- [6] L. S. Marita and I. Darwati, "Prediksi Persediaan Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average, Exponential Smoothing dan Simple Moving Average," *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 1, p. 56, 2022, doi: 10.33365/jtk.v16i1.1484.
- [7] R. Taufiqillah, R. Nur Aulia, P. Dewi, and J. Heikal, "Analisis Evaluasi Efektivitas Metode Forecasting Moving Average Naive Approach, Simple Moving Average, Exponential Smoothing terhadap Supply Chain Management PT XYZ," *Jerry Heikal Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, pp. 4477–4492, 2024.
- [8] F. Kurniawati Zega, T. Hartati Sukartini Hulu, S. Zebua, and E. Zebua, "Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Tahu dengan Metode Single Moving Average untuk Mengoptimalkan Produksi pada Pabrik Tahu Nias," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 1, pp. 2931–2942, 2024.
- [9] H. Sulastri, G. S. Anwar, and E. N. F. Dewi, "Peramalan Stok Barang Percetakan dan ATK Menggunakan Single Moving Average," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 1, p. 59, 2023, doi: 10.30872/jurti.v7i1.11876.
- [10] G. Putra and A. R. Maulud, "Peramalan Kebutuhan Batubara Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing di PT . Solusi Bangun Andalas," *J. Optim.*, vol. 6, pp. 131–141, 2020, [Online]. Available: www.jurnal.utu.ac.id/jo optimalisasi
- [11] E. A. S. Tarigan and E. T. Siregar, "Metode Single Exponential Smoothing Dalam Forecasting Akomodasi Barang Impor Pada PT. Mandiri Agung Sentosa," *J. Info Digit*, vol. 2, no. 3A, pp. 1504–1513, 2024.
- [12] J. Penerapan, T. Informasi, S. Kasus, and A. Mandiri, "IT-EXPLORE," vol. 01, pp. 90–99, 2022.
- [13] A. Mona, E. Sitompul, and F. A. Putri, "Single Exponential Smoothing Dalam Peramalan Barang Ekspor Pada PT Mandiri Agung Sentosa," vol. 2, no. 3, 2024.
- [14] F. Nur, Rahmawati, F. N. Sadiyah, N. A. Rahayu, P. P. Pertanian, and Y. Magelang, "Peramalan Penjualan

- Produk Weeka Wedang Uwuh Menggunakan Metode Single Moving Average dan Metode Single Exponential Smoothing di PT Weeka Sejahtera Group,” *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 5, no. 3, pp. 2621–2632, 2025.
- [15] R. R. Afandi and E. Ismiah, “Analisis Peramalan Penjualan Semen Menggunakan Metode Single Moving Average dan Single Exponential Smoothing,” *JUSTI (Jurnal Sist. Dan Tek. Ind.)*, vol. 5, no. 2, p. 188, 2024.
- [16] Q. Wen, L. Yang, T. Zhou, and L. Sun, *Robust Time Series Analysis and Applications: An Industrial Perspective*, vol. 1, no. 1. Association for Computing Machinery, 2022. doi: 10.1145/3534678.3542612.
- [17] K. U. Syaliman, L. Maysafa, and S. Sapriadi, “Implementasi Forecasting Pada Penjualan Inaura Hair Care Dengan Metode Single Exponential Smoothing,” *J. Test. dan Implementasi Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 82–91, 2023, doi: 10.55583/jtisi.v1i2.504.
- [18] Windi Nurlaela, Annisa Indah Pratiwi, and Hilda Tri Yulianti, “Analisis Metode Moving Average, Exponential Smoothing, dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok Floor Rear,” *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 4, no. 3, pp. 1066–1075, 2025, doi: 10.55826/jtmit.v4i3.1134.
- [19] N. Zardi, F. Rozi, J. Teknologi Informasi, and P. Negeri Padang, “Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing Dan Moving Average Dalam Memprediksi Kebutuhan Persediaan Barang,” *J. Bitwise ISSN xxxx-xxxx*, vol. 1, no. 1, pp. 16–25, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal-bitwise.org>
- [20] E. Sarwono, M. J. Shofa, and A. Kusumawati, “Analisis Perencanaan & Pengendalian Persediaan Bahan Baku Roti Pada UKM Produksi Roti,” *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, no. 4, pp. 349–360, 2022, doi: 10.55826/tmit.v1i4.60.
- [21] E. Nuryani, Rudianto, R. Budiman, and E. Lazuardi, “Peramalan Persediaan Obat Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing,” *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 186–192, 2022, doi: 10.30656/jsii.v9i2.4486.
- [22] M. H. Hamirsa and R. Rumita, “Usulan Perencanaan Peramalan (Forecasting) dan Safety Stock Persediaan Spare Part Busi Champion Type RA7YC-2 (EV-01/EW-01/2) Menggunakan metode Time Series Pada PT Triangle Motorindo Semarang,” *Ind. Eng. Online J.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–10, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/ieoj/article/view/34373>
- [23] T. Hidayat, A. Khairani, S. A. Putri, and Febriyanto, “Implementasi Metode Peramalan Moving Average dan Single Exponential Smoothing dalam Memprediksi Kebutuhan Bearing pada PT XYZ,” *Integr. J. Ilm. Tek. Ind.*, vol. 10, no. 1, pp. 45–54, 2025, doi: 10.32502/integrasi.v10i1.431.
- [24] Reza Aditya, Iqbal Kamil Siregar, and Rika Nofitri, “Penerapan Metode Single Eksponensial Smoothing Dalam Memprediksi Penjualan Sembako Pada Toko Radin,” *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–16, 2023, doi: 10.51454/decode.v4i1.171.
- [25] E. S. D. Gulo, T. H. S. Hulu, S. M. Kakisina, and M. S. D. Mendrofa, “Analisis Peramalan Persediaan Barang Menggunakan Metode Moving Average Dan Exponential Smoothing Pada CV. Sanjaya Bangun Pratama,” *J. Ekon. Bisnis, Manaj. dan Akunt.*, vol. 4, no. 3, pp. 1703–1716, 2024, doi: 10.47709/jebma.v4i3.4788.
- [26] S. Kasus and K. Bandung, “Vol.17 No. 2,” vol. 17, no. 2, pp. 111–120.