

Peramalan Permintaan Brightening Cream Menggunakan Metode ARIMA dan Metode Double Exponential Smoothing di Industri Kosmetik

Evi Aprilia Sumarsono¹, Hafidz Akbar Halim², Retno Purwani Setyaningrum³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Pelita Bangsa

Jl. Inspeksi Kalimalang No.9, Cibatu, Cikarang Selatan, Kabupaten Bekasi, Jawa Barat 17530

Email: eviaprilia989@gmail.com, hafidzakbar@pelitabangsa.ac.id, retno.purwani.setyaningrum@pelitabangsa.ac.id

ABSTRAK

Dalam era persaingan bisnis kosmetik yang ketat, peramalan permintaan menjadi komponen krusial bagi perusahaan untuk mengoptimalkan perencanaan produksi dan meminimalkan risiko ketidakseimbangan stok. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan metode peramalan yang lebih baik untuk produk *Brightening Cream* di PT XYZ dengan membandingkan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) dari *Holt*. Data yang digunakan adalah data *historis* permintaan mingguan sebanyak 41 periode yang menunjukkan pola *fluktuatif*, *tren* dan musiman. Analisis dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Minitab untuk menghitung tingkat kesalahan peramalan berdasarkan indikator *Mean Square Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA (1,2,1) merupakan model terbaik karena telah memenuhi uji asumsi *white noise* dan normalitas, serta menghasilkan nilai kesalahan yang signifikan lebih rendah dibandingkan metode DES. Nilai MAPE dan MSE yang dihasilkan oleh metode ARIMA (1,2,1) adalah sebesar 23,513 % dan 7818, sedangkan metode DES menghasilkan sebesar 24,000% dan 8922. Oleh karena itu, metode ARIMA (1,2,1) direkomendasikan bagi PT XYZ sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengendalian persediaan dan perencanaan produksi guna meningkatkan efisiensi operasional.

Kata kunci: ARIMA, Double Exponential Smoothing, Peramalan Permintaan.

ABSTRACT

In the era of intense competition within the cosmetics business, demand forecasting has become a crucial component for companies to optimize production planning and minimize the risk of inventory imbalance. This study aims to determine the most accurate forecasting method for the Brightening Cream product at PT XYZ by comparing the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Holt's Double Exponential Smoothing (DES) methods. The data utilized consists of 41 periods of weekly historical demand data, which exhibit fluctuating, trend, and seasonal patterns. The analysis was conducted using Minitab software to calculate forecasting error rates based on Mean Square Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicators. The results indicate that the ARIMA (1,2,1) model is the best-fitting model as it satisfies the white noise and normality assumption tests, while generating a significantly lower error value compared to the DES method. The MAPE and MSE values produced by the ARIMA (1,2,1) method are 23.513% and 7,818, respectively, whereas the DES method generates 24.000% and 8,922. Therefore, the ARIMA (1,2,1) method is recommended for PT XYZ as a basis for decision-making in inventory control and production planning to enhance operational efficiency.

Keywords: ARIMA, Double Exponential Smoothing, Demand Forecasting.

Pendahuluan

Industri kosmetik di Indonesia mengalami pertumbuhan yang signifikan seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap perawatan kulit dan penampilan. Pertumbuhan ini ditandai dengan meningkatnya jumlah produsen, keragaman produk, serta intensitas persaingan yang semakin tinggi. Kondisi tersebut didorong oleh meningkatnya kesadaran konsumen terhadap kesehatan kulit, perubahan gaya hidup yang mendorong perawatan diri, serta pengaruh media sosial dalam menyebarkan *tren* kecantikan secara cepat [1]. Perkembangan ini menuntut perusahaan kosmetik untuk mampu mengelola produksi dan persediaan secara lebih efektif agar dapat memenuhi kebutuhan pasar yang bersifat dinamis.

PT XYZ sebagai perusahaan yang memproduksi dan mendistribusikan berbagai produk kosmetik turut menghadapi tantangan yang sama dalam mengelola dinamika permintaan pasar, khususnya pada produk unggulannya yaitu *brightening cream*. Produk ini memiliki tingkat permintaan yang relatif tinggi karena manfaatnya dalam menunjang penampilan dan mencerahkan kulit, namun permintaannya tidak bersifat stabil dan cenderung berfluktuasi akibat faktor musiman, *tren* pasar, serta momen tertentu seperti perayaan Natal, Tahun Baru, dan Lebaran. Permintaan yang tidak konsisten tersebut berdampak langsung pada pengambilan keputusan strategis perusahaan dalam pengendalian persediaan, karena *fluktuasi* yang tidak dikelola dengan baik berpotensi menimbulkan kekurangan persediaan (*stockout*) yang menurunkan kepuasan pelanggan dan

kehilangan peluang penjualan, maupun kelebihan persediaan (*overstock*) yang meningkatkan biaya penyimpanan serta berisiko menurunkan kualitas produk akibat masa simpan yang terlalu lama.

Fenomena *fluktuasi* permintaan *brightening cream* menunjukkan pentingnya penerapan metode peramalan yang mampu menangkap pola *historis* secara tepat. Peramalan berperan sebagai alat pendukung dalam perencanaan produksi dan pengendalian persediaan agar ketersediaan produk tetap terjaga, serta membantu perusahaan mengantisipasi perubahan permintaan sehingga risiko ketidaksesuaian antara permintaan dan persediaan dapat diminimalkan. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) dan *Double Exponential Smoothing* merupakan dua pendekatan yang sering digunakan untuk menangani pola data permintaan yang tidak stabil [2]. Penelitian oleh Wibowo et al. membandingkan metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* pada data deret waktu harga emas [3]. sedangkan penelitian oleh Azzahra et al. menerapkan kedua metode tersebut pada data sosial ekonomi berupa garis kemiskinan dan jumlah penduduk miskin [4]. Hal ini menunjukkan bahwa kedua metode tersebut masih didominasi pada sektor non-kosmetik dan belum secara spesifik mengkaji permintaan produk konsumsi dengan karakteristik musiman, serta sebagian besar penelitian belum melakukan perbandingan langsung pada data permintaan bulanan.

Berdasarkan telaah penelitian terdahulu, penerapan metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* masih dominan digunakan pada sektor non-kosmetik, seperti ekonomi makro, indikator sosial ekonomi, dan harga komoditas. Namun, hingga saat ini belum ditemukan penelitian yang secara spesifik membahas peramalan permintaan produk *brightening cream* pada industri kosmetik di Indonesia, khususnya melalui pendekatan komparatif antara metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi *research gap* tersebut dengan menerapkan kedua metode peramalan pada data permintaan bulanan produk *brightening cream* di PT XYZ. Kebaruan penelitian ini terletak pada perbandingan kinerja ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* dalam menentukan metode peramalan dengan tingkat akurasi terbaik sebagai dasar pengambilan keputusan. Proses perhitungan dan analisis dilakukan dengan bantuan Minitab untuk mendukung pemodelan statistik serta evaluasi akurasi menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) secara objektif.

Melalui uraian diatas, penulis melakukan penelitian berjudul “Peramalan Permintaan *Brightening Cream* Menggunakan Metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* di PT XYZ” yang diharapkan dapat memberikan kontribusi akademik melalui perluasan penerapan kedua metode peramalan dalam konteks industri kosmetik, khususnya produk perawatan kulit dengan karakteristik permintaan yang *fluktuatif* dan musiman. Secara praktis, hasil penelitian ini diharapkan menjadi dasar pengambilan keputusan strategis bagi manajemen PT XYZ dalam perencanaan produksi dan pengendalian persediaan berdasarkan model peramalan dengan tingkat kesalahan paling rendah, sehingga mampu meningkatkan efisiensi perencanaan produksi, mengoptimalkan pengelolaan persediaan, serta mendukung pemenuhan permintaan pasar secara lebih optimal.

Metode Penelitian

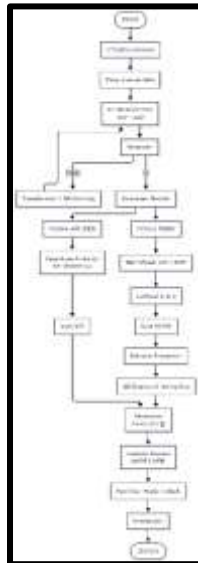
Penelitian ini menerapkan pendekatan *kuantitatif* dengan desain *deskriptif-komparatif* untuk mengevaluasi dan membandingkan tingkat akurasi dua metode peramalan, yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES). Objek penelitian berupa data permintaan produk *Brightening Cream* di PT XYZ yang dianalisis sebagai data deret waktu (*time series*). Data yang digunakan merupakan data *historis* permintaan bulanan sebanyak 41 periode yang diperoleh langsung dari sistem SAP (*System Application and Product in Data Processing*) perusahaan dan disusun secara kronologis untuk mengidentifikasi pola *tren* serta *fluktuasi* permintaan. Pemilihan jumlah 41 periode observasi didasarkan pada ketersediaan data *historis* internal perusahaan yang konsisten serta telah memenuhi jumlah minimum observasi yang direkomendasikan dalam pemodelan deret waktu, khususnya metode ARIMA. Data *historis* tersebut telah melalui proses pencatatan *otomatis* dan *validasi internal* melalui sistem SAP perusahaan, sehingga bersifat konsisten, terdokumentasi dengan baik, dan valid secara operasional untuk digunakan sebagai dasar analisis peramalan.

Kecukupan data dalam penelitian ini dinilai telah memenuhi persyaratan analisis peramalan deret waktu, dengan jumlah observasi sebanyak 41 periode yang telah melampaui batas minimum observasi yang direkomendasikan dalam pemodelan ARIMA. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Amon Mwenda et al. menyebutkan pendapat beberapa ahli diantaranya Box dan Jenkins (1976) menyarankan penggunaan minimal 40–50 data *historis* agar estimasi parameter dan interval prediksi lebih baik. Selain itu, Hyndman dan Kostenko (2007) serta Chatfield (1996) menegaskan bahwa jumlah observasi harus lebih besar daripada jumlah parameter yang diestimasi, terutama pada data dengan variasi acak yang tinggi [5]. Dengan demikian, jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini memungkinkan diperolehnya estimasi parameter yang stabil dan hasil peramalan yang reliabel.

Tahapan penelitian diawali dengan studi literatur untuk memahami konsep peramalan serta karakteristik metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing*. Selanjutnya dilakukan pengumpulan dan pengolahan data *historis* permintaan, diikuti dengan identifikasi pola data. Pada metode ARIMA, proses analisis mencakup pengujian *stasioneritas* data melalui penerapan *transformasi* dan *differencing*, penentuan model berdasarkan grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), estimasi parameter model, serta pemeriksaan diagnostik *residual* untuk memastikan bahwa model memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Sementara itu, metode *Double Exponential Smoothing* (DES) *Holt* diterapkan melalui proses pemulusan *level* dan *tren* dengan menggunakan parameter α (*alpha*) dan γ (*gamma*) yang dioptimalkan secara otomatis. Seluruh tahapan pengolahan

serta analisis data dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Minitab. Tingkat akurasi hasil peramalan dievaluasi menggunakan ukuran kesalahan peramalan, yaitu *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Metode yang menghasilkan nilai kesalahan paling kecil ditetapkan sebagai model peramalan terbaik dan direkomendasikan sebagai acuan dalam perencanaan produksi dan pengendalian persediaan di PT XYZ. Flow chart penelitian dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Flow Chart Penelitian

Permintaan

Secara konseptual, permintaan merupakan totalitas barang yang siap diserap oleh pasar pada berbagai tingkat harga dan periode tertentu, dengan asumsi bahwa *variabel-variabel* penentu lainnya bersifat konstan (*ceteris paribus*) [6]. Permintaan dalam ekonomi *mikro* tidak hanya dipandang sebagai manifestasi keinginan konsumen, tetapi juga sebagai fungsi dari daya beli. Secara kategoris, permintaan dibedakan menjadi tiga berdasarkan daya belinya: permintaan efektif (memiliki daya beli dan bertransaksi), permintaan potensial (memiliki daya beli namun belum bertransaksi), dan permintaan absolut (tidak memiliki daya beli) [7].

Peramalan (Forecasting)

Peramalan (*forecasting*) adalah teknik perencanaan yang digunakan untuk memprediksi kegiatan produksi di masa depan [8]. Menurut Biegel (1999), peramalan merupakan aktivitas untuk memprediksi *volume* kebutuhan produk pada jangka waktu tertentu di masa depan. Pendekatan ini diperkuat oleh Buffa (1996), yang menekankan bahwa proses tersebut melibatkan penggunaan metode statistik guna mengolah angka-angka *historis* menjadi gambaran kondisi di masa yang akan datang [9].

Data Berkala (Time Series)

Metode deret waktu (*time series*) merupakan pendekatan analisis yang digunakan untuk mengkaji data yang tersusun berdasarkan urutan waktu. Pendekatan ini didasarkan pada asumsi bahwa pola-pola tertentu dalam data *historis* cenderung berulang, sehingga karakteristik dasarnya dapat dikenali dan dimanfaatkan untuk analisis serta peramalan di periode selanjutnya [10]. Metode *time series* juga dapat dipahami sebagai teknik statistik yang memanfaatkan data *historis* yang dikumpulkan dalam periode waktu tertentu. Pendekatan ini berlandaskan pada asumsi bahwa pola yang terbentuk pada masa lalu cenderung berlanjut pada masa mendatang. Analisis deret waktu menitikberatkan pada dimensi waktu dengan menganggap bahwa pola atau *tren* permintaan *historis* akan terulang. Peramalan menggunakan metode ini termasuk dalam pendekatan *kuantitatif* yang didasarkan pada rangkaian pengamatan terhadap suatu *variabel* yang dicatat secara berurutan dari waktu ke waktu, sehingga data masa lalu digunakan sebagai dasar utama dalam proses peramalan [11].

Stasioneritas

Stasioneritas merupakan asumsi kritis dalam analisis deret waktu (*time series*), khususnya pada pemodelan stokastik seperti ARIMA. Suatu data dikatakan *stasioner* apabila rata-rata (*mean*), *varian*, dan struktur autokorelasinya tidak berubah seiring berjalannya waktu. Jika data tidak *stasioner*, maka hasil peramalan akan dianggap bias karena model menangkap pola yang tidak stabil [12].

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Metode ARIMA merupakan teknik peramalan deret waktu yang diperkenalkan dan dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins, sehingga sering dikenal sebagai metode *Box-Jenkins*. Metode ini digunakan untuk menganalisis serta

memprediksi data yang tersusun berdasarkan urutan waktu (*time series*), dengan memanfaatkan pola *historis* yang terdapat dalam deret waktu tersebut [13]. Model ARIMA merupakan metode peramalan deret waktu yang memadukan komponen *autoregressive* (AR), proses pembedaan (*integrated/differencing*), dan *moving average* (MA) dalam satu kerangka pemodelan. Model ini dituliskan sebagai ARIMA (p, d, q), dimana:

1. p menyatakan orde komponen *autoregressive*.
2. d menunjukkan tingkat *differencing* untuk menstasionerkan data.
3. q menyatakan orde komponen *moving average*.

Arima merupakan model yang memanfaatkan data *historis* untuk melakukan peramalan. Secara matematis, model ini tersusun dari kombinasi model linier *AutoRegressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), serta komponen *Integrated* (I) yang berfungsi untuk *menstasionerkan* data [14]. Rumus ARIMA sebagai berikut :

$$\phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B)e_t \quad (1)$$

$$X_t = (1 - B)^d \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Fungsi Autokorelasi (ACF)

Autocorrelation Function (ACF) merupakan teknik statistik yang digunakan untuk mengukur hubungan antara nilai data pada periode saat ini dengan nilai data pada periode sebelumnya [15]. Rumus ACF sebagai berikut :

$$\hat{r}_k = \frac{\sum_{k+1} (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X})}{\sum (X_t - \bar{X})^2} \quad (3)$$

Partial Autocorrelation Function (PACF)

Autokorelasi Parsial (PACF) digunakan untuk mengukur hubungan langsung antara nilai observasi saat ini dengan nilai observasi pada lag ke-k, dengan menghilangkan pengaruh lag-lag di antaranya [16]. PACF diperoleh dari *koefisien regresi parsial* model AR(k), dimana nilai PACF pada lag ke-k sama dengan *koefisien* ϕ_{kk} . Nilai PACF digunakan untuk menentukan orde model *autoregressive* (AR) dalam pendekatan *Box-Jenkins*. PACF mengukur hubungan langsung antara nilai saat ini (X_t) dengan nilai pada lag ke-k (X_{t-k}), dengan menghilangkan pengaruh lag-lag di antaranya.

PACF pada lag ke-k ditentukan melalui *koefisien regresi parsial*:

$$\phi_{kk} = PACF(k) \quad (4)$$

Secara umum, nilai PACF diperoleh dengan mengestimasi model *autoregresif* (AR) orde k:

$$X_t = \phi_{k1} X_{t-1} + \phi_{k2} X_{t-2} \dots + \phi_{kk} X_{t-k} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Double Exponential Smoothing dari Holt

Double Exponential Smoothing (DES) adalah metode peramalan deret waktu yang melakukan pemulusan data dalam dua tahap untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada periode mendatang. Berbeda dengan pemulusan tunggal, metode ini tidak hanya menghaluskan data untuk mengurangi *fluktuasi* acak, tetapi juga memperhitungkan komponen *tren* yang menunjukkan kecenderungan naik atau turun dari waktu ke waktu [17]. Metode *Double Exponential Smoothing* dari *Holt* merupakan pengembangan dari *Simple Exponential Smoothing* yang dirancang khusus untuk menangani data deret waktu yang mengandung pola *tren linier*. Berbeda dengan metode *Brown* yang hanya menggunakan satu parameter penghalusan, metode *Holt* menggunakan dua parameter penghalusan yang berbeda, yaitu α (*alpha*) dan γ (*gamma*), sehingga model ini jauh lebih *fleksibel* dalam mengikuti perubahan *tren* yang dinamis.

1. Rumus Persamaan *Level*:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (6)$$

2. Rumus *Tren*:

$$T_t = \gamma (L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (7)$$

3. Rumus *Forecast*:

$$F_{t+m} = L_t + (m \times T_t) \quad (8)$$

Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) adalah salah satu metode alternatif dalam peramalan yang dianggap cukup penting karena teknik ini menghasilkan kesalahan yang relatif rendah, sehingga lebih disukai oleh banyak peneliti dibandingkan dengan metode yang menghasilkan kesalahan yang sangat besar. Nilai MSE diperoleh dengan menghitung selisih antara nilai aktual dan nilai peramalan yang dikuadratkan, kemudian dibagi dengan jumlah periode dalam deret waktu peramalan. MSE digunakan ketika besaran selisih atau *residual* tersebar secara merata di seluruh pengamatan [18]. Pengertian lain dari MSE (*Mean Squared Error*) adalah rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai yang diamati (nilai aktual). *Mean squared error* meningkatkan pengaruh angka-angka yang memiliki kesalahan besar, tetapi mengurangi jumlah kesalahan yang ada [19]. Rumus MSE sebagai berikut :

$$MSE = \sum \frac{(A_t - F_t)^2}{n} \tag{9}$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan teknik yang digunakan untuk mengukur seberapa akurat suatu ramalan atau prediksi. MAPE memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan dalam ramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari data tersebut. Semakin rendah persentase kesalahan yang dihasilkan oleh MAPE, semakin tepat hasil prediksinya [20]. Menghitung nilai MAPE dapat dilakukan dengan rumus berikut:

$$MAPE = \sum \frac{(|A_t - F_t| / A_t \times 100)}{n} \tag{10}$$

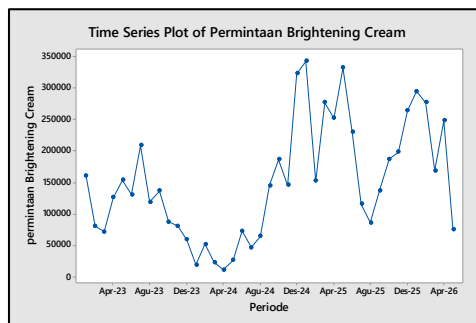
Hasil Dan Pembahasan

Perhitungan data yang digunakan merupakan data sekunder yang berupa data *histori* permintaan produk *brightening cream* selama 41 bulan terhitung dari (Januari 2024 – Mei 2026) di PT. XYZ, selanjutnya untuk memprediksi permintaan *brightening cream* harus melalui beberapatahap yaitu uji *stasioneritas*, indentifikasi model sementara, estimasi parameter model, cek *diagnostik* dan diakhir adalah peramalan. Untuk data histori dari permintaan *brightening cream* dilakukan perhitungan mennggunakan metode ARIMA dan Metode *Double Exponential Smoothing*. Berikut data permintaan produk *brightening cream* keseluruhan.

Tabel 1. Data Permintaan Brightening Cream

Periode	Permintaan <i>Brightening Cream</i>	Periode	Permintaan <i>Brightening Cream</i>
Jan-23	160686	Okt-24	186252
Feb-23	80287	Nov-24	145455
Mar-23	71494	Des-24	322537
Apr-23	125349	Jan-25	342292
Mei-23	153377	Feb-25	151770
Jun-23	130483	Mar-25	276312
Jul-23	208521	Apr-25	251646
Agu-23	118233	Mei-25	331709
Sep-23	136353	Jun-25	230278
Okt-23	86668	Jul-25	115450
Nov-23	80609	Agu-25	85622
Des-23	58485	Sep-25	136448
Jan-24	18720	Okt-25	186916
Feb-24	51681	Nov-25	198078
Mar-24	22454	Des-25	263397
Apr-24	10692	Jan-26	294030
Mei-24	25893	Feb-26	276361
Jun-24	72633	Mar-26	168192
Jul-24	46127	Apr-26	247888
Agu-24	64251	Mei-26	75224
Sep-24	144814		

Berdasarkan tabel diatas diketahui bahwa jumlah permintaan *brightening cream* mengalami *fluktuasi* dan musiman. Untuk mengetahui, dapat dilihat pada gambar di bawah ini:

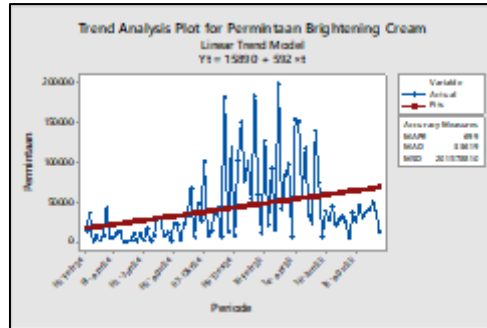


Gambar 2. Grafik Time Series Permintaan Brightening Cream

Pengolahan data

1. Uji Stasioneritas data.

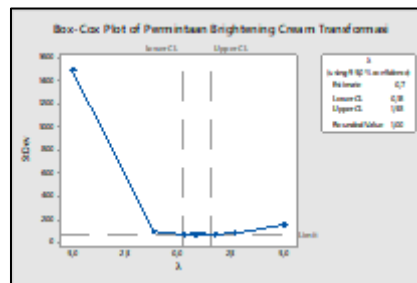
Tahap awal analisis dilakukan dengan menguji *kestasioneran* data menggunakan *Box-Cox Plot* untuk melihat kestabilan *varians*, serta grafik ACF dan PACF untuk menilai *kestasioneran mean*. Berikut Analisis pola melalui *plot time series* permintaan *Brightening Cream*.



Gambar 3. Grafik Trend

Berdasarkan plot dan analisis trend data time series pada Gambar di atas terlihat bahwa permintaan *Brightening Cream* menunjukkan kecenderungan meningkat dari waktu ke waktu. Hal ini ditunjukkan oleh garis tren linear dengan persamaan $Y_t = 15890 + 592t$, yang menggambarkan adanya penambahan permintaan rata-rata sekitar 592 unit setiap periode. Meskipun data aktual memperlihatkan *fluktuasi* yang sangat besar, pola kenaikan secara umum tetap terlihat dari garis tren tersebut. *Fluktuasi* yang cukup ekstrem pada beberapa periode diduga dipengaruhi oleh faktor musiman dan aktivitas promosi yang menyebabkan peningkatan permintaan secara signifikan dibandingkan periode lainnya.

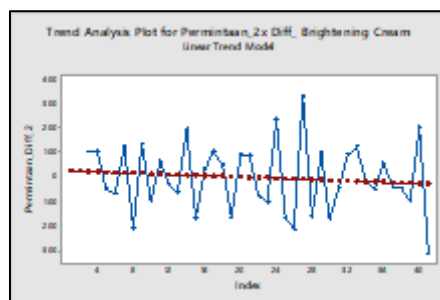
Pola peningkatan ini mengindikasikan bahwa nilai rata-rata data (*means*) tidak konstan, sehingga data dapat dikatakan tidak *stasioner* dalam *mean*. Selain itu, penyebaran data yang cukup lebar, terutama pada periode puncak permintaan, juga mengarah pada dugaan *ketidakstasioneran* dalam *varians*. Untuk memastikan kondisi tersebut, diperlukan pemeriksaan lebih lanjut melalui *Box-Cox Plot* untuk melihat kestabilan *varians* serta grafik ACF dan PACF untuk menilai *kestasioneran mean*. Pengujian *stasioneritas varians* menggunakan *Box-Cox Plot* digambarkan sebagai berikut:



Gambar 4. Grafik Box-Cox Permintaan Brightening Cream

Setelah dilakukan proses *transformasi Box-Cox* pada data permintaan *Brightening Cream*, selanjutnya dilakukan kembali uji *Box-Cox* dengan menggunakan data hasil *transformasi* tersebut. Berdasarkan output yang diperoleh, nilai *rounded value* λ yang dihasilkan adalah 1, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar di atas. Nilai $\lambda = 1$ menunjukkan bahwa data permintaan sudah *stasioner* terhadap *varians*.

Setelah *varians* sudah *stasioner*, langkah analisis berikutnya adalah melakukan uji *stasioneritas* dalam *means* melalui analisis plot ACF dan PACF. Uji ini bertujuan untuk melihat apakah data permintaan memiliki pola *autokorelasi* yang signifikan atau sudah menunjukkan karakteristik proses *stasioner* terhadap rata-rata.

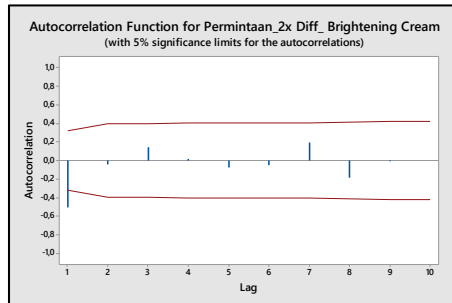


Gambar 5. Grafik Setelah Differencing ke dua

Berdasarkan plot *trend* hasil *differencing* ke dua pada data permintaan *Brightening Cream*, dapat dilihat bahwa data telah menunjukkan pola yang lebih acak (*random*) dibandingkan sebelum dilakukan *differencing*. Hal ini ditunjukkan oleh nilai aktual yang berfluktuasi di sekitar garis rata-rata yang mendekati nol, serta tidak membentuk pola *tren* tertentu dari waktu ke waktu. menunjukkan bahwa *tren* pada data *differensiasi* hampir tidak ada atau mendekati konstan.

2. Data selanjutnya di olah dengan metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing*

Selanjutnya memproses ACF dan PACF setelah melakukan perhitungan hasil *differencing* ke dua pada data permintaan *Brightening Cream*



Gambar 6. ACF Sesudah Differencing ke dua

Untuk mengetahui apakah data hasil *differencing* ke dua sudah *stasioner* atau belum, maka perlu dilakukan perhitungan nilai *standard error* untuk batas signifikansi *koefisien* autokorelasi. Karena data yang digunakan merupakan data selisih ke dua, maka jumlah observasi menjadi $n-1=41-1=40$. Dengan demikian, nilai *standard error* dapat dihitung sebagai berikut:

$$se_{rk} = \frac{1}{\sqrt{n}} = \frac{1}{\sqrt{40}} = 0,158 \quad (11)$$

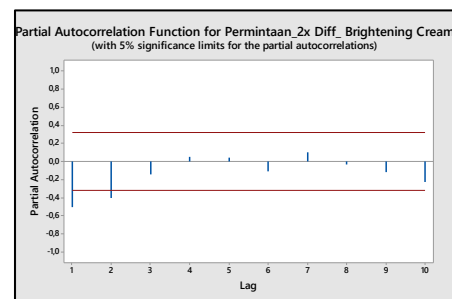
Untuk menentukan apakah *koefisien* ACF signifikan atau tidak, digunakan batas toleransi 5% yaitu:

$$-1,96 \times se_{rk} \leq r_k \leq 1,96 \times se_{rk} \quad (12)$$

$$-1,96(0,158) \leq r_k \leq 1,96(0,158) \quad (13)$$

$$-0,310 \leq r_k \leq 0,310 \quad (14)$$

Dengan demikian, data dikatakan *stasioner* apabila sebagian besar *koefisien* ACF berada di dalam batas tersebut (-0,310 sampai 0,310).



Gambar 7. PACF Sesudah Differencing ke dua

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar di atas, terlihat bahwa hampir seluruh lag berada dalam batas signifikansi, kecuali pada lag awal yang menunjukkan sedikit penyimpangan pada plot ACF dan 2 lag pada plot PACF. Namun penyimpangan kecil pada lag awal masih dianggap wajar, karena data deret waktu yang sudah di *differencing* biasanya menunjukkan satu atau dua *spike* pada lag pertama. Secara keseluruhan, pola ACF telah menunjukkan karakteristik *cut off* dan nilai *autokorelasi* tidak bergerak acak terlalu jauh dari nol. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data hasil *differencing* ke dua sudah *stasioner*, baik dari segi rata-rata maupun variansi. Karena tidak ada lag yang melewati batas signifikan lebih dari 3 lag.

Dengan demikian, berdasarkan karakteristik tersebut dapat diperoleh kandidat nilai ordo AR dan MA sebagai berikut:
 Karena PACF *signifikan* sampai lag 2, maka kandidat p dapat berupa: $p=1, 2$
 Karena ACF *signifikan* pada 1 lag, maka kandidat q dapat berupa: $q=1$

Dengan demikian, model ARIMA sementara yang berpotensi digunakan adalah sebagai berikut:

$$\text{ARIMA } (1,2,0), (1,2,1), (2,2,1)$$

Dari ketiga model tersebut Karena semua model tentatif Anda statusnya Layak (semua parameternya lolos uji *signifikansi*), maka penentu model terbaik diukur berdasarkan nilai kesalahan sisaan yang paling kecil, yaitu dengan melihat nilai MS (*Mean Square*) dari masing-masing model. Maka terpilih model (1,2,1).

Tabel 2. Thitung Setiap Model ARIMA

Model	T _{hitung}			MS (<i>Mean Square</i>)	Penentuan
	AR(1)	AR(2)	MA(1)		
1,2,0	4,11			13.755	Terpilih
1,2,1	2,25		56,65	7.818	
2,2,1	10,53	4,54	127,28	11.211	

ARIMA (1,2,1)

Hasil estimasi paameter model (1,2,1) adalah

Tabel 3. Final Estimates of Parameters ARIMA (1,2,1)

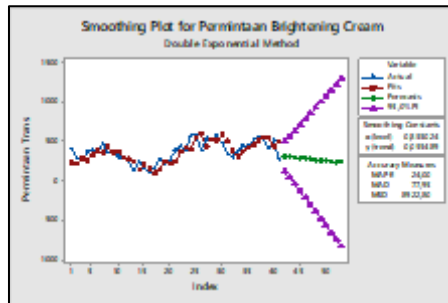
Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	-0,384	0,171	-2,25	0,031
MA 1	1,0657	0,0188	56,65	0,000

Tabel 4. Residual Sums of Squares ARIMA (1,2,1)

DF	SS	MS
37	289266	7818,01

Untuk Parameter AR(1): Karena nilai $|T_{hitung}| > T_{\frac{\alpha}{2}(n-k)}$, yaitu $|-2,25| > 2,021 = 2,25 > 2,021$ maka H₀ ditolak. Parameter AR(1) berpengaruh signifikan, Dan untuk Parameter MA(1): Karena nilai $|T_{hitung}| > T_{\frac{\alpha}{2}(n-k)}$, yaitu $|56,65| > 2,021 = 56,65 > 2,021$ maka H₀ ditolak. Parameter MA(1) berpengaruh signifikan. Dan AR(1): *P-Value* = 0,031 < 0,05 Signifikan. MA(1): *P-Value* = 0,000 < 0,05 Signifikan. Serta nilai MS (*Mean Square*) = 7.818

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (1,2,1) merupakan model terbaik di antara model yang diuji karena memiliki nilai MSE terkecil. Model ini dipilih sebagai model peramalan yang paling optimal karena mampu meminimalkan kesalahan peramalan dibandingkan dengan model ARIMA lainnya. Selanjutnya Metode *Double Exponential Smoothing*.



Gambar 8. Hasil Peramalan Double Exponential Smoothing

Berdasarkan pengujian metode *Double Exponential Smoothing* dengan menggunakan perangkat lunak Minitab, diperoleh hasil analisis yang menunjukkan nilai pembobot. Sementara itu, pembobot yang dihasilkan melalui pendekatan ARIMA ditampilkan pada gambar di atas, yaitu nilai $\alpha = 0,833$ dan nilai $\gamma = 0,0554$. Pada model ini, diperoleh nilai MSE sebesar 8922 dan MAPE 24%.

Dengan demikian kita dapat dilihat perbandingan nilai *error* yang terbentuk dari ke dua metode sebagai berikut :

Tabel 5. Nilai MSE dan MAPE Kedua Metode

Model	MSE	MAPE
DES	8922	24%
ARIMA	7818	23%

Berdasarkan Tabel 5, metode ARIMA (1,2,1) menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode *Double Exponential Smoothing* (DES), dengan nilai MSE sebesar 7818 dan MAPE sebesar 23%, sedangkan metode DES menghasilkan nilai MSE sebesar 8922 dan MAPE sebesar 24%. Nilai kesalahan yang lebih rendah menunjukkan bahwa model ARIMA (1,2,1) memiliki kemampuan yang lebih baik dalam merepresentasikan pola permintaan *Brightening Cream*.

Selain telah memenuhi uji signifikansi parameter dan uji asumsi *white noise*, model ini juga memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi sehingga dapat digunakan sebagai model peramalan terbaik. Dengan nilai MAPE sebesar 23%, hasil peramalan yang dihasilkan cukup *representatif* untuk mendukung perencanaan produksi dan pengendalian persediaan, sehingga perusahaan dapat meminimalkan risiko terjadinya kekurangan persediaan (*stockout*) maupun kelebihan persediaan (*overstock*). Oleh karena itu, model ARIMA (1,2,1) dipilih sebagai metode yang paling sesuai untuk meramalkan permintaan *Brightening Cream*. Bentuk umum persamaan matematis untuk model ARIMA (1,2,1) dengan *differencing* orde dua tanpa konstanta adalah sebagai berikut:

$$X_t = 1,616X_{t-1} - 0,232X_{t-2} - 0,382X_{t-3} + e_t - 1,0657e_{t-1} \quad (15)$$

Dan hasil dari peramalan menggunakan metode ARIMA (1,2,1) dengan periode kedepannya sebagai berikut :

Tabel 6. Hasil Forecast ARIMA (1,2,1)

Periode	Forecast
Juni 2026	155554
Juli 2026	120895
Agustus 2026	138500
September 2026	132351
Oktober 2026	136998
November 2026	136738
Desember 2026	138708
Januari 2027	139665
Februari 2027	141082
Maret 2027	142290
April 2027	143593
Mei 2027	144853

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan mengenai peramalan permintaan *brightening cream* di PT XYZ, dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan metode *Double Exponential Smoothing* (DES). Model ARIMA yang paling optimal yang terpilih adalah ARIMA (1,2,1) karena telah memenuhi seluruh uji asumsi klasik, yaitu uji *signifikansi* parameter, uji *normalitas residual*, serta uji *white noise*. Sebaliknya, metode DES menghasilkan pola peramalan yang cenderung mengikuti *tren* data *historis* namun dengan *fluktuasi error* yang lebih tinggi. Dari segi tingkat akurasi, metode ARIMA (1,2,1) terbukti lebih unggul dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 7818 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 23%, sementara metode DES menghasilkan nilai MSE yang lebih besar yaitu 8922 dengan MAPE 24%. Dengan demikian, ARIMA (1,2,1) merupakan metode peramalan yang paling sesuai untuk diterapkan oleh PT XYZ dalam merencanakan produksi dan mengendalikan persediaan produk karena memiliki nilai kesalahan terkecil.

Sebagai rekomendasi strategis, hasil peramalan menggunakan model ARIMA (1,2,1) disarankan untuk dimanfaatkan oleh PT XYZ sebagai acuan dalam penyusunan perencanaan produksi secara lebih terstruktur, khususnya pada perencanaan produksi bulanan, guna meminimalkan risiko kekurangan persediaan (*stockout*) maupun kelebihan persediaan (*overstock*). Selain itu, manajemen perusahaan perlu mengintegrasikan faktor-faktor eksternal, seperti program promosi dan perubahan *tren* permintaan pasar, yang berpotensi memicu lonjakan permintaan pada periode tertentu agar pengelolaan persediaan menjadi lebih *efektif* dan *adaptif*. Dari sisi akademis, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data *historis* dengan rentang waktu yang lebih panjang serta membandingkan metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* dengan metode peramalan lain, seperti *Winter's Exponential Smoothing* atau pendekatan berbasis *machine learning*, guna memperoleh perbandingan tingkat akurasi yang lebih *komprehensif*.

Daftar Pustaka

- [1] R. C. Kaemong, M. Arifin, and F. Muhammad, "Penyebab Pengaruhnya Pertumbuhan Pasar Indonesia Terhadap Produk Skin Care Lokal Pada Tahun 2022," pp. 1390–1396, 2023.
- [2] H. Guojun, L. Ningning, and A. Background, "Prediction of Ecotourism Population Based on Exponential Smoothing and ARIMA Mixed Model," pp. 39–42, 2021, doi: 10.1109/ICICAS53977.2021.
- [3] A. Zahrah, A. Wibowo, B. P. Pratama, M. Aulia, and F. Kartiasih, "Perbandingan Model ARIMA dan Holt ' s Double Exponential Smoothing Untuk Peramalan Harga Emas Indonesia 2025," vol. 7, no. 2, pp. 68–84, 2025.

- [4] K. Studi *et al.*, “The Forecasting Result Study of the Poverty Line and Number of Poor Population in DIY using DES and ARIMA,” vol. 21, no. 2, pp. 397–407, 2025.
- [5] A. Mwenda, D. Kuznetsov, and S. Mirau, “Analyzing The Impact Of Historical Data Length In Non Seasonal Arima Models Forecasting,” vol. 5, no. 10, pp. 77–86, 2015.
- [6] J. Manajemen, B. N. Alfa, D. Novrisal, U. N. Solikhah, L. Fitriani, and A. Zahra, “MATRIK Peramalan Permintaan Produk Cable Ladder pada Perusahaan Manufaktur Cable Support System and Electrical Switchboard menggunakan Metode Time Series Forecasting,” vol. XXV, no. 2, 2025.
- [7] C. Saputro and Q. Ayuniyyah, “Permintaan dan Penawaran dalam Ekonomi Mikro Demand and Supply in Microeconomics,” vol. Vol. 4, No, 2024.
- [8] W. Nurlela, A. I. Pratiwi, and H. T. Yulianti, “Analisis Metode Moving Average , Exponential Smoothing , dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok Floor Rear,” vol. 4, no. 3, pp. 1066–1075, 2025.
- [9] H. Hassyddiqy and H. Hasdiana, “Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia,” *Data Sci. Indones.*, vol. 2, no. 2, pp. 92–100, 2023, doi: 10.47709/dsi.v2i2.2022.
- [10] S. F. Utami, S. Y. Arisma, K. Hermanto, and E. Ruskartina, “Peramalan Jumlah Penjualan Sepeda Motor menggunakan Metode Time Series Studi Kasus : Dealer Motor Nusantara Surya Sakti (NSS) Sumbawa,” *Hexagon*, vol. 1, no. 2, pp. 33–41, 2020.
- [11] J. A. Cahyono and E. Aryanny, “Analisa Peramalan (Forecasting) Permintaan Kalibrasi Departemen Iso,Standarisasi & Kalibrasi Divisi Technology & Quality Assurance Pt. Pal Indonesia Menggunakan Metode Time Series,” *J. Ilm. Sain dan Teknol.*, vol. 1, no. 3, pp. 324–336, 2023.
- [12] J. Matematika, V. No, J. Hal, and M. Ilham, “Analisis Prediksi Time Series Menggunakan Metode ARIMA pada Data Ekonomi Regional,” vol. 1, no. 1, pp. 8–14, 2026.
- [13] A. Rahman, N. H. Djanggu, T. Wahyudi, J. T. Industri, F. Teknik, and U. Tanjungpura, “Implementasi Time Series Analysis Dan Pemodelan Machine Learning Arima Guna Peternakan Bong Sun Tin,” vol. 9, no. 2, pp. 196–202, 2025.
- [14] J. Ilmiah and E. Islam, “Prediksi Harga Saham Harian PT BTPN Syariah Tbk Menggunakan Model Arima dan Model Garch,” vol. 7, no. 03, pp. 1573–1580, 2021.
- [15] N. T. Qurniawan and T. Sukmono, “Peramalan Permintaan dengan Menerapkan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada Industri Beton,” vol. 4, no. 3, pp. 1024–1032, 2025.
- [16] S. Nurdin and B. Ilembo, “Short Run Forecasting of Petroleum Prices in Tanzania Using ARIMA and Exponential Smoothing : A Comparative Analysis,” vol. 2, pp. 100–116, 2025.
- [17] R. Achmad, B. Syakir, and A. A. Budiman, “Perbandingan Akurasi Double Exponential Smoothing dan ARIMA dalam Memprediksi Penjualan di E-Commerce Nibans Cake,” vol. i, no. 1, pp. 4–7, 2024.
- [18] Y. Chatwaranon, I. I. Theories, and R. Concept, “Weather Forecast Comparison Between ARIMA and Exponential Smoothing in the Cloud,” pp. 31–34, 2022.
- [19] T. Hariguna, “Comparison of Three Time Series Forecasting Methods on Linear Regression, Exponential Smoothing and Weighted Moving Average,” *Int. J. Informatics Inf. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 89–102, 2023.
- [20] M. Habel Wiyono Pranataningtyas, Y. Agus Pranoto, and D. Rudhistiar, “Vehicle Volume Forecasting System on Toll Roads Using Double Moving Average and Double Exponential Smoothing Methods,” *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 13–19, 2024.