



## OPTIMALISASI MANAJEMEN INVENTARIS PERUSAHAAN XYZ MELALUI METODE *TIME-SERIES FORECASTING*

Aurelie Handalia Hermawan<sup>a</sup>, Gerald Garcia<sup>b</sup>, Hulbert Noble Le Mayer<sup>c</sup>, Inez Susanto<sup>d</sup>, Muhammad Alfirya<sup>e</sup>, Rahzel Ziya Nabigha<sup>f</sup>, Safriyana<sup>g,\*</sup>

<sup>a-g</sup>Sekolah Bisnis dan Ekonomi, Universitas Prasetiya Mulya, Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>\*</sup>[safriyana@prasetiyamulya.ac.id](mailto:safriyana@prasetiyamulya.ac.id)

*Diterima: November 2025. Disetujui: November 2025. Dipublikasikan: November 2025.*

---

### ABSTRACT

XYZ Company, a local perfume company in Indonesia, repeatedly faces problems in their monthly operations, such as stockout and overstock issues due to fluctuating demand and uncertain production lead times from manufacturers. This phenomenon risks reducing product availability, hindering cash flow, and lowering consumer trust and experience. To address this situation, the study evaluated four time-series forecasting methods (3-Period Moving Average, 5-Period Moving Average, Simple Exponential Smoothing, and Holt's Double Exponential Smoothing) using sales data from the year 2024 until early 2025 and measured their accuracy using MAD, MSE, and MAPE. The results showed that the Simple Exponential Smoothing method produced the lowest error (MAD 185,92; MSE 78.207,25; MAPE 12,53%), making it most suitable for the characteristics of fluctuating short-term demand. Based on the forecast, XYZ company is advised to set a safety stock of 613 units and a reorder point of 2.109 units to maintain availability during lead time. Further recommendations include forecasting per variant category, consideration of marketing activities in demand projections, and negotiation of lead time commitments with manufacturers as risk mitigation.

**Keywords:** forecasting; inventory management; moving average; reorder point; safety stock; simple exponential smoothing.

### ABSTRAK

Perusahaan XYZ, sebuah perusahaan parfum lokal di Indonesia, berulang kali menghadapi masalah *stockout* dan *overstock* akibat permintaan yang fluktuatif serta ketidakpastian *lead time* produksi dari pihak maklon. Fenomena ini berisiko menurunkan ketersediaan produk, menahan arus kas, dan menurunkan tingkat kepercayaan konsumen terhadap merek. Untuk menghadapi kondisi ini, penelitian mengevaluasi empat metode *time-series forecasting* (3-Period Moving Average, 5-Period Moving Average, Simple Exponential Smoothing, dan Holt's Double Exponential Smoothing) menggunakan data penjualan tahun 2024 hingga awal 2025 dan diukur akurasi dengan MAD, MSE, dan MAPE. Hasil menunjukkan metode Simple Exponential Smoothing menghasilkan *error* terendah (MAD 185,92; MSE 78.207,25; MAPE 12,53%), sehingga paling sesuai untuk karakteristik permintaan jangka pendek yang fluktuatif. Berdasarkan peramalan, perusahaan disarankan untuk menetapkan *safety stock* 613 unit dan *reorder point* pada 2.019 unit untuk menjaga ketersediaan selama *lead time*. Rekomendasi lanjutan meliputi peramalan per kategori varian, adanya konsiderasi aktivitas pemasaran pada proyeksi permintaan, serta negosiasi komitmen *lead time* dengan maklon sebagai mitigasi risiko.

**Kata Kunci:** manajemen persediaan; *moving average*; peramalan; *reorder point*; *safety stock*; *simple exponential smoothing*.

---

## PENDAHULUAN

Permintaan pasar sering kali berubah seiring berjalannya waktu dan rentan terhadap pengaruh dari berbagai variabel yang tidak terkendali. Hal ini menyebabkan perusahaan-perusahaan yang bergerak di sektor *tangible products* mengalami kesulitan dalam menyesuaikan kegiatan produksi dengan jumlah permintaan. Jika terjadi ketidakseimbangan, perusahaan dapat mengalami kekurangan atau kelebihan inventaris. Kekurangan inventaris akan menyebabkan hilangnya peluang penjualan dan dapat menurunkan kepuasan pelanggan, yang pada akhirnya berisiko merusak reputasi perusahaan (Peltz, 2012). Sebaliknya, kelebihan inventaris dapat meningkatkan biaya penyimpanan, menyebabkan produk menjadi usang, serta mengurangi arus kas, yang berpotensi berdampak negatif terhadap kinerja keuangan perusahaan (Peltz, 2012).

Tantangan terkait persediaan (kekurangan maupun kelebihan stok) juga dirasakan oleh pelaku usaha pada sektor kecantikan, terutama pada bidang penjualan parfum. Berdasarkan Syafriani dan Suendri (2024) pada studi kasus di perusahaan Maju Jaya Parfum, penjualan parfum dapat lebih tinggi atau rendah tergantung permintaan oleh pasar, yang memunculkan kesulitan dalam pencatatan pembelian dan persediaan. Fenomena ini juga dibahas oleh Putri (2025), yang menegaskan kembali bahwa perusahaan perlu mengoptimalkan persediaan dan distribusi dengan menjaga level stok seimbang untuk mencegah adanya *shortage* (kekurangan stok) maupun *overstocking* (kelebihan stok) serta memastikan produk tersedia pada waktu yang tepat. Temuan dari kedua studi tersebut mengindikasikan bahwa pengelolaan stok merupakan aspek operasional yang perlu diperhatikan secara *detail*, terutama pada bisnis dengan permintaan yang bersifat fluktuatif, agar operasional bisnis tetap efisien dan risiko

masalah pada jangka pendek dapat diminimalkan. Perusahaan XYZ merupakan salah satu pelaku di sektor kecantikan, terutama pada bidang parfum di Indonesia yang didirikan pada Desember 2022 dan bertujuan untuk menyediakan parfum berkualitas tinggi yang mengikuti preferensi konsumen moderen. Target pasar utama perusahaan XYZ mencakup wanita dan laki-laki di generasi Z dan milenial yang berusia 18 hingga 34 tahun. Segmentasi sosial ekonomi di pasar menengah atas (SES B+) disesuaikan dengan harga parfum perusahaan XYZ yang dipasarkan sekitar Rp 200.000,00 per botol.

Perusahaan XYZ telah merancang sembilan varian parfum berdasarkan preferensi pelanggan dan mengikuti tren industri untuk menciptakan suatu varian yang unik dan diminati oleh masyarakat. Dalam upaya memperluas jangkauan pasar dan meningkatkan *brand awareness*, perusahaan XYZ secara aktif berkolaborasi dengan berbagai *influencer* atau *Key Opinion Leader* (KOL) di sosial media Instagram dan juga Tiktok. Strategi ini telah mendorong peningkatan permintaan (*demand*) yang signifikan seiring waktu sehingga menciptakan peluang bagi perusahaan untuk merilis varian baru pada 2025. Oleh sebab itu, perlu diterapkan metode peramalan permintaan yang akurat untuk memastikan ketersediaan stok setiap varian tetap sesuai dengan kebutuhan pasar, sekaligus menentukan strategi manajemen inventaris yang lebih adaptif. Keakuratan proyeksi permintaan sangat penting dalam efektivitas manajemen inventaris karena perusahaan yang gagal menerapkan teknik peramalan yang tepat sering kali mengalami inefisiensi dalam operasional rantai pasokan, yang pada akhirnya meningkatkan biaya dan mengurangi margin keuntungan (Peltz, 2012).

Untuk memperkuat argumen terkait pentingnya hubungan antara manajemen inventaris dan permintaan, survei yang dilakukan oleh Nemtajela & Mbohwa

(2017) terhadap 255 responden (sampel) dari lima organisasi FMCG yang bergerak di sektor manufaktur, berpusat di Johannesburg, membuktikan bahwa sebanyak 72.2% responden mengindikasikan adanya pengaruh positif yang kuat antara kedua variabel ini. Oleh karena itu, semakin tinggi ketidakpastian pada permintaan maka semakin sulit dan menantang untuk menyimpan stok dalam suatu organisasi. Namun, penelitian tersebut masih bersifat deskriptif dan berbasis persepsi responden, sehingga belum mengkaji secara kuantitatif bagaimana metode peramalan tertentu dapat digunakan untuk mengurangi dampak kepastian permintaan terhadap efisiensi manajemen inventaris.

Selain itu, sebagian besar studi berfokus pada industri manufaktur berskala besar, sementara penerapan metode peramalan berbasis *time-series* pada industri kecantikan dengan karakteristik permintaan yang fluktuatif masih relatif terbatas dalam literatur. Oleh karena itu, terdapat celah penelitian terkait pemilihan metode peramalan permintaan yang paling akurat untuk mendukung pengambilan keputusan manajemen inventaris pada perusahaan industri kecantikan, terutama pada parfum.

Berdasarkan informasi yang diperoleh dari perusahaan XYZ, proses *re-order point* memiliki *lead time* rata-rata 1 bulan. Namun, ini merupakan skenario dan timeline ideal (*best-case scenario*) yang belum tentu tercapai secara konsisten setiap adanya *re-purchase*. Kompleksitas *supply-chain* dari perusahaan XYZ disebabkan oleh dua faktor utama, yaitu: (1) Ketergantungan kepada satu maklon (*single-supplier*) yang meliputi proses produksi cairan parfum, pengisian cairan ke botol, proses pelabelan, pencetakan, pelipatan kemasan kardus luar, hingga pengepakan akhir produk. Seluruh proses dilakukan secara sistematis mengikuti alur dan *timeline* dari maklon, sehingga keterlambatan pada satu proses dapat

berdampak pada keseluruhan *lead-time* di akhir. (2) Adanya faktor eksternal yaitu antrian produksi dari maklon, dan juga keterlambatan logistik untuk pemesanan bahan baku (*essential oil, nozzle sprayer, botol, dan lain-lain*). Kedua faktor ini merupakan ketidakpastian dari maklon yang dapat menyebabkan keterlambatan pada *lead-time*. Dengan mempertimbangkan kondisi dan faktor-faktor tersebut, dibutuhkan pengelolaan *safety stock* dan peramalan permintaan agar perusahaan XYZ dapat menjaga kesinambungan *supply chain* tanpa mengabaikan permintaan hanya karena ketersediaan barang yang terbatas. Pengelolaan dan *planning* yang tepat bisa menjadi mitigasi risiko dan langkah strategis untuk meningkatkan efisiensi operasional.

Dengan demikian, studi ini dirancang untuk mengevaluasi dan membandingkan akurasi metode peramalan berbasis *time-series* pada industri kecantikan khususnya parfum yang belum banyak dibahas secara eksplisit dalam literatur. Penelitian ini menggunakan pendekatan agregat terhadap total penjualan seluruh varian dan mengintegrasikan hasil peramalan langsung ke dalam penentuan *safety stock* dan *reorder point* agar dapat meningkatkan efisiensi manajemen inventaris perusahaan XYZ. Luaran dari studi diharapkan dapat membantu perusahaan XYZ dan juga pelaku industri lainnya untuk menerapkan metode peramalan dan manajemen inventaris yang tepat, sesuai dengan jenis produk atau jasa yang ditawarkan. Bagi pembaca, studi juga diharapkan dapat lebih memahami korelasi antara pola permintaan, metode peramalan, dan pengelolaan inventaris, serta signifikansi metode peramalan terhadap operasional perusahaan.

Beberapa penelitian terdahulu telah mengaplikasikan metode peramalan berbasis *time-series* di berbagai industri, seperti penelitian yang dilakukan oleh Harly et al. (2023) dan Pivac et al. (2025).

Penelitian Harly et al. (2023) membandingkan metode *simple exponential smoothing* dengan *double exponential smoothing* untuk memprediksi penjualan garam untuk tiga variasi ukuran, sedangkan Pivac et. al (2025) meramalkan jumlah penumpang, pangsa pasar, serta pergerakan pesawat dengan metode *Holt-Winters exponential smoothing*. Namun, berbeda dari kedua penelitian tersebut, pada kasus perusahaan XYZ, studi ini tidak memproyeksikan data yang bersifat variatif. Oleh sebab itu, penulis tidak memproyeksi permintaan parfum per varian, melainkan seluruh varian sebagai satu kesatuan. Selain itu, karena keterbatasan data penjualan, penulis belum bisa menangkap *seasonality* dari permintaan yang berakibat pada terbatasnya metode peramalan yang bisa diaplikasikan.

### Tinjauan Pustaka

Manajemen persediaan dan peramalan permintaan merupakan aspek krusial dalam menentukan efisiensi operasional. Dalam hal ini, pemilihan metode yang tepat menjadi tanggung jawab strategis manajer barang (Peltz, 2012). Meskipun berbagai studi sepakat bahwa akurasi peramalan berdampak langsung pada pengendalian persediaan, terdapat variasi efektivitas metode yang bergantung pada karakteristik industri serta pola datanya.

Dalam lingkup industri berskala besar dan rencana jangka panjang, Pivac et al. (2025) menunjukkan bahwa kombinasi *exponential smoothing* dan regresi linear efektif untuk memproyeksikan permintaan penumpang bandara. Hal ini berbeda dengan temuan Pratama et al. (2020) pada industri komoditas (gula) yang menyimpulkan bahwa regresi linear murni justru menjadi metode paling akurat dibandingkan *moving average* atau *exponential smoothing* untuk menentukan kuantitas pesanan yang efisien melalui pendekatan EOQ. Perbedaan hasil tersebut menguatkan argumen Fildes et al. (2011) bahwa ketepatan sebuah metode sangat bergantung pada pola permintaan serta

tingkat *noise* dalam data masing-masing industri.

Lebih lanjut, Saptaria (2017) memberikan perspektif tambahan bahwa dalam rantai pasok produk pangan (Nata de Coco), efisiensi tidak hanya dicapai melalui peramalan kuantitatif, tetapi juga melalui koordinasi kolaboratif (CPFR) antar pemangku kepentingan. Jika dikaitkan dengan industri parfum pada Perusahaan XYZ, urgensi koordinasi yang ditekankan Saptaria (2017) sangat relevan mengingat adanya kendala *lead time* dari pihak maklon. Namun, sebagaimana studi Pratama et al. (2020), fokus utama tetap harus diawali dengan pemilihan metode peramalan yang mampu merespons fluktuasi permintaan produk konsumsi secara tepat.

Penelitian ini mengisi celah dengan berfokus pada evaluasi metode *time-series* (*Moving Average*, *SES*, dan *Holt's*) untuk menangani karakteristik permintaan produk *lifestyle* (parfum) yang memiliki tingkat *noise* tinggi dan fluktuatif. Berbeda dengan studi Pivac et al. (2025) yang berorientasi pada infrastruktur, penelitian ini memosisikan peramalan sebagai alat mitigasi risiko operasional harian guna menekan *stockout* dan *overstock*. Langkah ini dilakukan melalui pengujian spesifik terhadap sensitivitas metode *exponential smoothing* pada pola data penjualan terkini Perusahaan XYZ.

### METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data penjualan perusahaan XYZ selama satu tahun dua bulan pada periode Januari 2024-Februari 2025. Data yang diperoleh merupakan total penjualan dari seluruh varian sebagai satu kesatuan. Data penjualan ini kemudian akan diolah menggunakan *Google Sheets* dan *Google Colab*.

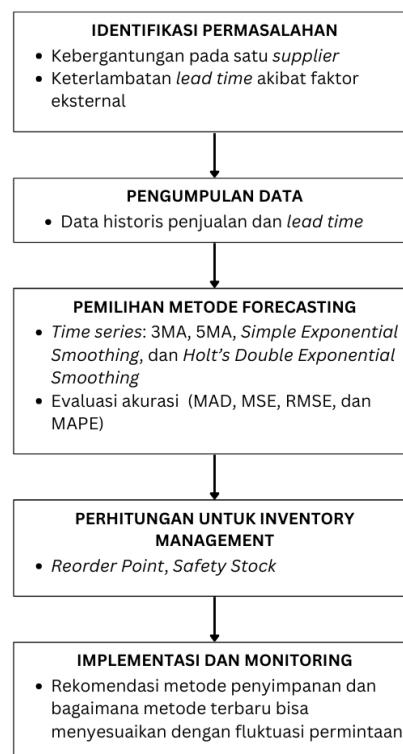
Dengan merujuk pada penelitian Kumar et al. (2024), pendekatan komparatif mampu menilai efisiensi peramalan dari model *Holt's-Winters Exponential*

*Smoothing* (HWES) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam berbagai kondisi pasar, serta menunjukkan keunggulan dan kelemahan relatif dari masing-masing metode secara objektif. Oleh sebab itu, pendekatan ini dinilai paling sesuai untuk studi ini, yang juga bertujuan membandingkan hasil metode peramalan secara kuantitatif.

Pada studi ini, pendekatan komparatif diterapkan untuk membandingkan kinerja metode peramalan menggunakan metrik eror, yaitu MAD, MSE, RMSE, dan MAPE untuk melihat hasil peramalan yang paling akurat terhadap data aktual. Masing-masing metrik memberikan perspektif yang berbeda terhadap tingkat kesalahan suatu metode peramalan. MAD menunjukkan rata-rata kesalahan absolut dalam satuan yang sama dengan data aktual, sedangkan MSE menghitung kuadrat dari selisih antara nilai peramalan dan nilai aktual sehingga lebih sensitif terhadap kesalahan yang besar. Di sisi lain, MAPE menyajikan kesalahan dalam bentuk persentase relatif

terhadap nilai aktual. Metode peramalan dengan nilai eror terkecil merupakan metode peramalan yang paling tepat digunakan (Pratama et al., 2020).

Selain itu, dalam proses penentuan metode peramalan, data penjualan pada awal periode (Januari–Mei 2024) dikesampingkan guna memastikan kesetaraan dalam pengujian setiap metode. Hal ini disebabkan oleh perbedaan titik awal peramalan pada masing-masing metode. Pengujian terhadap teknik manajemen inventaris juga dilakukan melalui perhitungan *Safety Stock* dan *Reorder Point*, berdasarkan hasil peramalan permintaan parfum. Pengujian ini penting untuk dilakukan karena keputusan pemesanan, yang meliputi kuantitas pemesanan dan *lead time*, menentukan besarnya biaya inventaris perusahaan (Peltz et al., 2012). Untuk menghasilkan output yang diinginkan, penelitian ini memiliki kerangka pemikiran seperti tertera pada Gambar 1.



Sumber: Data diolah penulis, 2025

Gambar 1. Kerangka Pemikiran Penelitian

Sesuai dengan Gambar 1, metode *forecasting* yang digunakan pada studi ini antara lain:

#### 1) *Moving Average*

Metode *simple moving average* menggunakan beberapa nilai permintaan dari periode sebelumnya untuk menyusun suatu peramalan. Pendekatan ini cenderung meredam atau menghaluskan fluktuasi acak yang mungkin muncul jika hanya menggunakan satu periode data. *Simple moving average* sangat berguna untuk meramalkan permintaan yang stabil dan tidak menunjukkan pola tertentu yang mencolok, seperti tren atau musiman (Russell et.al., 2023). Oleh sebab itu, metode ini bagus untuk memproyeksikan permintaan jangka pendek, tetapi kurang tepat untuk diaplikasikan ke jangka waktu yang lebih panjang.

*Moving average* dihitung berdasarkan periode tertentu, misalnya tiga bulan atau lima bulan, tergantung pada sejauh mana analisis ingin “menghaluskan” data permintaan. Semakin panjang periode *moving average*-nya, semakin halus hasil peramalannya. Sebaliknya, periode yang lebih pendek akan lebih sensitif terhadap variasi acak yang sederhana. Rumus untuk menghitung *simple moving average* adalah sebagai berikut.

$$MA_n = \frac{\sum_{i=1}^n D_i}{n}$$

Keterangan:

- n: banyaknya periode
- $D_i$ : permintaan pada periode i

*Mean Absolute Deviation* (MAD) merupakan ukuran utama dari perkiraan seluruh model dari *forecasting* atau peramalan. *Mean Absolute Deviation* digunakan untuk mengukur kesalahan ramalan dalam unit yang sama sebagai deret asli. Rumus untuk menghitung *Mean Absolute Deviation* (MAD) adalah sebagai berikut:

$$MAD = \frac{\sum [D_t - F_t]}{n}$$

Keterangan:

- $D_t$ : Nilai *demand* sebenarnya pada periode-t
- $F_t$ : Nilai *forecast* sebenarnya pada periode-t
- n: banyaknya periode

*Mean Squared Error* (MSE) merupakan metode untuk mengevaluasi metode peramalan, yaitu mengkuadratkan sisa atau kesalahan, sehingga dapat mengatur kesalahan peramalan yang besar. Rumus untuk menghitung *Mean Squared Error* (MSE) adalah sebagai berikut.

$$MSE = \frac{\sum (D_t - F_t)^2}{n}$$

Keterangan:

- $D_t$ : Nilai *demand* sebenarnya pada periode-t
- $F_t$ : Nilai *forecast* sebenarnya pada periode-t
- n: banyaknya periode

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan indikasi selisih kesalahan dengan nilai nyata yang diwujudkan dalam persentase. MAPE digunakan untuk membandingkan akurasi dua dugaan model dan mengukur ketepatan nilai. Rumus untuk menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum [D_t - F_t]}{\sum D_t}$$

Keterangan:

- $D_t$ : Nilai *demand* sebenarnya pada periode-t
- $F_t$ : Nilai *forecast* sebenarnya pada periode-t

#### 2) *Exponential Smoothing*

*Exponential smoothing* merupakan metode *averaging* yang memberikan bobot lebih besar pada data yang paling baru. Dengan demikian, peramalan akan lebih responsif terhadap perubahan permintaan yang terjadi baru-baru ini. Hal ini berguna apabila perubahan terakhir dalam data bersifat signifikan dan tidak terduga. Selain

itu, metode ini hanya membutuhkan data yang minim, antara lain: nilai peramalan periode saat ini, permintaan aktual untuk periode tersebut, dan suatu faktor pembobot yang disebut sebagai *smoothing constant* (Russell et.al., 2023). Rumus untuk menghitung hasil proyeksi dengan *exponential smoothing* adalah sebagai berikut.

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

Keterangan:

- $F_{t+1}$  = proyeksi untuk periode berikutnya
- $D_t$  = permintaan aktual saat ini
- $F_t$  = proyeksi yang sebelumnya ditentukan untuk saat ini
- $\alpha$  = *smoothing constant*

Ketika data menunjukkan adanya tren, digunakan *Holt's exponential smoothing*, yang mempertimbangkan dua komponen utama, yaitu *level* dan *trend*. *Holt's exponential smoothing* dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha D_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \\ F_{t+m} &= L_t + mT_t \end{aligned}$$

Keterangan:

- $L_t$  : level saat ini
- $T_t$ : tren saat ini
- $F_{t+m}$ : peramalan untuk periode ke depan
- $\alpha, \beta$ : *smoothing constants* untuk level dan tren

Setelah menentukan metode *time-series* yang paling akurat, manajemen inventaris dengan beberapa metode dipertimbangkan untuk menjaga pemenuhan permintaan.

### 1) Safety Stock

*Safety stock* adalah stok tambahan yang disiapkan perusahaan untuk mengantisipasi kemungkinan kekurangan persediaan. *Safety stock* bertujuan untuk mengatur persediaan minimum yang dimiliki perusahaan untuk menghindari masalah

keterlambatan sehingga tidak mengganggu kegiatan distribusi persediaan (Wijaya et al., 2018). Beberapa faktor yang mempengaruhi penentuan *safety stock* adalah rata-rata pemakaian bahan baku, durasi waktu pemesanan, serta biaya yang terkait. Selain itu, terdapat standar tertentu yang harus diperhatikan dalam menentukan jumlah *safety stock*, seperti besaran pesanan ideal, batas minimum dan maksimum persediaan, efisiensi administrasi pembelian, dan titik pemesanan ulang. Rumus untuk menghitung *safety stock* adalah sebagai berikut.

$$z\sigma_d\sqrt{L}$$

Keterangan:

- $L$  = waktu tunggu pesanan (*lead time*)
- $\sigma_d$  = standar deviasi
- $Z$  = tingkat layanan yang diinginkan

### 2) Reorder Point

Menurut Heizer dan Render (2018) *reorder point* adalah titik pemesanan ulang adalah tingkat atau titik persediaan yang menentukan kapan tindakan harus diambil untuk mengisi kembali persediaan barang. *Reorder point* dipengaruhi oleh waktu tunggu pesanan (*lead time*), yang berarti waktu yang dibutuhkan sejak pemesanan dilakukan hingga pesanan tiba di tangan. Tujuan adanya *reorder point* adalah untuk mencegah kehabisan stok dan memastikan kegiatan produksi tidak terganggu karena kurangnya stok, diharapkan material yang dipesan tidak melewati waktu yang telah diperkirakan. Rumus untuk menghitung *reorder point* adalah sebagai berikut.

$$\underline{d}L + z\sigma_d\sqrt{L}$$

Keterangan:

- $\underline{d}$  = rata-rata jumlah permintaan
- $L$  = waktu tunggu pesanan (*lead time*)
- $\sigma_d$  = standar deviasi
- $Z$  = tingkat layanan yang diinginkan

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut merupakan data hasil penjualan parfum oleh perusahaan XYZ

dari periode Januari 2024 hingga Februari 2025 yang kami dapatkan dari perusahaan secara langsung.

Tabel 1. Data Penjualan Perusahaan XYZ pada Tahun 2024 hingga 2025

| No. | Bulan          | Total Penjualan (unit) |
|-----|----------------|------------------------|
| 1   | Januari 2024   | 704                    |
| 2   | Februari 2024  | 584                    |
| 3   | Maret 2024     | 732                    |
| 4   | April 2024     | 888                    |
| 5   | Mei 2024       | 1,204                  |
| 6   | Juni 2024      | 1,122                  |
| 7   | Juli 2024      | 1,158                  |
| 8   | Agustus 2024   | 1,347                  |
| 9   | September 2024 | 1,730                  |
| 10  | Oktober 2024   | 1,652                  |
| 11  | November 2024  | 1,799                  |
| 12  | Desember 2024  | 1,971                  |

Sumber: Data internal Perusahaan XYZ, 2025.

Berdasarkan Tabel 1, kontribusi penjualan dari setiap varian parfum dikelompokkan ke dalam tiga kategori berdasarkan persentase dan rata-rata dari data penjualan aktual. Kategori pertama, yaitu tiga varian dengan kontribusi terbesar yaitu 50%, terdiri dari varian *Roses in September*, *The Duchess*, dan *On Cloud Nine*. Ketiga varian ini ditujukan untuk wanita dan merupakan produk *Best Seller* yang mendominasi penjualan setiap bulannya. Kategori kedua berkontribusi sebesar 30% dari total penjualan, mencakup varian *Chapters of Romance*, *The Morning After*, dan *Garden of Spring*. Sementara itu, kategori ketiga memberikan kontribusi sebesar 20% dengan varian *Mr. Grey*, *Vintage Tobacco*, dan *Sunset Hour*. Namun, dalam penelitian ini, peramalan tetap dilakukan terhadap total penjualan seluruh varian parfum secara keseluruhan, bukan per kategori varian. Pembagian kategori dari varian parfum tetap disajikan sebagai basis analisis tambahan di bagian kesimpulan dan rekomendasi, dengan tujuan untuk mengusulkan strategi pengelolaan inventaris yang lebih presisi

sesuai penjualan aktual dan responsif terhadap kontribusi penjualan masing-masing varian.

Untuk membandingkan keakuratan metode peramalan berdasarkan MAE, MSE, RMSE, dan MAPE secara adil, proyeksi penjualan dilakukan mulai dari bulan Mei 2024 pada setiap metode sebagai penyesuaian terhadap perbedaan titik awal peramalan. Secara metodologis, pemilihan Mei 2024 berfungsi sebagai periode inisialisasi (*warm-up period*) guna meminimalisasi *start-up* bias. Hal ini diperlukan karena metode *Moving Average* (khususnya periode-5) dan *Exponential Smoothing* memerlukan data historis awal sebagai basis perhitungan nilai peramalan pertama dan stabilisasi parameter bobot. Dengan menetapkan titik mulai yang seragam di bulan Mei, seluruh metode dapat dibandingkan pada rentang waktu data aktual yang sama, sehingga perhitungan metrik akurasi (MAD, MSE, dan MAPE) menjadi lebih valid dan objektif tanpa terdistorsi oleh fluktuasi pada fase awal pembentukan model.

Tabel 2. Hasil *Forecasting* dengan Metode 3-Period *Moving Average*

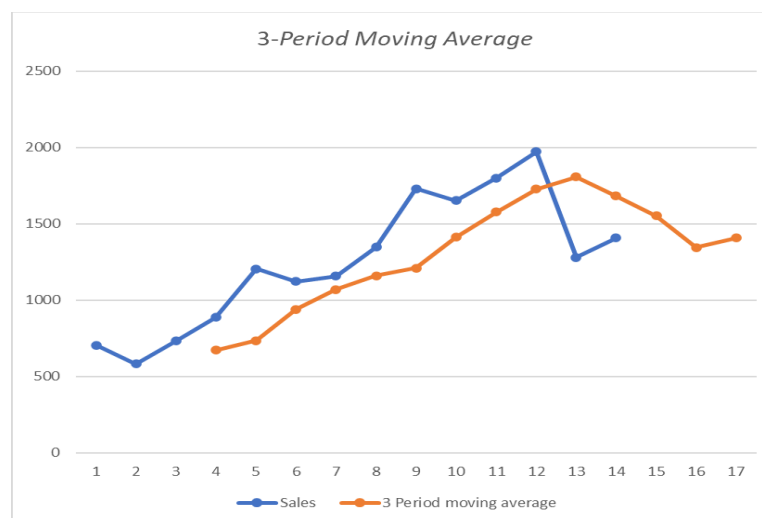
| Month        | Sales | 5-Period moving average | Forecast error | Error | Error^2 | Absolute Percent Error |
|--------------|-------|-------------------------|----------------|-------|---------|------------------------|
| January 2024 | 704   |                         |                |       |         |                        |

| Month          | Sales | 5-Period moving average | Forecast error | Error       | Error <sup>2</sup> | Absolute Percent Error |
|----------------|-------|-------------------------|----------------|-------------|--------------------|------------------------|
| February 2024  | 584   |                         |                |             |                    |                        |
| March 2024     | 732   |                         |                |             |                    |                        |
| April 2024     | 888   | 673                     | 215            | 214.67      | 46,081.78          | 24.17%                 |
| May 2024       | 1,204 | 735                     | 469            | 469.33      | 220,273.78         | 38.98%                 |
| June 2024      | 1,122 | 941                     | 181            | 180.67      | 32,640.44          | 16.10%                 |
| July 2024      | 1,158 | 1,071                   | 87             | 86.67       | 7,511.11           | 7.48%                  |
| August 2024    | 1,347 | 1,161                   | 186            | 185.67      | 34,472.11          | 13.78%                 |
| September 2024 | 1,730 | 1,209                   | 521            | 521.00      | 271,441.00         | 30.12%                 |
| October 2024   | 1,652 | 1,412                   | 240            | 240.33      | 57,760.11          | 14.55%                 |
| November 2024  | 1,799 | 1,576                   | 223            | 222.67      | 49,580.44          | 12.38%                 |
| December 2024  | 1,971 | 1,727                   | 244            | 244.00      | 59,536.00          | 12.38%                 |
| January 2025   | 1,280 | 1,807                   | (527)          | 527.33      | 278,080.44         | 41.20%                 |
| February 2025  | 1,407 | 1,683                   | (276)          | 276.33      | 76,360.11          | 19.64%                 |
| March 2025     |       | 1,553                   |                |             |                    |                        |
| April 2025     |       | 1,344                   |                |             |                    |                        |
| May 2025       |       | 1,407                   |                |             |                    |                        |
|                |       |                         |                | <b>MAD</b>  | <b>MSE</b>         | <b>MAPE</b>            |
|                |       |                         |                | 276.07      | 96,375.75          | 18.63%                 |
|                |       |                         |                | <b>RMSE</b> | 310.44             |                        |

Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Tabel 2 merupakan hasil dari peramalan permintaan dengan metode 3-Period Moving Average (3MA). Metode 3MA terbukti lebih akurat dalam memprediksi permintaan dibandingkan 5-Period Moving Average (5MA). Hal tersebut dibuktikan oleh nilai *Mean*

*Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih rendah pada metode 3MA (MAD: 276.07, MSE: 96375.75, RMSE: 310.44, dan MAPE: 18.63%).



Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Gambar 2. Plot Data 3-Period Moving Average

Menurut Hidayati (2020), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan seberapa besar kesalahan dalam meramal dibandingkan dengan nilai aktual. Oleh karena itu, 3-Period Moving

*Average* menunjukkan nilai yang lebih akurat karena memiliki MAPE yang lebih kecil (MAPE 18.63%). Perhitungan yang dilakukan setiap 3 periode, dalam hal ini 3 bulan, memungkinkan untuk mengamati

fluktuasi atau perubahan jangka pendek. Misalnya, lonjakan permintaan di akhir tahun karena musim liburan dan penurunan permintaan yang signifikan di awal tahun yang disebabkan oleh perubahan perilaku konsumen. Salah satu faktor kenaikan

permintaan di akhir tahun adalah Harbolnas (Hari Belanja *Online* Nasional), yang merupakan fenomena saat pembeli mendapatkan penawaran yaitu diskon besar-besaran di akhir tahun yaitu bulan Desember. (Lestari & Dwijayanti, 2021).

Tabel 3. Hasil *Forecasting* dengan Metode *5-Period Moving Average*

| Month          | Sales | 5-Period moving average | Forecast error | Error | Error <sup>2</sup> | Absolute Percent Error |
|----------------|-------|-------------------------|----------------|-------|--------------------|------------------------|
| January 2024   | 704   |                         |                |       |                    |                        |
| February 2024  | 584   |                         |                |       |                    |                        |
| March 2024     | 732   |                         |                |       |                    |                        |
| April 2024     | 888   |                         |                |       |                    |                        |
| May 2024       | 1,204 |                         |                |       |                    |                        |
| June 2024      | 1,122 | 822                     | 300            | 299.6 | 89760.16           | 26.70%                 |
| July 2024      | 1,158 | 906                     | 252            | 252   | 63504              | 21.76%                 |
| August 2024    | 1,347 | 1,021                   | 326            | 326.2 | 106406.44          | 24.22%                 |
| September 2024 | 1,730 | 1,144                   | 586            | 586.2 | 343630.44          | 33.88%                 |
| October 2024   | 1,652 | 1,312                   | 340            | 339.8 | 115464.04          | 20.57%                 |
| November 2024  | 1,799 | 1,402                   | 397            | 397.2 | 157767.84          | 22.08%                 |
| December 2024  | 1,971 | 1,537                   | 434            | 433.8 | 188182.44          | 22.01%                 |
| January 2025   | 1,280 | 1,700                   | (420)          | 419.8 | 176232.04          | 32.80%                 |
| February 2025  | 1,407 | 1,686                   | (279)          | 279.4 | 78064.36           | 19.86%                 |
| March 2025     |       | 1,622                   |                |       |                    |                        |
| April 2025     |       | 1,614                   |                |       |                    |                        |
| May 2025       |       | 1,553                   |                |       |                    |                        |

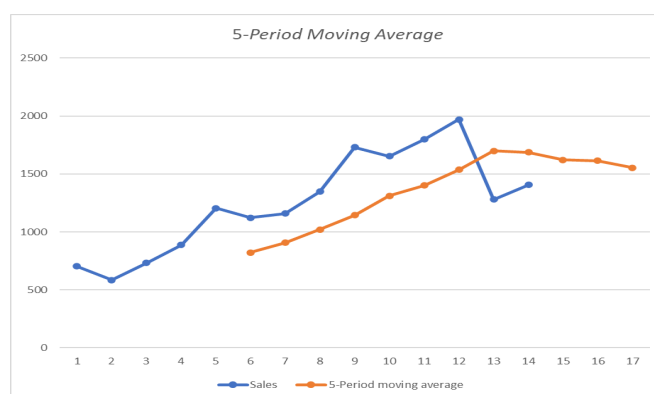
  

| MAD      | MSE          | MAPE   |
|----------|--------------|--------|
| 370.4444 | 146,556.8622 | 24.88% |
| RMSE     | 382.8274575  |        |

Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Tabel 3 merupakan hasil dari peramalan permintaan dengan metode *5-Period Moving Average* (5MA). Metode 5MA memiliki akurasi yang lebih rendah dibandingkan *3-Period Moving Average* (3MA). Hal tersebut dibuktikan oleh nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean*

*Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih tinggi pada metode 5MA (MAD: 370.44, MSE: 146556.86, RMSE: 382.83, dan MAPE 24.88%).



Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Gambar 3. Plot Data *5-Period Moving Average*

Gambar 3 menunjukkan penjualan yang berfluktuasi tetapi cenderung meningkat hingga periode sekitar 12. Garis 5-period moving average memperhalus

fluktuasi dan menampilkan tren kenaikan yang lebih stabil. Setelah periode puncak, moving average mulai melandai, menandakan pelemahan tren penjualan.

Tabel 4. Hasil *Forecasting* dengan Metode *Simple Exponential Smoothing*

| Month          | Sales | Smoothing<br>constant | Forecast    | Forecast<br>error | Error       | Error^2      | Absolute<br>Percent<br>Error |
|----------------|-------|-----------------------|-------------|-------------------|-------------|--------------|------------------------------|
| January 2024   | 704   | 0,8                   | 704         | -                 | 0           | 0            | 0                            |
| February 2024  | 584   |                       | 704         | (120)             | 120         | 14400        | 20.55%                       |
| March 2024     | 732   |                       | 608         | 124               | 124         | 15376        | 16.94%                       |
| April 2024     | 888   |                       | 707.2       | 181               | 180.8       | 32688.64     | 20.36%                       |
| May 2024       | 1,204 |                       | 851.84      | 352               | 352.16      | 124016.6656  | 29.25%                       |
| June 2024      | 1,122 |                       | 1133.568    | (12)              | 11.568      | 133.818624   | 1.03%                        |
| July 2024      | 1,158 |                       | 1124.3136   | 34                | 33.6864     | 1134.773545  | 2.91%                        |
| August 2024    | 1,347 |                       | 1151.26272  | 196               | 195.73728   | 38313.08278  | 14.53%                       |
| September 2024 | 1,730 |                       | 1307.852544 | 422               | 422.147456  | 178208.4746  | 24.40%                       |
| October 2024   | 1,652 |                       | 1645.570509 | 6                 | 6.4294912   | 41.33835709  | 0.39%                        |
| November 2024  | 1,799 |                       | 1650.714102 | 148               | 148.2858982 | 21988.70762  | 8.24%                        |
| December 2024  | 1,971 |                       | 1769.34282  | 202               | 201.6571796 | 40665.6181   | 10.23%                       |
| January 2025   | 1,280 |                       | 1930.668564 | (651)             | 650.6685641 | 423369.5803  | 50.83%                       |
| February 2025  | 1,407 |                       | 1410.133713 | (3)               | 3.133712814 | 9.820156001  | 0.22%                        |
|                |       |                       |             |                   | MAD         | MSE          | MAPE                         |
|                |       |                       |             |                   | 185.9237758 | 78,207.24601 | 12.53%                       |
|                |       |                       |             |                   | RMSE        | 279.6555846  |                              |

Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Tabel 4 merupakan hasil peramalan permintaan dari Februari 2024 hingga Februari 2025 dengan metode *simple exponential smoothing*. Metode ini menggunakan *historical weighted average* suatu variabel selama periode tertentu untuk mencoba memprediksi perilaku masa depannya, tanpa mempertimbangkan seasonality (Pivac et al., 2025). Berdasarkan Abolghasemi et al. (2020), permintaan dengan nilai *Coefficient of Variation* (CV) yang tinggi cenderung memiliki tingkat ketidakpastian yang lebih besar dan sulit untuk diprediksi. CV dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$CV = \sigma/\mu$$

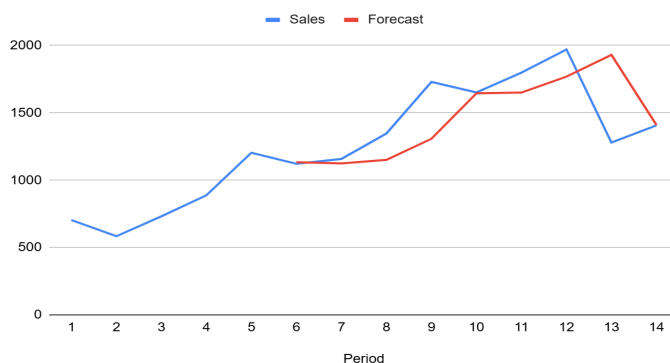
Ketidakpastian ini biasa dialami oleh perusahaan baru, ditambah dengan praktik promosi perusahaan yang semakin meningkatkan volatilitas permintaan. Dengan merujuk pada penelitian Abolghasemi et al. (2020), volatilitas

permintaan dapat dikategorikan berdasarkan nilai CV, yakni sebagai berikut.

- Volatilitas rendah: CV lebih kecil dari 0.5.
- Volatilitas menengah: CV lebih besar dari 0.5, tetapi lebih kecil dari 1.
- Volatilitas tinggi: CV lebih besar dari 1.

Setelah menghitung CV dari data penjualan aktual perusahaan XYZ, maka diperoleh CV sebesar 2.91, sehingga dapat disimpulkan bahwa permintaan parfum perusahaan XYZ memiliki volatilitas yang tinggi. Untuk menanggapi penemuan tersebut, maka diperlukan hasil peramalan yang lebih menyesuaikan dengan permintaan aktual, yaitu dengan meningkatkan nilai  $\alpha$  (*smoothing constant*) hingga mendekati 1. Mengikuti studi Wu et al. (2016), penulis menggunakan nilai  $\alpha$  sebesar 0.8 sehingga diperoleh nilai MAD, MSE, RMSE, dan MAPE secara berturut-

turut sebesar 185.92, 78207.25, 279.66, dan 12.53%.



Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Gambar 4. Plot Data *Simple Exponential Smoothing*

Grafik menunjukkan penjualan aktual yang meningkat dengan fluktuasi antarperiode. Garis forecast mengikuti pola penjualan dan menangkap tren kenaikan

secara bertahap. Perbedaan di periode akhir menunjukkan adanya deviasi antara realisasi dan prediksi.

Tabel 5. Hasil *Forecasting* dengan Metode *Holt's Double Exponential Smoothing*

| Month          | Sales | Level     | Trend    | Forecast  | Error | Error       | Error^2     | Abs. Percentage Error |
|----------------|-------|-----------|----------|-----------|-------|-------------|-------------|-----------------------|
| January 2024   | 704   |           |          |           |       |             |             |                       |
| February 2024  | 584   | 584.0000  | 120.0000 |           |       |             |             |                       |
| March 2024     | 732   | 690.4600  | -71.5376 | 464.0000  | 268   | 268.0000    | 71824.0000  | 36.61%                |
| April 2024     | 888   | 846.2930  | -22.8803 | 618.9224  | 269   | 269.0776    | 72402.7333  | 30.30%                |
| May 2024       | 1,204 | 1145.0090 | 45.9413  | 823.4127  | 381   | 380.5873    | 144846.6827 | 31.61%                |
| June 2024      | 1,122 | 1132.6873 | 33.4731  | 1190.9503 | (69)  | 68.9503     | 4754.1445   | 6.15%                 |
| July 2024      | 1,158 | 1159.2649 | 31.9974  | 1166.1603 | (8)   | 8.1603      | 66.5913     | 0.70%                 |
| August 2024    | 1,347 | 1322.8607 | 60.1595  | 1191.2623 | 156   | 155.7377    | 24254.2409  | 11.56%                |
| September 2024 | 1,730 | 1676.2181 | 122.9038 | 1383.0201 | 347   | 346.9799    | 120395.0368 | 20.06%                |
| October 2024   | 1,652 | 1674.8039 | 96.2998  | 1799.1220 | (147) | 147.1220    | 21644.8709  | 8.91%                 |
| November 2024  | 1,799 | 1794.6761 | 101.3443 | 1771.1037 | 28    | 27.8963     | 778.2047    | 1.55%                 |
| December 2024  | 1,971 | 1959.3782 | 114.9028 | 1896.0203 | 75    | 74.9797     | 5621.9496   | 3.80%                 |
| January 2025   | 1,280 | 1403.1136 | -28.7270 | 2074.2810 | (794) | 794.2810    | 630882.2954 | 62.05%                |
| February 2025  | 1,407 | 1401.9449 | -22.8295 | 1374.3866 | 33    | 32.6134     | 1063.6363   | 2.32%                 |
| MAD            |       |           |          |           |       | MSE         |             | MAPE                  |
| 184.0801       |       |           |          |           |       | 89,940.1078 |             | 13.01%                |
| RMSE           |       |           |          |           |       | 299.9001631 |             |                       |

Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Tabel 5 merupakan hasil dari peramalan permintaan dari Maret 2024 hingga Februari 2025 dengan menggunakan metode *Holt's double exponential smoothing*, yang dibandingkan dengan

permintaan aktualnya dari Januari 2024 hingga Februari 2025. Berbeda dengan tabel 4, metode ini mempertimbangkan variabel *level* dan *trend* dalam peramalannya. Pemilihan nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  pada

perhitungan didasarkan pada studi Harly et al. (2023), yang meramalkan penjualan garam berukuran kecil, dengan menggunakan nilai 0.845 dan 0.214.

Melalui perhitungan, maka nilai MAD, MSE, RMSE, dan MAPE diperoleh secara berturut-turut sebesar 184.08, 89940.10, 299.90, dan 13.01%.

Berdasarkan Harly et al. (2023), nilai dari MAPE dapat diklasifikasikan menjadi empat kategori, yakni:

- *Very accurate*  $\leq 10\%$
- *Good* = 10% - 20%
- *Fair* = 20% - 50%
- *Inaccurate*  $\geq 50\%$

Tabel 6. Perbandingan Tingkat Kesalahan pada Metode Peramalan

| Komponen                                   | MAD         | MSE          | MAPE   |
|--------------------------------------------|-------------|--------------|--------|
| <i>3-Period Moving Average</i>             | 276.07      | 96,375.75    | 18.63% |
| <i>5-Period Moving Average</i>             | 370.4444444 | 146,556.8622 | 24.88% |
| <i>Simple Exponential Smoothing</i>        | 185.9237758 | 78,207.24601 | 12.53% |
| <i>Holt's Double Exponential Smoothing</i> | 184.0801    | 89,940.1078  | 13.01% |

Sumber: Data diolah penulis, 2025.

Dari hasil perhitungan masing-masing metode yang ditampilkan pada tabel 6, dapat disimpulkan bahwa metode *simple exponential smoothing* menghasilkan peramalan yang tergolong *good* dengan nilai MAD, MSE, MAPE, dan RMSE terkecil, sehingga merupakan metode peramalan yang paling akurat untuk kasus

perusahaan XYZ. Ini sesuai dengan penelitian Pivac et al. (2025) yang menyebutkan bahwa metode *exponential smoothing*, baik *simple*, *Holt's*, atau *Holt-Winters*, merupakan metode yang mudah beradaptasi dengan perubahan dan efektif dalam peramalan jangka pendek, walaupun dengan data historis yang terbatas.

Tabel 7. Perhitungan *Safety Stock* dan *Reorder Point*

| Komponen                      | Nilai        |
|-------------------------------|--------------|
| <i>Lead time</i>              | 1            |
| <i>Demand rate</i>            | 1,407.626743 |
| <i>z (Service Rate = 99%)</i> | 2.326        |
| <i>Std. deviation</i>         | 263.1286819  |
| <i>Reorder point</i>          | 2,019.664057 |
| <i>Safety stock</i>           | 612.0373141  |

Sumber: Data diolah penulis, 2025

Dengan menggunakan metode peramalan *simple exponential smoothing*, diperoleh proyeksi permintaan sekaligus demand rate sebanyak 1,407.63 botol atau dibulatkan menjadi 1,408 botol untuk periode Maret 2025. *Customer Service Level* (CSL) ditetapkan sebesar 99%, yang ekuivalen dengan nilai *z-score* sebesar 2,326. Pemilihan CSL ini didasarkan pada studi oleh Derbel et al. (2022), yang menunjukkan bahwa pada tingkat CSL 99% dan lead time selama 4 minggu (sekitar satu bulan), nilai *Tick Loss Function*, yang mengukur kesalahan estimasi dengan

mempertimbangkan kerugian akibat *under-forecast* maupun *over-forecast*, merupakan yang paling rendah dibandingkan dengan CSL 85%, 90%, maupun 95%.

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa diperoleh sebanyak 2020 botol untuk *reorder point* dan 613 botol untuk *safety stock*. Jumlah tersebut sudah mencakup sembilan varian parfum yang tersedia. Selain itu, hasil pengolahan data yang berbasis total penjualan perlu dikembangkan lebih lanjut dengan melakukan penyesuaian *forecasting* pada tiap kategori varian, agar *inventory*

*management* yang dilakukan lebih akurat mencerminkan karakteristik permintaan dari masing-masing varian parfum.

Dengan demikian, perusahaan XYZ dapat memastikan stok parfum tetap tersedia ketika ada lonjakan permintaan. Agar *inventory management* perusahaan lebih optimal, perusahaan XYZ disarankan untuk:

1. Menerapkan peramalan terpisah antara varian dengan penjualan tinggi (*Best-Seller*) dan varian dengan volume penjualan rendah, agar mengurangi risiko terjadinya *stockout* dan *overstocking*. Pendekatan ini akan meningkatkan akurasi dan ketepatan dari pengelolaan *inventory* dan memungkinkan perusahaan untuk identifikasi pola atau karakteristik permintaan yang unik dari setiap varian parfum.
2. Melakukan negosiasi klausa penalti keterlambatan produksi dengan pihak maklon agar durasi *lead time* tetap dalam batas satu bulan. Selain itu, perlu diterapkan komunikasi yang terbuka dengan pihak maklon sehingga perusahaan bisa mengantisipasi keterlambatan produksi sejak dini.
3. Menyesuaikan strategi peramalan dengan *Marketing Campaign* yang dilakukan di sosial media dan juga diskon dari *E-Commerce* untuk fluktuasi permintaan jangka pendek. Lonjakan permintaan tidak terduga, seperti konten viral oleh KOL, dapat berdampak signifikan terhadap penjualan. Oleh karena itu, perusahaan XYZ harus memastikan semua aktivitas pemasaran diperhitungkan dalam model peramalan dan mendukungnya dengan penyediaan *buffer stock*, khususnya pada varian yang dijadikan fokus dari *marketing campaign* di periode tersebut.

## SIMPULAN

Berdasarkan pengolahan data dengan beberapa metode peramalan berbasis time-

series, metode *Simple Exponential Smoothing* terbukti sebagai pendekatan paling optimal untuk memprediksi permintaan perusahaan XYZ karena kemampuannya untuk menangkap fluktuasi jangka pendek. Studi ini menunjukkan bahwa peramalan dengan pendekatan agregat pada total penjualan lintas varian dapat menjadi alternatif yang relevan bagi perusahaan dengan data historis terbatas dan tingkat volatilitas permintaan yang tinggi. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan hasil peramalan secara langsung ke dalam perhitungan *safety stock* dan *reorder point*, sehingga memperkuat keterkaitan antara aktivitas peramalan dan keputusan manajemen inventaris, yang dalam banyak studi sebelumnya masih dibahas secara terpisah.

Meskipun keakuratan setiap metode telah diuji dan dibuktikan melalui studi serta penggunaan data historis, keterbatasan utama dalam penelitian ini adalah bahwa metode *simple exponential smoothing*, sekalipun memberikan hasil terbaik, belum tentu sepenuhnya akurat. Hal ini disebabkan oleh adanya variabel-variabel eksternal yang mempengaruhi penjualan perusahaan, salah satunya adalah faktor musiman (*seasonality*) atau perubahan intensitas kampanye pemasaran yang dapat menyebabkan lonjakan permintaan yang tidak tercermin dalam pola historis.

Selain itu, metode yang diajukan dalam studi ini hanya diterapkan dalam jangka waktu yang sangat pendek karena keterbatasan data yang tersedia. Akibatnya, peramalan belum mampu sepenuhnya menangkap pola musiman maupun tren dalam permintaan produk perusahaan XYZ.

Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengkombinasikan metode peramalan *time-series* dengan pendekatan *hybrid*, seperti menggabungkannya dengan variabel pemasaran atau menghitung peramalan per varian produk. Selain itu, pengujian pada periode data yang lebih panjang diharapkan

dapat memperkuat generalisasi temuan penelitian ini.

## REFERENSI

- Abolghasemi, M., Beh, E., Tarr, G., & Gerlach, R. (2020). *Demand Forecasting in Supply Chain: The Impact of Demand Volatility in The Presence of Promotion*. Computers & Industrial Engineering, 142, 106380. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106380>.
- Arsi, F., Nasirly, R., & Nurhikmah, N. (2025). *Perbandingan Tiga Metode Peramalan Pada Permintaan CPO di PT. Inti Indosawit Subur*. Jurnal Teknik Industri Terintegrasi (JUTIN), 8(1), 1451-1457.
- Asynari, E., Wahyudi, D., & Aeni, Q. (2020). *Analisis Peramalan Permintaan Pada Geprek Bensu Menggunakan Metode Time Series*. JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi), 6(3), 215-220.
- Derbel, M., Aljuaid, A. M., & Hachicha, W. (2022). *Empirical Safety Stock Estimation Using GARCH Model, Historical Simulation, and Extreme Value Theory: A Comparative Study*. Applied Sciences, 12(19), 10023. <https://doi.org/10.3390/app12191002>.
- Fildes, R., & Kingsman, B. (2011). *Incorporating Demand Uncertainty and Forecast Error in Supply Chain Planning Models*. The Journal of the Operational Research Society, 62(3), 483–500. <https://www.jstor.org/stable/4105892>
- Harly, J., Nababan, M., Bintang, L. H., Rizal, R. A., & Aisyah. (2023). *Comparison of Single Exponential Smoothing Method with Double Exponential Smoothing Method Prediction of Salt Sales*. Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer Prima (JUSIKOM PRIMA), 6(2), 1–5. <https://doi.org/10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v6i2.336>.
- Hidayati, S., Suroso, E., & Sartika, D. (2020). *Analisis Peramalan Permintaan dan Pengendalian Persediaan Bahan Baku Pembantu pada Industri Gula (Studi Kasus PT. XYZ Lampung Utara)*. Jurnal Penelitian Pertanian Terapan, 20(2), 148-160.
- Hsu, M.-L., Li, H. H., & Li, S. T. (2025). *ARIMA-Driven Memory Market Insights: Forecasting DRAM Spot Price*. Asia Pacific Management Review. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2024.03.003>.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). *Another Look at Measures of Forecast Accuracy*. International Journal of Forecasting, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.
- Kumar, L., Khedlekar, S., & Khedlekar, U. K. (2024). *A Comparative Assessment of Holt Winter Exponential Smoothing and Autoregressive Integrated Moving Average for Inventory Optimization in Supply Chains*. Supply Chain Analytics, 8, 100084. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2024.100084>.
- Lestari, L. D., & Dwijayanti, R. (2022). *Pengaruh Fenomena HARBOLNAS (Hari Belanja Online Nasional) Pada E-commerce Shopee melalui Diskon dan Kemudahan Bertransaksi Terhadap Keputusan Pembelian*. Jurnal Pendidikan Tata Niaga (JPTN), 10(1), 1482–1491. <https://doi.org/10.26740/jptn.v10n1.p1482-1491>.
- Lusiana, A., & Yuliarty, P. (2020). *Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Atap di PT X*. Industri Inovatif: Jurnal

- Teknik Industri, 10(1), 11–20.  
<https://doi.org/10.36040/industri.v10i1.2530>.
- Nemtajela, N., & Mbohwa, C. (2017). *Relationship between Inventory Management and Uncertain Demand for Fast Moving Consumer Goods Organisations*. *Procedia Manufacturing*, 8, 699–706.  
<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.02.090>.
- Peltz, E., Robbins, M., & McGovern, G. (2012). *Supplier and Inventory Management Integration*. In *Integrating the Department of Defense Supply Chain* (pp. 55–74). RAND Corporation.  
<http://www.jstor.org/stable/10.7249/j.ctt1q60t9.14>.
- Pivac, J., Štimac, I., Bartulović, D., & Lonjak, I. (2025). *Planning the Airport Terminal Facilities Based on Traffic Demand Forecast and Dominant Share of Airline Business Model: Case Study of Pula Airport*. *Applied Sciences*, 15(5), 2547.  
<https://doi.org/10.3390/app1505>.
- Putri, S. (2025). *Proposed Business Process Improvement Using Lean Warehouse Approach at National Distribution Center of PT XYZ (Doctoral dissertation, Universitas Andalas)*.
- Rachman, R. (2018). *Penerapan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing Pada Peramalan Produksi Industri Garment*. *Jurnal Informatika*, 5(2), 211–220.
- Russell, R. S., & Taylor, B. W. (2023). *Operations and Supply Chain Management (11th ed.)*. Wiley Global Education US.  
<https://bookshelf.vitalsource.com/books/9781119905622>.
- Saptaria, L. (2017). *Analisis Peramalan Permintaan Produk Nata De Coco untuk Mendukung Perencanaan dan Pengendalian Produksi dalam Supply Chain dengan Model CPFR (Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment)*. *Jurnal Nusantara Aplikasi Manajemen Bisnis*, 2(2), 130–141.
- Sidqi, F., & Sumitra, I. D. (2019). *Forecasting Product Selling Using Single Exponential Smoothing and Double Exponential Smoothing Methods*. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 662(3), 032031.  
<https://doi.org/10.1088/1757-899x/662/3/032031>.
- Sukolkit, N., Arunyanart, S., & Apichottanakul, A. (2024). *An Open Innovative Inventory Management based Demand Forecasting Approach for The Steel Industry*. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(4), 100407.  
<https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100407>.
- Syafriani, D., & Suendri, S. (2024). *Perfume Sales Application using the Economic Order Quantity (EOQ) Method*. *SISTEMASI*, 13(2), 420–431.
- Wu, L., Liu, S., & Yang, Y. (2016). *Grey Double Exponential Smoothing Model and Its Application on Pig Price Forecasting in China*. *Applied Soft Computing*, 39, 117–123.  
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.09.054>.