Jurnal PASTI (Penelitian dan Aplikasi Sistem dan Teknik Industri)
Vol. 20, No. 2, Agustus 2026, 135-149
p-ISSN 2085-5869/ e-ISSN 2598-4853

Integrasi Metode ARIMA, *Double Exponential Smoothing*, dan *Economic Order Quantity* untuk Pengendalian Persediaan Kemasan Kardus pada Perusahaan Pengolahan Kelapa Sawit

Nadya Rishelin[1*], Indah Kurnia Ramadhani[2], Nia Arfina Foci[3]
[1)] Program Studi Teknik Industri Agro, Politeknik ATI Padang
[2)] Program Studi Manajemen Logistik Industri Agro, Politeknik ATI Padang
Jl. Bungo Pasang Tabing-Padang, 25171, Indonesia
[3)] Program Studi Teknik Industri, Universitas Bengkulu
Jl. WR Supratman, Kota Bengkulu, Bengkulu 38122, Indonesia
Email: nadya.rishelin@kemenperin.go.id*, indahkramadhani@kemenperin.go.id, nia.arfina@unib.ac.id

(Diterima: 10-07-2026; Direvisi: 07-08-2026; Disetujui: 11-08-2026)

Abstrak

Kebijakan pembelian kemasan kardus pada perusahaan pengolahan kelapa sawit selama ini dilakukan dengan frekuensi pemesanan tinggi, yaitu 53 kali per tahun, tanpa mempertimbangkan proyeksi permintaan aktual maupun persediaan pengaman, sehingga berpotensi menurunkan efektivitas pengendalian persediaan. Penelitian ini bertujuan membandingkan akurasi *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) dalam memprediksi permintaan kemasan kardus, serta mengintegrasikan model terbaik dengan *Economic Order Quantity* (EOQ) untuk menetapkan kebijakan persediaan optimal. Analisis dilakukan terhadap data historis permintaan mingguan melalui identifikasi pola data, pengujian stasioneritas, pemodelan ARIMA dan DES, penilaian kinerja peramalan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), serta perhitungan EOQ. Model ARIMA (2,1,2) memiliki kinerja lebih baik dibandingkan DES, dengan nilai MSE 17.500.398 dan MAPE 23,7%. Nilai variabilitas permintaan (V) sebesar 0,0111 mengindikasikan pola permintaan bersifat statis sehingga EOQ layak diterapkan. Penerapan EOQ menghasilkan kuantitas pemesanan optimal 39.555 unit dengan frekuensi 14 kali per tahun, menurunkan biaya persediaan sebesar Rp6.450.711,00 atau 48,54% dibandingkan kebijakan perusahaan saat ini. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi model peramalan dengan EOQ mampu meningkatkan efektivitas pengendalian persediaan pada perusahaan pengolahan kelapa sawit.

Kata kunci: Peramalan; Persediaan; ARIMA; DES; EOQ

Abstract

The current cardboard packaging procurement policy at the palm oil processing company involves a high ordering frequency of 53 times per year, without considering actual demand projections or establishing safety stock, potentially reducing inventory control effectiveness. This study compares the forecasting accuracy of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Double Exponential Smoothing (DES) models in predicting cardboard packaging demand and integrates the best-performing model with the Economic Order Quantity (EOQ) approach to establish an optimal inventory policy. Weekly historical demand data were analyzed through pattern identification, stationarity testing, ARIMA and DES modelling, and forecast performance evaluation using Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), followed by EOQ calculation. The ARIMA (2,1,2) model outperformed DES, yielding an MSE of 17,500,398 and a MAPE of 23.7%. The demand variability index (V) of 0.0111 indicates a static demand pattern, confirming the

suitability of EOQ. The proposed EOQ policy results in an optimal order quantity of 39,555 units with 14 orders annually, reducing inventory costs by IDR 6,450,711 (48.54%) compared with the company's current policy. These findings confirm that integrating an accurate forecasting model with EOQ enhances inventory control effectiveness in the palm oil processing company.

Keywords: *Forecasting; Inventory; ARIMA; DES; EOQ*

PENDAHULUAN

Industri minyak kelapa sawit (*Crude Palm Oil*/*CPO*) merupakan salah satu sektor strategis di Indonesia, mengingat negara ini berperan sebagai produsen dan eksportir terbesar di dunia serta menjadi pemasok utama bagi pasar domestik dan internasional. Selama periode 2022–2025, produksi CPO nasional berada pada kisaran 46–52 juta ton per tahun. Tingginya kapasitas produksi tersebut menunjukkan peran strategis industri kelapa sawit sebagai salah satu sektor unggulan yang memiliki peran penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi Indonesia melalui pemenuhan kebutuhan domestik maupun ekspor (Badan Pusat Statistik BPS- Statistics Indonesia, 2025). Dari sisi konsumsi domestik, sektor pangan (*food*) menjadi salah satu kontributor utama dengan realisasi sebesar 10,205 juta ton pada tahun 2024, atau berkontribusi sekitar 42,77% dari total konsumsi domestik minyak kelapa sawit nasional yang mencapai 23,859 juta ton (The Indonesian Palm Oil Association (GAPKI), 2025). Sebagian konsumsi domestik tersebut disalurkan dalam bentuk minyak goreng kemasan yang dipasarkan langsung kepada konsumen akhir, sehingga kebutuhan kemasan kardus untuk melindungi produk selama penyimpanan dan distribusi turut mengalami peningkatan. Kondisi ini menuntut pengelolaan bahan baku kemasan kardus yang efisien, mengingat ketidaktepatan pengelolaan persediaan kemasan dapat menimbulkan ketidakseimbangan antara ketersediaan dan kebutuhan, yang berdampak pada kelancaran produksi maupun efisiensi biaya operasional perusahaan (Alnahhal et al., 2024; Sukarno & Arshal, 2023)

Praktik pembelian bahan kemasan kardus pada perusahaan yang diteliti selama ini belum sepenuhnya mempertimbangkan kuantitas kebutuhan aktual, melainkan masih didasarkan pada perkiraan dan kebiasaan pemesanan yang berjalan secara rutin tanpa memperhitungkan pola fluktuasi permintaan pada setiap periode. Kebijakan pemesanan yang diterapkan perusahaan saat ini menetapkan kuantitas pemesanan dalam jumlah tertentu dengan frekuensi pemesanan yang cukup tinggi, yaitu mencapai 53 kali dalam satu tahun, tanpa disertai penetapan tingkat persediaan pengaman (*safety stock*) maupun titik pemesanan ulang (*reorder point*) yang baku. Kondisi tersebut menyebabkan perusahaan berisiko mengalami kelebihan persediaan (*over stock*) pada periode permintaan rendah, maupun risiko kekurangan persediaan pada periode permintaan tinggi, yang pada akhirnya berdampak pada pembengkakan biaya operasional (Situmorang & Suseno, 2024). Permasalahan tersebut semakin kompleks mengingat data historis permintaan kemasan kardus pada perusahaan menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan antarperiode mingguan, sehingga pendekatan pemesanan yang tidak didasarkan pada proyeksi permintaan yang akurat berpotensi menghasilkan kebijakan persediaan yang tidak efisien. Kondisi tersebut mendorong urgensi penerapan pendekatan teknologi prediktif yang berorientasi pada peningkatan ketepatan proyeksi permintaan, sekaligus menjadi landasan dalam menyusun kebijakan pengelolaan stok yang optimal bagi perusahaan. Ketepatan proyeksi permintaan yang didukung oleh perencanaan yang sistematis akan memungkinkan pelaku usaha beserta pihak-pihak terkait lainnya untuk merumuskan keputusan strategis secara lebih akurat pada periode mendatang (Benhamida et al., 2021).

Peramalan (*forecasting*) menjadi salah satu wujud penerapan pendekatan prediktif yang dimaksud, yaitu metode untuk memprediksi kondisi di masa depan berdasarkan data historis, yang menjadi dasar utama pengambilan keputusan dalam manajemen persediaan (Petropoulos et al., 2022). *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu metode peramalan deret waktu yang dikembangkan berdasarkan pendekatan *Box–Jenkins*. Kelebihan utama metode ini terletak pada kemampuannya menangkap pola autokorelasi data secara komprehensif, baik untuk data yang telah stasioner maupun yang masih memerlukan proses transformasi menuju kestasioneran (Fattah et al., 2018; Schaffer et al., 2021). Metode ARIMA telah banyak diterapkan pada berbagai bidang, diantaranya untuk memprediksi permintaan pada sektor manufaktur (Fattah et al., 2018), peramalan penjualan UMKM (Marlina et al., 2023), hingga peramalan *reorder point* dalam manajemen rantai pasok (Alexandra & Hartomo, 2025).

Metode *Double Exponential Smoothing* (DES) digunakan sebagai pembanding dalam penelitian ini karena merupakan salah satu teknik peramalan deret waktu yang secara khusus dirancang untuk mengakomodasi data yang mengandung komponen tren. Metode ini bekerja dengan cara memperbarui dua komponen utama, yaitu level dan tren, secara adaptif melalui mekanisme pembobotan eksponensial, sehingga mampu meningkatkan ketepatan hasil peramalan pada data deret waktu nonmusiman yang mengandung kecenderungan perubahan nilai antar periode. (Fadilah et al., 2022; Humairo et al., 2020; Wiyanti, 2023), membandingkan kinerja ARIMA dan DES dan menemukan bahwa tingkat akurasi kedua metode tersebut sangat bergantung pada karakteristik pola data yang dianalisis. Tidak ada satu metode peramalan yang secara konsisten unggul untuk seluruh jenis data, sehingga perbandingan antar metode tetap diperlukan sebelum menentukan model terbaik untuk suatu kasus tertentu (Makridakis et al., 2018)

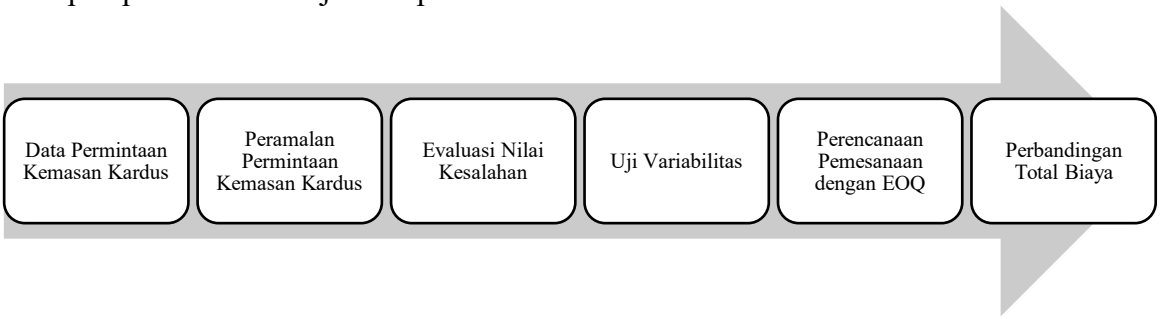
Hasil peramalan permintaan yang akurat selanjutnya menjadi dasar penting dalam menetapkan kebijakan pengendalian persediaan, khususnya dalam menentukan kuantitas dan waktu pemesanan optimal (Benhamida et al., 2021; Nurcahyawati et al., 2023). Pengendalian persediaan dapat dioptimalkan melalui penerapan metode *Economic Order Quantity* (EOQ), untuk menetapkan kuantitas pemesanan yang optimal dengan mempertimbangkan *trade-off* antara biaya-biaya persediaan, sehingga total biaya persediaan dapat ditekan hingga mencapai tingkat yang paling efisien (Alnahhal et al., 2024; Situmorang & Suseno, 2024). Pendekatan ini juga terbukti efektif dalam mendukung strategi *safety stock* guna menjaga kestabilan persediaan pada kondisi permintaan yang fluktuatif (Kırmızı et al., 2024).

Penelitian ini berfokus pada perbandingan kinerja metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) dalam memprediksi permintaan kemasan kardus pada perusahaan pengolahan kelapa sawit dengan sistem pemasok tunggal (*single supplier*), serta mengembangkan kebijakan pengendalian persediaan yang optimal berdasarkan hasil perhitungan *Economic Order Quantity* berdasarkan model peramalan dengan tingkat kesalahan terkecil. Penelitian terdahulu umumnya menerapkan metode ARIMA maupun DES secara terpisah pada berbagai bidang dan industri manufaktur, sedangkan penerapan EOQ lebih banyak difokuskan pada optimasi kuantitas pemesanan tanpa didahului oleh evaluasi beberapa metode peramalan sebagai dasar pengambilan keputusan. Meskipun beberapa penelitian telah mengintegrasikan ARIMA dengan EOQ dalam mendukung kebijakan persediaan pada sektor manufaktur dan industri pengemasan (Christabel & Trisnawarman, 2024; Ramadan & Fitriani, 2025), kajian yang membandingkan lebih dari satu metode peramalan sebelum menentukan kebijakan persediaan masih relatif terbatas. Penelitian ini menawarkan integrasi antara evaluasi metode ARIMA dan DES dengan pendekatan EOQ sebagai sebagai landasan pengambilan

keputusan dalam pengendalian persediaan secara lebih efektif pada perusahaan pengolahan kelapa sawit dengan sistem *single supplier*.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah metode kuantitatif yang terdiri dari beberapa tahapan yang dirancang secara terstruktur. Penelitian ini membandingkan dua metode peramalan yaitu *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) dalam memprediksi permintaan pada periode mendatang. Nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil dijadikan acuan dalam perhitungan persediaan optimal menggunakan metode *Economic Order Quantity* (EOQ). Objek penelitian ini adalah kemasan kardus pada perusahaan pengolahan kelapa sawit. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua kategori data, yakni data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh secara langsung dari objek penelitian melalui kegiatan wawancara dan pengamatan (observasi) di lapangan. Data sekunder yang dikumpulkan merupakan data historis permintaan aktual kemasan kardus dalam kurun waktu 50 minggu pada tahun 2025 yang merepresentasikan seluruh minggu kerja efektif dalam satu tahun setelah mengeluarkan dua periode libur. Jumlah data tersebut memenuhi syarat minimum yang direkomendasikan untuk pemodelan ARIMA, yaitu minimal 50 observasi (Schaffer et al., 2021).

Peramalan Permintaan

Peramalan permintaan berbasis data historis periode sebelumnya menjadi acuan utama dalam menetapkan kebijakan pengendalian persediaan, khususnya dalam menentukan kuantitas dan waktu pemesanan yang optimal (Benhamida et al., 2021). Penelitian ini diawali dengan pemeriksaan visual terhadap data historis permintaan guna memperoleh gambaran mengenai karakteristik data. Berdasarkan hasil identifikasi tersebut, proses peramalan selanjutnya dilakukan menggunakan *Minitab Statistical Software 21* dengan mengimplementasikan metode ARIMA dan *Double Exponential Smoothing* (DES) untuk menghasilkan nilai prediksi. Pemilihan metode peramalan terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan masing-masing metode melalui perhitungan *Mean Square Error* (MSE). Semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan suatu metode, semakin tinggi tingkat akurasi peramalannya, sehingga metode tersebut dipilih sebagai metode yang paling sesuai untuk digunakan (Koutsandreas et al., 2021; Marlina et al., 2023; Petropoulos et al., 2022). Evaluasi kesalahan model peramalan yang terpilih juga dapat dilakukan menggunakan ukuran kesalahan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang merupakan metode evaluasi berbasis persentase sehingga memudahkan interpretasi tingkat kesalahan peramalan secara relatif terhadap nilai aktual. Tingkat akurasi model peramalan berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh diklasifikasikan menggunakan kriteria interpretasi sebagaimana disajikan pada Tabel 1 (Fadilah et al., 2022).

Tabel 1. Hasil MAPE

Range MAPE	Kategori
< 10%	Sangat Baik
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Cukup Baik
>50%	Buruk

ARIMA

Metode ARIMA memiliki keunggulan dalam menangkap pola autokorelasi dan dependensi antar observasi pada data runtun waktu, baik yang bersifat stasioner maupun tidak stasioner Metode ARIMA dipilih karena data permintaan kemasan kardus selama 50 minggu membentuk pola runtun waktu (*time series*) yang memuat informasi historis secara periodik, sehingga metode berbasis deret waktu dinilai paling sesuai untuk diaplikasikan (Fattah et al., 2018). Ketersediaan data sebanyak 50 periode mingguan dianggap mencukupi persyaratan minimum jumlah observasi yang dibutuhkan dalam tahap identifikasi dan estimasi parameter model ARIMA, serta memadai untuk mendeteksi struktur autokorelasi antar data secara statistik yang dapat dipertanggungjawabkan (Schaffer et al., 2021). Dengan demikian, penerapan metode ARIMA diharapkan menghasilkan peramalan permintaan yang akurat sebagai dasar perhitungan persediaan optimal menggunakan metode EOQ. Penerapan metode ARIMA melalui pendekatan *Box-Jenkins* dilaksanakan dalam empat tahapan berikut (Fattah et al., 2018).

1. Pengujian Stasioneritas
   Pengujian stasioneritas data dilakukan melalui uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Data yang belum memenuhi asumsi stasioneritas diproses melalui *differencing* untuk menstabilkan rata-rata dan transformasi data ($\lambda \neq 1$) untuk mengatasi ketidakstabilan varians. Banyaknya tahapan *differencing* yang dilakukan akan menjadi dasar penentuan nilai orde *d* dalam model ARIMA
2. Identifikasi Model
   Orde p dan q ditentukan berdasarkan inspeksi pola korelogram ACF dan PACF, kemudian berbagai kombinasi parameter diuji dan dibandingkan untuk memperoleh model yang paling optimal.
3. Estimasi Parameter
   Parameter *autoregressive* dan *moving average* model terpilih diestimasi menggunakan metode *maximum likelihood* untuk menghasilkan koefisien yang paling sesuai dengan data historis
4. Uji Diagnostik dan Peramalan
   Kelayakan model diverifikasi melalui uji signifikansi parameter, uji *white noise* (*Ljung-Box*), dan uji normalitas residual. Jika residual memenuhi seluruh asumsi diagnostik, model digunakan untuk peramalan periode berikutnya

***Double Exponential Smoothing* (DES)**

Double Exponential Smoothing (DES) merupakan perluasan dari metode *Single Exponential Smoothing* yang secara spesifik dikembangkan untuk mengakomodasi data deret waktu yang memiliki komponen tren di dalamnya, baik yang bersifat meningkat maupun menurun, dengan melakukan proses pemulusan secara dua tahap sehingga menghasilkan estimasi yang lebih adaptif terhadap perubahan pola data dari periode ke periode. Metode ini dipilih berdasarkan karakteristik data permintaan kemasan kardus selama 50 minggu yang menunjukkan adanya kecenderungan pergerakan tren yang dominan, sehingga pendekatan pemulusan ganda dinilai lebih sesuai dalam mengakomodasi fluktuasi data yang berpola tren tersebut. Penentuan nilai parameter pemulusan optimal (α)

dilakukan dengan mengevaluasi beberapa kandidat nilai dalam rentang 0,1 sampai 0,9, di mana α dengan *Mean Squared Error* (MSE) terkecil ditetapkan sebagai parameter terbaik (Fadilah et al., 2022; Petropoulos et al., 2022).

Uji Variabilitas

Karakteristik pola permintaan persediaan diidentifikasi melalui perhitungan koefisien variabilitas (V) untuk menentukan apakah permintaan bersifat statis atau dinamis. Permintaan dikategorikan statis apabila nilai V < 0,25, sedangkan dikategorikan dinamis apabila V ≥ 0,25. Berdasarkan kategori tersebut, Silver & Peterson (1998) merekomendasikan penerapan metode EOQ untuk permintaan statis, sedangkan metode lot sizing dinamis untuk permintaan dinamis (Pratama et al., 2025).

***Economic Order Quantity* (EOQ)**

Model *Economic Order Quantity* (EOQ) diterapkan untuk menentukan kuantitas pemesanan yang optimal sehingga total biaya persediaan dapat diminimalkan melalui keseimbangan antara biaya pemesanan dan biaya penyimpanan. Selain itu, model ini menghasilkan frekuensi pemesanan yang lebih ekonomis sesuai dengan karakteristik kebutuhan persediaan perusahaan. Secara matematis, EOQ diformulasikan sebagai berikut (Alnahhal et al., 2024).

$$EOQ = \frac{\sqrt{2DS}}{H} \quad (1)$$

Safety stock merupakan sejumlah persediaan tambahan yang dipertahankan sebagai stok pengaman untuk mengatasi variasi permintaan selama *lead time*, sehingga kontinuitas proses operasional tetap terjaga (Kırmızı et al., 2024). Persamaan *safety stock* yaitu:

$$SS = Z \times \sigma\, demand \times \sqrt{L} \quad (2)$$

dengan Z adalah nilai faktor pengali berdasarkan *service level*, σ *demand* adalah standar deviasi permintaan, dan L adalah *lead time*

Reorder Point (ROP) merupakan titik kritis tingkat persediaan yang menjadi tanda untuk segera melakukan pemesanan kembali, sehingga pasokan baru dapat diterima sebelum persediaan yang ada habis digunakan. Secara matematis, ROP diformulasikan sebagai berikut (Efendi et al., 2019; Nurcahyawati et al., 2023)

$$ROP = d \times L \quad (3)$$

dengan d yaitu tingkat kebutuhan per unit waktu (*demand rate*), dan L yaitu waktu tunggu pengiriman (*lead time*)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Peramalan Permintaan

Tahapan peramalan permintaan didasarkan pada data historis mingguan kemasan kardus pada perusahaan yang diteliti selama 50 minggu pada tahun 2025. Data historis permintaan kardus ditampilkan pada Tabel 2.

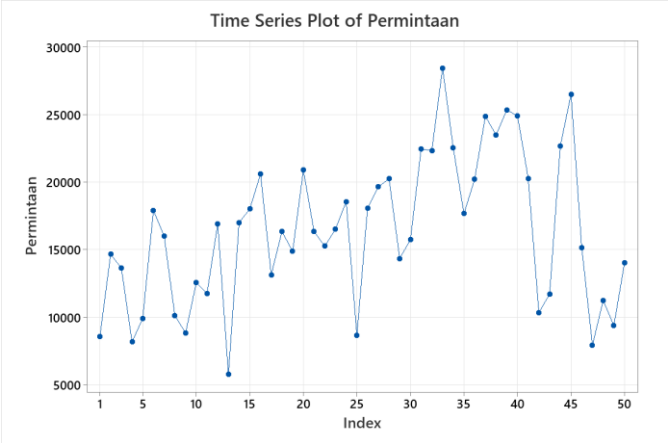
Tabel 2. Data Historis Permintaan Kardus

Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan
1	8593	11	11754	21	16341	31	22429	41	20277
2	14660	12	16921	22	15261	32	22338	42	10347
3	13646	13	5798	23	16519	33	28431	43	11720
4	8176	14	17011	24	18558	34	22520	44	22673
5	9933	15	18013	25	8659	35	17667	45	26480

Tabel 2. Data Historis Permintaan Kardus (Lanjutan)

Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan	Minggu	Permintaan
6	17914	16	20595	26	18090	36	20216	46	15151
7	15992	17	13135	27	19639	37	24860	47	7937
8	10140	18	16347	28	20249	38	23477	48	11244
9	8835	19	14872	29	14350	39	25329	49	9391
10	12556	20	20882	30	15743	40	24892	50	14040

Sebagai tahap awal sebelum peramalan dilaksanakan, data historis direpresentasikan dalam bentuk grafik untuk mengidentifikasi karakteristik yang terkandung di dalamnya, mencakup pola tren maupun variasi musiman. Hasil identifikasi karakteristik data digunakan sebagai pertimbangan dalam memilih metode peramalan yang mampu merepresentasikan pola data secara tepat. Visualisasi dari data historis tersebut dapat diamati pada Gambar 2.



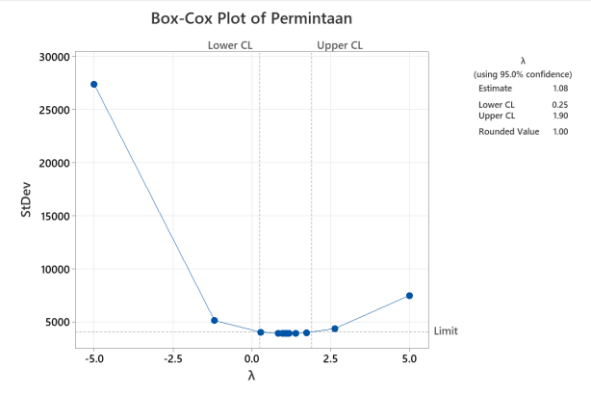
Gambar 2. Plot Data Historis Permintaan

Visualisasi plot data historis mengindikasikan bahwa pergerakan data permintaan membentuk kecenderungan peningkatan yang berlangsung secara bertahap sejak periode pengamatan pertama hingga mendekati minggu ke-50, dimana selama rentang waktu tersebut tidak dijumpai pengulangan pola yang bersifat siklikal maupun musiman pada interval waktu tertentu. Karakteristik pola data yang telah teridentifikasi tersebut mendorong penentuan metode peramalan yang secara spesifik dirancang untuk menangkap pergerakan tren dalam jangka panjang, namun tidak memerlukan penanganan terhadap komponen musiman. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menjadi salah satu pilihan yang layak dipertimbangkan, karena metode ini dilengkapi dengan proses pembedaan (*differencing*) yang berguna untuk mengubah data yang tidak stasioner menjadi stasioner, sehingga penaksiran parameter pada komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) dapat menghasilkan estimasi yang lebih tepat dan dapat diandalkan. Di sisi lain, metode *Double Exponential Smoothing* (DES) juga dipilih sebagai metode pembanding karena memberikan pembobotan eksponensial yang lebih besar pada data terbaru sehingga mampu menghasilkan peramalan yang adaptif terhadap perubahan permintaan (Kurniawan & Herwanto, 2021; Maretania et al., 2021). Metode ini mampu mengkuantifikasi arah dan laju perubahan permintaan secara sistematis, tanpa membutuhkan penambahan komponen

musiman yang pada kondisi data ini tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap akurasi peramalan (Lai & Dzombak, 2020; Rahma & Dahda, 2024)

ARIMA

Analisis stasioneritas varians menggunakan *Box-Cox Plot* pada Gambar 3 menghasilkan estimasi parameter λ sebesar 1,00. Pada tingkat kepercayaan 95%, nilai tersebut berada dalam rentang *Lower CL* sebesar 0,25 hingga *Upper CL* sebesar 1,90, dengan *Rounded Value* yang diperoleh sebesar 1. Perolehan nilai *rounded value* sebesar 1,00 pada hasil *Box-Cox Plot* mengindikasikan bahwa data telah mencapai kondisi stasioner terhadap varians, sehingga tidak diperlukan proses transformasi lebih lanjut pada tahap ini. Hal ini diperkuat oleh posisi nilai $\lambda = 1{,}00$ yang berada dalam rentang interval kepercayaan yang terbentuk ($0{,}25 < 1{,}00 < 1{,}90$), yang mengonfirmasi bahwa fluktuasi varians data permintaan kemasan kardus bersifat konstan dan tidak mengalami perubahan yang signifikan sepanjang periode pengamatan. Tahap analisis dapat dilanjutkan ke pengujian stasioneritas terhadap nilai rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (Mardiyah et al., 2021).

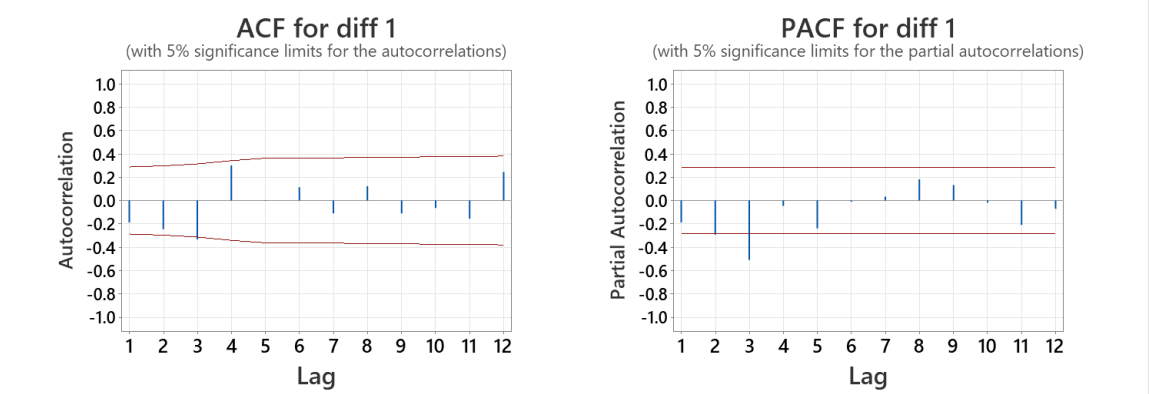


Gambar 3. *Box-Cox Transformation Plot*

Proses diferensiasi dilakukan dengan memasukkan data permintaan yang sudah stationer dan memiliki *Rounded Value* yang bernilai 1.00 (Marlina et al., 2023). Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan hipotesis nol yang menyatakan data bersifat tidak stasioner. Hasil pengujian menunjukkan nilai *test statistic* sebesar -1.80843 lebih besar dari nilai kritis -2.92678. Selain itu, nilai p-value sebesar 0,376. lebih besar dari 0,05, yang menandakan hipotesis nol gagal ditolak, sehingga data permintaan dinyatakan belum stasioner dalam rata-rata. Data yang belum stasioner terhadap rata-rata perlu ditransformasikan melalui proses *differencing*, yaitu dengan menghitung perbedaan nilai antarperiode berturut-turut. Tahapan ini bertujuan untuk memperoleh data yang memenuhi asumsi stasioneritas sebagai prasyarat dalam pembentukan model ARIMA (Alexandra & Hartomo, 2025).

Verifikasi stasioneritas dilakukan kembali menggunakan uji ADF setelah penerapan *differencing* pertama pada data permintaan. Mengacu pada hasil pengujian ADF yang ditampilkan pada Gambar 4, diperoleh nilai test statistic senilai -8,38087 dengan p-value mencapai 0,000. Nilai p-value tersebut berada di bawah tingkat signifikansi $\alpha = 0{,}05$, sehingga hipotesis nol ditolak dan data dinyatakan telah memenuhi asumsi stasioneritas. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa penerapan *differencing* efektif dalam mengatasi keberadaan komponen tren pada data, sehingga asumsi stasioneritas yang menjadi syarat utama pemodelan ARIMA telah terpenuhi (Alexandra & Hartomo, 2025; Mardiyah et al., 2021).

Identifikasi orde model ARIMA dilakukan melalui analisis plot ACF dan PACF data *Diff1* yang dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil plot ACF menampilkan nilai autokorelasi yang melewati batas signifikansi pada lag 4, sedangkan pada *lag* lainnya nilai autokorelasi berada dalam rentang batas kepercayaan tanpa memperlihatkan pola peluruhan yang lambat. Kondisi tersebut menggambarkan kemungkinan *Moving Average* (MA) dengan orde q = 2 pada model. Sementara itu, plot PACF menunjukkan nilai autokorelasi parsial yang signifikan pada *lag 2* dan *lag 3* yang melewati batas bawah signifikansi, kemudian nilai pada lag berikutnya masuk ke dalam batas kepercayaan, mengindikasikan kemungkinan komponen Autoregressive (AR) dengan orde p = 2 atau p = 3. Model tentatif yang dipertimbangkan untuk diestimasi lebih lanjut adalah ARIMA (2,1,2) dan ARIMA (3,1,0) (Fadilah et al., 2022; Mardiyah et al., 2021).



Gambar 4. ACF dan PACF Data Diferensiasi

Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan melalui uji nilai AIC dari berbagai kombinasi parameter dan evaluasi terhadap beberapa kombinasi parameter tentatif (p, d, q). Setiap model tentatif diestimasi dan dievaluasi berdasarkan tiga kriteria, yaitu signifikansi parameter, hasil uji diagnostik residual menggunakan uji *Ljung-Box*, serta nilai *Mean Square Error* (MSE) sebagai ukuran akurasi peramalan. Model yang tidak memenuhi salah satu kriteria tersebut dieliminasi dari pertimbangan lebih lanjut (Alexandra & Hartomo, 2025; Rahma & Dahda, 2024). Berdasarkan hasil uji AIC dan evaluasi seluruh model tentatif yang dirangkum pada Tabel 3, model ARIMA (2,1,2) terpilih karena seluruh parameternya signifikan secara statistik (p-value < 0,05), residual model bersifat *white noise* yang ditunjukkan oleh nilai *p-value* uji *Ljung-Box* yang seluruhnya lebih besar dari 0,05, serta menghasilkan nilai MSE terkecil sebesar 17.500.398 dibandingkan model tentatif lainnya. Nilai MAPE untuk model ARIMA (2,1,2) ini yaitu 23,7%.

Tabel 3. Hasil Pengujian Model ARIMA

Model (d = 1)	LogLikelihood	AICc	AIC	BIC
p = 2, q = 2*	-479.009	972.018	970.018	981.369
p = 3, q = 0	-480.980	973.356	971.961	981.420

Hasil peramalan permintaan untuk periode berikutnya menggunakan model ARIMA (2,1,2) terpilih selengkapnya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan Permintaan Metode ARIMA

Minggu	Peramalan Permintaan	Dibulatkan	Minggu	Peramalan Permintaan	Dibulatkan
1	16476,60	16477	26	10880,68	10881
2	13470,37	13470	27	10813,96	10814
3	9103,30	9103	28	10761,25	10761
4	7419,62	7420	29	10762,59	10763
5	9054,45	9054	30	10801,29	10801
6	11684,65	11685	31	10834,23	10834
7	12823,83	12824	32	10835,51	10836
8	11948,77	11949	33	10813,19	10813
9	10371,51	10372	34	10792,73	10793
10	9613,40	9613	35	10790,70	10791
11	10072,50	10073	36	10803,50	10804
12	11014,23	11014	37	10816,14	10816
13	11511,99	11512	38	10818,11	10818
14	11277,38	11277	39	10810,82	10811
15	10717,57	10718	40	10803,05	10803
16	10394,42	10394	41	10801,43	10801
17	10510,00	10510	42	10805,54	10806
18	10841,28	10841	43	10810,30	10810
19	11049,07	11049	44	10811,54	10812
20	10995,17	10995	45	10809,23	10809
21	10800,03	10800	46	10806,33	10806
22	10667,54	10668	47	10805,43	10805
23	10690,45	10690	48	10806,71	10807
24	10804,84	10805	49	10808,47	10808
25	10888,69	10889	50	10809,10	10809

Double Exponential Smoothing (DES)

Penelitian ini menggunakan *Double Exponential Smoothing* (DES) atau Metode *Holt* sebagai metode pembanding karena metode tersebut mampu mengakomodasi perubahan level dan tren pada data deret waktu sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih representatif. Metode ini melibatkan dua parameter pemulusan, yaitu parameter level (α) dan parameter tren (γ), yang dioptimalkan secara otomatis oleh perangkat lunak Minitab 19 untuk menghasilkan nilai *error* terkecil. Berdasarkan hasil pengolahan, diperoleh nilai parameter pemulusan optimal sebesar $\alpha = 0{,}950$ dan $\gamma = 0{,}033$. Nilai α yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa model memberikan bobot yang sangat besar terhadap data terbaru dibandingkan data historis, sementara nilai γ yang kecil menunjukkan bahwa komponen tren berubah secara lambat dan gradual terhadap waktu (Makridakis et al., 2020).

Hasil peramalan menggunakan metode DES untuk 50 periode ke depan menunjukkan pola yang terus meningkat secara linear dari nilai 13.929 pada periode pertama hingga mencapai 19.638 pada periode ke-50, sebagaimana disajikan pada Tabel 5. Pola peramalan yang terus meningkat ini merupakan konsekuensi dari nilai γ yang positif, dimana DES mengekstrapolasi tren yang terdeteksi pada data historis secara konsisten ke periode mendatang. Nilai evaluasi akurasi pada metode ini sebesar 33.658.747 untuk metode MSE dan 36 untuk metode MAPE.

Tabel 5. Hasil Peramalan Permintaan Metode DES

Minggu	Peramalan Permintaan	Pembulatan	Minggu	Peramalan Permintaan	Pembulatan
4	14278.593	14279	29	17191.364	17191
5	14395.104	14395	30	17307.875	17308
6	14511.615	14512	31	17424.386	17424
7	14628.125	14628	32	17540.897	17541
8	14744.636	14745	33	17657.407	17657
9	14861.147	14861	34	17773.918	17774
10	14977.658	14978	35	17890.429	17890
11	15094.169	15094	36	18006.94	18007
12	15210.68	15211	37	18123.451	18123
13	15327.191	15327	38	18239.962	18240
14	15443.701	15444	39	18356.472	18356
15	15560.212	15560	40	18472.983	18473
16	15676.723	15677	41	18589.494	18589
17	15793.234	15793	42	18706.005	18706
18	15909.745	15910	43	18822.516	18823
19	16026.256	16026	44	18939.027	18939
20	16142.766	16143	45	19055.537	19056
21	16259.277	16259	46	19172.048	19172
22	16375.788	16376	47	19288.559	19289
23	16492.299	16492	48	19405.07	19405
24	16608.81	16609	49	19521.581	19522
25	16725.321	16725	50	19638.092	19638

Evaluasi Nilai Kesalahan

Akurasi hasil peramalan dari kedua metode kemudian dievaluasi melalui perbandingan nilai kesalahan peramalan. Ringkasan hasil evaluasi tersebut disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Nilai Kesalahan

Metode	MSE	MAPE
Metode ARIMA	17.500.398	23,7
Metode DES	33.658.747	36

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi kedua metode peramalan yang dirangkum pada Tabel 6, metode ARIMA menghasilkan nilai MSE sebesar 17.500.398 dan nilai MAPE sebesar 23,7%, lebih kecil dibandingkan metode DES yang menghasilkan MSE sebesar 33.658.747 dan MAPE sebesar 36%. Mengacu pada kriteria akurasi peramalan, nilai MAPE sebesar 23,7% yang dihasilkan oleh metode ARIMA tergolong dalam kategori cukup akurat karena berada pada rentang 20%–50%, sehingga model tersebut layak digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan perencanaan (Maharani et al., 2024). Metode ARIMA ditetapkan sebagai metode peramalan terbaik dalam penelitian ini, dan hasil peramalan permintaan yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai *input* perhitungan *Economic Order Quantity* (EOQ) untuk menentukan kebijakan persediaan yang optimal.

Uji Variabilitas

Hasil pengujian variabilitas permintaan kardus yaitu 0,0111. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai V berada di bawah batas 0,25. Berdasarkan aturan Peterson & Silver, pola permintaan tersebut dapat diklasifikasikan sebagai permintaan statis sesuai dengan kriteria yang berlaku. yang mengindikasikan bahwa fluktuasi permintaan antar periode relatif kecil dan stabil, sehingga metode pengendalian persediaan deterministik seperti EOQ dapat diterapkan secara tepat (Pratama et al., 2025; Putri et al., 2023).

EOQ

Penetapan kebijakan pengendalian persediaan dilakukan menggunakan metode *Economic Order Quantity* (EOQ) dengan mengintegrasikan hasil peramalan permintaan model ARIMA (2,1,2) sebagai input perhitungan. Komponen biaya yang menjadi dasar dalam perhitungan *Economic Order Quantity* (EOQ) meliputi biaya pemesanan sebesar Rp234.905,66 per transaksi pemesanan dan biaya penyimpanan sebesar Rp163,48 per unit per tahun. Dalam rangka menjamin ketersediaan kemasan produk secara berkelanjutan, perhitungan juga mencakup *Safety Stock* (SS) yang berperan sebagai persediaan pengaman dan berfungsi mengantisipasi terjadinya fluktuasi permintaan serta ketidakpastian *lead time* pengiriman. *Reorder Point* (ROP) digunakan sebagai titik acuan tingkat persediaan minimum yang menjadi penanda bagi perusahaan untuk melaksanakan pemesanan ulang, sehingga risiko kekurangan maupun kehabisan stok yang dapat mengganggu kelancaran proses produksi dapat diminimalkan (Alnahhal et al., 2024).

Tabel 7. Perbandingan Kebijakan Perusahaan dan EOQ

	Q (Pembelian Ekonomis)	F	SS	ROP	Total Biaya
Kebijakan Perusahaan	10.272,00	53	-	-	13,289,580.00
EOQ	39.555,00	14	2.278,93	17.833,61	6,838,869.00

Hasil perbandingan antara kebijakan persediaan perusahaan dengan metode EOQ disajikan pada Tabel 7. Kebijakan eksisting perusahaan menetapkan kuantitas pemesanan sebesar 10.272 unit dengan frekuensi pemesanan mencapai 53 kali per tahun dan tidak mengintegrasikan perhitungan safety stock maupun reorder point, sehingga menghasilkan total biaya persediaan sebesar Rp13.289.580,00. Sementara itu, penerapan metode EOQ menghasilkan kuantitas pemesanan optimal sebesar 39.555unit dengan frekuensi pemesanan yang jauh lebih efisien yakni 14 kali per tahun, disertai nilai *safety stock* sebesar 2.278,93unit dan *reorder point* sebesar 17.833,61 unit, dengan total biaya persediaan sebesar Rp6.838.869,00. Analisis perbandingan menunjukkan bahwa kebijakan persediaan yang menggunakan metode *Economic Order Quantity* (EOQ) lebih efisien dibandingkan kebijakan perusahaan. Penerapan metode tersebut mampu mengurangi total biaya persediaan sebesar Rp6.450.711,00 atau sebesar 48,54%. Penurunan frekuensi pemesanan dari 53 kali menjadi 14 kali per tahun memberikan kontribusi yang signifikan terhadap penekanan akumulasi biaya pemesanan. Hal ini sejalan dengan prinsip dasar EOQ yang berupaya mencapai keseimbangan optimal antara biaya pemesanan dan biaya penyimpanan, sehingga total biaya persediaan yang minimum dapat tercapai (Situmorang & Suseno, 2024).

PENUTUP

Temuan penelitian ini mengonfirmasi bahwa integrasi metode peramalan dengan pengendalian persediaan mampu menjadi pendekatan yang efektif dalam mendukung pengambilan keputusan pada sistem persediaan perusahaan pengolahan kelapa sawit. Hasil perbandingan peramalan menunjukkan bahwa metode ARIMA memberikan tingkat ketepatan yang lebih unggul dibandingkan metode DES, sehingga menghasilkan dasar yang

lebih andal dalam penetapan parameter persediaan melalui pendekatan EOQ. Penerapan EOQ berdasarkan hasil peramalan terbaik mampu mengoptimalkan kuantitas pemesanan, menurunkan frekuensi pemesanan, serta mengurangi total biaya persediaan sebesar 48,54%. Temuan ini memberikan implikasi praktis bagi perusahaan manufaktur, khususnya perusahaan pengolahan kelapa sawit dengan karakteristik pemasok tunggal, dalam menyusun kebijakan pengadaan yang lebih efisien dan terukur. Pengembangan penelitian berikutnya dapat diarahkan pada penggunaan metode peramalan yang lebih beragam dengan mempertimbangkan pola permintaan musiman, penggunaan metode peramalan berbasis kecerdasan buatan atau *machine learning*, serta penerapan model persediaan yang melibatkan banyak pemasok (*multi-supplier*) atau banyak jenis produk (*multi-item*) sehingga hasil yang diperoleh memiliki cakupan dan tingkat generalisasi yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

Alexandra, A. C., & Hartomo, K. D. (2025). Implementasi Model ARIMA untuk Peramalan Reorder Point dalam Supply Chain Management. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, *12*(3), 372–382. https://doi.org/10.30865/jurikom.v12i3.8639

Alnahhal, M., Aylak, B. L., Al Hazza, M., & Sakhrieh, A. (2024). Economic Order Quantity: A State-of-the-Art in the Era of Uncertain Supply Chains. *Sustainability (Switzerland)*, *16*(14). https://doi.org/10.3390/su16145965

Badan Pusat Statistik BPS- Statistics Indonesia. (2025). *Statistik Tanaman Perkebunan Tahunan Indonesia 2024* (Vol. 1). Badan Pusat Statistik BPS- Statistics Indonesia.

Benhamida, F. Z., Kaddouri, O., Ouhrouche, T., Benaichouche, M., Casado-Mansilla, D., & López-De-Ipiña, D. (2021). Demand forecasting tool for inventory control smart systems. *Journal of Communications Software and Systems*, *17*(2), 185–196. https://doi.org/10.24138/jcomss-2021-0068

Efendi, J., Hidayat, K., & Faridz, R. (2019). Analisis Pengendalian Persediaan Bahan Baku Kerupuk Mentah Potato Dan Kentang Keriting Menggunakan Metode Economic Order Quantity (EOQ). *Performa: Media Ilmiah Teknik Industri*, *18*(2), 125–134. https://doi.org/10.20961/performa.18.2.35418

Fadilah, S. N., Intan, P. K., & Utami, W. D. (2022). Comparison of Forecasting Violence Cases Number Against Women and Children Using Double Exponential Smoothing (DES) and Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) Methods. *Barekeng : Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, *16*(2), 443–450. https://doi.org/10.30598/barekengvol16iss2pp443-450

Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., El Moussami, H., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of demand using ARIMA model. *International Journal of Engineering Business Management*, *10*, 1–9. https://doi.org/10.1177/1847979018808673

Humairo, Habsari, D. P., Purnamasari, I., & Yuniarti, D. (2020). Peramalan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing dan Verifikasi Hasil Peramalan Menggunakan Grafik Pengendali Tracking Signal. *Barekeng*, *14*(1), 013–022. https://doi.org/10.30598/barekengvol14iss1pp013-022

Kırmızı, S. D., Ceylan, Z., & Bulkan, S. (2024). Enhancing Inventory Management through Safety-Stock Strategies—A Case Study. *Systems*, *12*(7), 1–17. https://doi.org/10.3390/systems12070260

Koutsandreas, D., Spiliotis, E., Petropoulos, F., & Assimakopoulos, V. (2021). On the selection of Forecasting Accuracy Measures. *Journal of the Operational Research Society*, *73*(5), 937–954. https://doi.org/10.1080/01605682.2021.1892464

Lai, Y., & Dzombak, D. A. (2020). *Use of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model to Forecast Near-Term Regional Temperature and Precipitation*. *35*(3), 959–976. https://doi.org/10.1175/WAF-D-19-0158.1

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward. *PLOS ONE*, *13*(3), 1–26. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, *36*(1), 54–74. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.04.014

Mardiyah, I., Utami, W. D., Novitasari, D. C. R., Hafiyusholeh, M., & Sulistiyawati, D. (2021). Analisis Prediksi Jumlah Penduduk di Kota Pasuruan Menggunakan Metode ARIMA. *Barekeng*, *15*(3), 525–534. https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss3pp525-534

Marlina, W. A., Armijal, Nisa, M. K., & Ardy, M. (2023). Analisis Peramalan Box Jenkins Terhadap Penjualan Di UMKM Im Lele, Payakumbuh. *Industri Inovatif : Jurnal Teknik Industri, 13*(2), 105–115. https://doi.org/10.36040/industri.v13i2.6526

Nurcahyawati, V., Riyondha Aprilian Brahmantyo, Januar Wibowo, & Nurcahyawati, V. (2023). Manajemen Persediaan Menggunakan Metode Safety Stock dan Reorder Point. *Jurnal Sains Dan Informatika*, *9*, 89–99. https://doi.org/10.34128/jsi.v9i1.431

Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., Boylan, J. E., Browell, J., Carnevale, C., Castle, J. L., Cirillo, P., Clements, M. P., Cordeiro, C., Cyrino Oliveira, F. L., De Baets, S., Dokumentov, A., … Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, *38*(3), 705–871. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001

Pratama, B. A., Wahyuda, & Sitania, F. D. (2025). Pengelolaan Persedian Sparepart Pada Perusahaan Penyedia dan Layanan Alat Berat. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, *4*(2), 150–158. https://doi.org/10.55826/jtmit.v4i2.607

Putri, P. S., Sitania, F. D., & Wahyuda. (2023). Penggunaan Metode Economic Order Quantity Dalam Analisis Pengendalian Persediaan Oli Guna Optimalisasi Kuantitas Pemesanan dan Minimasi Total Biaya Persediaan. *Jurnal Teknik Industri : Jurnal Hasil Penelitian Dan Karya Ilmiah Dalam Bidang Teknik Industri*, *9*(1), 291–301. https://doi.org/10.24014/jti.v9i1.22406

Rahma, A. S., & Dahda, S. S. (2024). Perbandingan Peramalan Model ARIMA dan Trend Linear Produk X Pada PT ABC. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, *8*(2), 909–920. https://doi.org/10.33379/gtech.v8i2.4075

Schaffer, A. L., Dobbins, T. A., & Pearson, S. A. (2021). Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions. *BMC Medical Research Methodology*, *21*(1), 1–12. https://doi.org/10.1186/s12874-021-01235-8

Situmorang, G. V., & Suseno. (2024). Analisis Pengendalian Persediaan Bahan Baku Cengkeh Menggunakan Metode Economic Order Quantity Dan Periodic Review System. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, *3*(2), 238–246. https://doi.org/10.55826/jtmit.v3i2.328

Sukarno, I., & Arshal, M. R. H. (2023). Analisis Pengendalian Persediaan Menggunakan Metode EOQ untuk Optimalisasi Persediaan Bahan Baku Penolong (Studi Kasus: PT. Petrokimia Gresik). *Tekinfo: Jurnal Ilmiah Teknik Industri Dan Informasi*, *11*(2), 121–132. https://doi.org/10.31001/tekinfo.v11i2.1552

The Indonesian Palm Oil Association (GAPKI). (2025). *Consumption Rises, Exports Drop*. https://gapki.id/en/news/2025/10/30/consumption-rises-exports-drop/

Wiyanti, W. (2023). Effectiveness of Single and Double Exponential Smoothing: SES, ARRSES and Holt's Linear for Time Series Data Prediction with Trend and Non-seasonal Characteristic (Covid-19 Vaccinate Case). *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, *20*(1), 52–64. https://doi.org/10.20956/j.v20i1.27193