

Comparison Performance of SARIMA and Exponential Smoothing Holt-Winter's models for Forecasting turnover PT. Indah Logistik Cargo Padang

Silvia Triana, Dina Fitria*, Yenni Kurniawati, Admi Salma

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: dinafitria@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 20 Oktober 2025

Revised : 13 November 2025

Accepted : 01 Desember 2025

ABSTRACT

Forecasting is an important part of corporate decision making. With forecasting, companies can predict future conditions and demand so that they can make appropriate and strategic decisions. PT. Indah Logistik Cargo Padang's turnover data contains trend and seasonal elements that are forecasted using a time series model. This study was conducted to determine the best model for forecasting PT. Indah Logistik Cargo Padang's revenue in the coming period. The methods used in this study are the SARIMA method and Holt-Winter's Exponential Smoothing. The best model was obtained from the results of a comparative analysis of the two methods, as seen in the forecasting error rate determined by the mean absolute percentage error value. For forecasting the revenue of PT. Indah Logistik Cargo Padang, the best model used was SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1)¹² with a MAPE value of 3.9%.

Keywords: Exponential Smoothing Holt-Winter's, Forecasting, SARIMA, turnover



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Peramalan adalah bagian penting dari proses pengambilan keputusan manajemen karena membantu mereka mengurangi ketergantungan mereka pada hal-hal yang tidak pasti (Makridakis dkk., 1999). Dengan peramalan, perusahaan dapat memprediksi kondisi dan permintaan dimasa depan sehingga mampu mengambil keputusan yang tepat dan strategis. Peramalan membantu dalam merencanakan kapasitas produksi, mengelola persediaan, mengoptimalkan sumber daya, serta mengantisipasi perubahan pasar atau tren yang mungkin terjadi. Selain itu, peramalan yang akurat memungkinkan manajemen untuk mengurangi risiko dan ketidakpastian dalam operasional dan strategi bisnis, sehingga keputusan yang diambil lebih efektif dan efisien dalam meningkatkan kinerja organisasi secara keseluruhan (Mubarok, 2024).

Metode ini sangat penting digunakan dalam manajemen karena dapat mengidentifikasi pola-pola pada data seperti tren, musiman, dan siklus yang membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan yang lebih baik. Peramalan suatu data time series perlu memperhatikan tipe atau pola data. Pada penelitian ini, data yang diteliti adalah omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang periode 2020–2024. Berdasarkan hasil visualisasi data, terlihat bahwa data tersebut menunjukkan pola tren dan pola musiman, sehingga dibutuhkan metode yang mampu menangani kedua pola tersebut. Untuk data runtun waktu dengan pola musiman, metode peramalan *Exponential Smoothing Holt-Winter* dan SARIMA yang dapat digunakan (Apaka & Rotich, 2025).

SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah pengembangan dari metode ARIMA yang dirancang khusus untuk melakukan peramalan terhadap data yang memiliki pola musiman atau siklus berulang pada periode tertentu. Pola musiman menunjukkan adanya kecenderungan data untuk mengulangi pergerakan atau fluktuasi pada interval waktu yang tetap, seperti mingguan, bulanan, triwulanan, semesteran, maupun tahunan (Makridakis dkk., 1999). Sedangkan *Exponential Smoothing Holt-Winter's* adalah prosedur peramalan secara umum banyak diterapkan dalam analisis deret waktu karena mampu mempertimbangkan pola tren dan faktor musiman yang mendasari data, baik dalam bentuk aditif maupun multiplikatif (Thoplan, 2014). Metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winter's* kedua metode tersebut memiliki kesamaan, yaitu sama-sama menganalisis data univariat yang mengandung pola tren dan musiman. Pemilihan metode peramalan terbaik dilakukan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Baik metode SARIMA maupun *Exponential Smoothing Holt-Winter's* sama-sama menawarkan solusi peramalan yang handal bagi data yang memperlihatkan sifat musiman dan tren, namun penerapan dan efektivitas masing-masing metode sangat bergantung pada karakteristik data yang dianalisis (Ummah, 2019). Beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa kedua metode ini banyak digunakan untuk memodelkan data musiman. Penelitian oleh Rahmawati dan Sari (2021) menunjukkan bahwa SARIMA efektif dalam memodelkan data permintaan bulanan dengan pola musiman yang kuat. Selain itu, Lestari dan Nugroho (2023) membandingkan kinerja SARIMA dan Holt-Winter's dalam meramalkan data transportasi dan menunjukkan bahwa kedua metode tersebut dapat memberikan akurasi tinggi, meskipun performanya sangat dipengaruhi oleh tingkat fluktuasi musiman. Pada studi kasus omzet data PT Indah Logistik Cargo Padang, metode peramalan deret waktu digunakan untuk mengantisipasi fluktuasi omzet yang bersifat musiman. Data historis omzet perusahaan yang dikumpulkan selama beberapa tahun dianalisis untuk mengidentifikasi pola tren dan musiman yang berulang setiap periode tertentu. Dengan menerapkan metode *Exponential Smoothing Holt-Winter's* dan SARIMA, perusahaan mampu memperkirakan omzet dengan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga membantu dalam mengatur kapasitas pengiriman dan sumber daya secara lebih efisien. Hasil peramalan ini memudahkan manajemen PT Indah Logistik Cargo Padang dalam mengambil keputusan strategis seperti penyesuaian strategi pemasaran dan pengelolaan operasional agar mampu menghadapi perubahan musiman dalam bisnis logistik.

II. METODE PENELITIAN

A. Data dan Sumber Data

Data dalam penelitian ini adalah sekunder yang berasal dari PT. Indah logistik Cargo. Data yang digunakan berfokus pada informasi mengenai data bulanan omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang dalam rentang waktu Januari 2020 hingga Desember 2024.

B. Langkah-Langkah Analisis Data

1. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran umum bagaimana data aktual/asli, serta kita dapat mengetahui pola data tersebut. Statistika deskriptif dapat dibuat berupa line chart, diagram, peta dan sejenisnya.

2. Peramalan

Kegiatan dalam meramalkan suatu kejadian di masa mendatang berdasarkan data dimasa lalu untuk mempersiapkan tindakan yang akan diambil kedepannya disebut Peramalan (Montolalu, 2024).

a. SARIMA

Metode ini digunakan untuk menganalisis data *time series* dengan pola musiman. Data dengan pola musiman adalah data deret waktu yang menunjukan pola berulang setelah beberapa periode waktu tertentu, seperti data tahunan, bulanan, triwulan, fdan sebagainya (Prianda & Widodo, 2021). Berikut adalah persamaan dari metode SARIMA:

1. Uji Stationeritas Data

Menurut Muzakki dkk.(2022), selain menggunakan plot ACF, pengujian stasioneritas terhadap varians dapat dilakukan dengan menggunakan Box-Cox Transformation sedangkan stasioneritas terhadap mean juga dapat dilakukan dengan Augmented Dickey-Fuller (ADF) test.

Persamaan umum dari Box-Cox Transformation:

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \quad (1)$$

Untuk menguji apakah data itu stationer terhadap mean, maka kita gunakan uji ADF test dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Data memiliki uni root

H_1 : Data tidak memiliki uni root

Statistik uji berdasarkan persamaan (2)

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

2. Identifikasi Model

Notasi umum dari SARIMA terdiri dari model komponen nonmusiman dengan model p, d, q dan komponen musiman dengan model P, D, Q serta S merupakan jumlah dari periode musiman, sehingga notasi SARIMA yang terbentuk yaitu berdasarkan persamaan (3) (Marisa et al., 2025).

$$(p, d, q)(P, D, Q)^S \tag{3}$$

Berdasarkan notasi diatas, p merupakan orde AR non-musiman, q merupakan orde MA non-musiman, dan d merupakan differencing non-musiman. Selanjutnya, P menunjukkan orde AR musiman, Q menunjukkan orde MA musiman, D merupakan differencing musiman, sedangkan S adalah periode musiman.

3. Pemeriksaan Diagnostik

a. Uji signifikansi parameter

Untuk menguji signifikansi parameter digunakan untuk menguji apakah suatu parameter layak masuk dalam model atau tidak. Dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \hat{\theta} = 0 \text{ (parameter pada model signifikan)}$$

$$H_1: \hat{\theta} \neq 0 \text{ (parameter pada model tidak signifikan)}$$

Statistik uji berdasarkan persamaan (4).

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE\hat{\theta}} \tag{4}$$

Keterangan:

$\hat{\theta}$: Estimasi parameter model

$SE\hat{\theta}$: Standar error dari estimasi parameter model

Daerah penolakan uji signifikansi parameter ini yaitu Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2}$. Atau dengan menggunakan nilai-p (*p - value*) yakni tolak H_0 jika nilai $p < \alpha$.

b. Uji Asumsi Residual

1. Uji White Noise

Uji asumsi white noise ini menggunakan statistic uji Ljung-Box dengan merumuskan hipotesis.

H_0 : residual memenuhi syarat white noise

H_1 : residual tidak memenuhi syarat white noise

Statistik uji yang digunakan berdasarkan persamaan (5).

$$Q = m(m + 2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}_j^2}{(m - j)} \tag{5}$$

Keterangan:

Q merupakan statistik uji white noise, m adalah jumlah observasi dalam deret waktu, dan j menyatakan indeks lag yang digunakan untuk menguji autokorelasi residual. Selanjutnya, k adalah jumlah lag yang digunakan dalam pengujian, sedangkan $\hat{\rho}_j$ merupakan estimasi autokorelasi residual pada lag ke- j .

Daerah penolakan hipotesis nol (H_0) ditentukan dengan menolak H_0 jika nilai $Q > X^2(\alpha; k - n)$ dengan $X^2(\alpha; k - n)$ dapat diperoleh dari tabel chi square atau $P - value < \alpha$. Pengambilan keputusan uji asumsi white noise apabila nilai $P - value > 0,05$

2. Uji Normalitas

Kolmogorov-Smirnov biasanya digunakan karena lebih sederhana dan tidak menimbulkan perbedaan persepsi. Berikut hipotesisnya:

H_0 : Berdistribusi normal

H_1 : Tidak berdistribusi normal

Statistik Uji yang digunakan berdasarkan persamaan (6).

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \tag{6}$$

Keterangan:

D : Statistik uji *Kolmogorov-smirnov*

$F_n(x)$: Fungsi distribusi kumulatif empiris dari data residual

$F_0(x)$: Fungsi distribusi kumulatif teoritis dari distribusi normal (dengan rata-rata dan varians yang dihitung dari data)

Pengambilan keputusan uji normalitas residual ini apabila $P - value \geq \alpha$ maka terima H_0 , sedangkan $P - value < \alpha$ tolak H_0 dengan $\alpha = 0,05$.

b. *Exponential Smoothing Holt-Winter's*

Menurut Makridakis dkk. (1999) metode *exponential smoothing holt-winter's* menggunakan tiga parameter pemulusan yang berbeda, yaitu α (alpha), β (beta), dan γ (gamma), yang masing-masing berfungsi untuk memperhalus komponen level, tren, dan musiman. Nilai dari ketiga parameter tersebut berada dalam rentang antara 0 hingga 1. Metode penghalusan *exponential smoothing holt-winters* terdiri atas dua jenis model yang dapat digunakan dalam melakukan proses peramalan, yaitu:

1. *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive*

Metode additive cocok untuk data dengan variasi musiman yang konstan. Persamaan berikut digunakan untuk model aditif:

$$s_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(s_{t-1} + b_{t-1}) \quad (7)$$

$$b_t = \beta(s_t - s_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (8)$$

$$I_t = \gamma(X_t - s_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (9)$$

$$F_{t+m} = s_t + b_t m + I_{t-L+m} \quad (10)$$

Nilai awal model aditif:

$$S_L = \frac{1}{L}(X_1 + X_2 + \dots + X_L) \quad (11)$$

$$b_L = \frac{1}{L} \left(\frac{X_{L-1} - X_1}{L} + \frac{X_{L-2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L-L} - X_L}{L} \right) \quad (12)$$

$$I_k = (X_k - S_L) \quad (13)$$

2. *Exponential Smoothing Holt-Winter's Multiplicative*

Metode multiplicative cocok untuk data dengan variasi musiman yang berfluktuasi. Persamaan yang digunakan untuk model multiplikatif adalah:

$$s_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(s_{t-1} + b_{t-1}) \quad (14)$$

$$b_t = \beta(s_t - s_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (15)$$

$$I_t = \gamma \left(\frac{X_t}{s_t} \right) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (16)$$

$$F_{t+m} = (s_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (17)$$

Nilai awal dari model multiplikatif :

$$S_L = \frac{1}{L}(X_1 + X_2 + \dots + X_L) \quad (18)$$

$$b_L = \frac{1}{L} \left(\frac{X_{L-1} - X_1}{L} + \frac{X_{L-2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L-L} - X_L}{L} \right) \quad (19)$$

$$I_k = \frac{X_k}{S_L} \quad (20)$$

Berdasarkan notasi diatas, I_t merupakan komponen musiman pada periode t , S_t adalah nilai pemulusan eksponensial waktu t , X_t merupakan data observasi ke- t , α adalah konstanta pemulusan data asli ($0 < \alpha < 1$),

β merupakan konstanta pemulusan untuk pola tren ($0 < \beta < 1$), γ adalah konstanta pemulusan untuk pola musiman ($0 < \gamma < 1$), L menunjukkan periode atau panjang musiman, b_t merupakan komponen faktor tren periode t , m adalah jumlah periode yang akan diramalkan, dan F_{t+m} merupakan peramalan untuk m periode berikutnya.

c. Pemilihan Model Terbaik Menggunakan MAPE

Rata-rata diferensiasi absolut antara nilai aktual dan peramalan disebut MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Nilai aktual ditampilkan sebagai presentase nilai aktual. Mape dapat ditemukan dengan menggunakan rumus:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| 100\% \right) \tag{21}$$

dengan:

Z_t : nilai pengamatan pada periode t

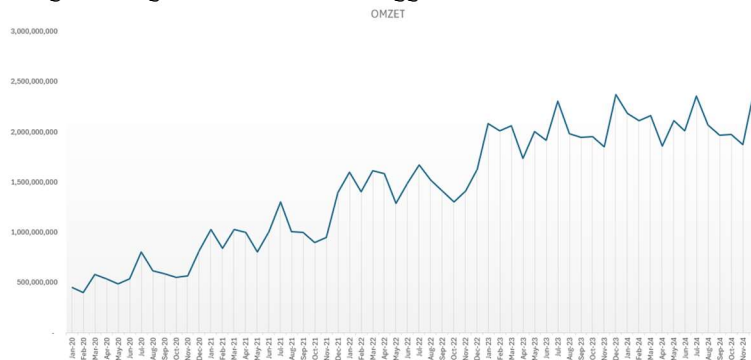
\hat{Z}_t : nilai dugaan/taksiran waktu ke- t

n : jumlah data

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Identifikasi Data

Berdasarkan plot data omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang yang dianalisis dari awal 2020 sampai akhir 2024 terlihat bahwa data berfluktuasi setiap bulannya. Pada grafik yang ditunjukkan pada Gambar 1, dapat dilihat perolehan omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang dari Januari 2020 hingga Desember 2024.



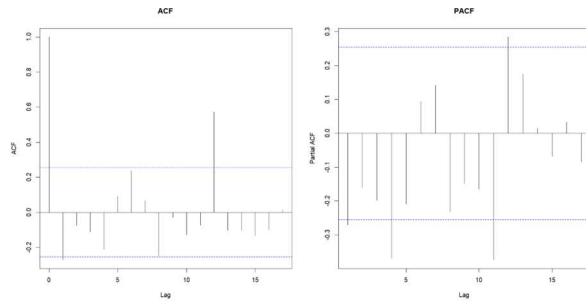
Gambar 1. Omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang Periode 2020-2024

Gambar 1 menunjukkan bahwa data mengandung pola tren dan pola musiman, seperti yang diamati dari beberapa pola berulang dibulan yang sama di setiap tahunnya, dimana pada setiap bulan desember selalu memperoleh omzet yang tinggi. Oleh karena itu diperlukannya metode yang dapat menangkap kedua pola diatas, diantaranya yaitu metode SARIMA dan *Exponential Smoothig Holt-Winter's*.

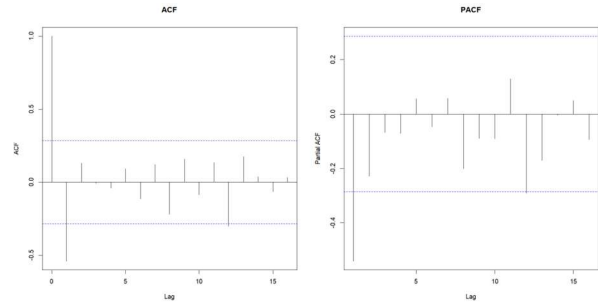
B. Metode SARIMA

Selanjutnya adalah melakukan pengujian data untuk menentukan apakah data stationer terhadap varians dan stationer terhadap rata-rata (*mean*). Berdasarkan nilai lambda pada transformasi Box-Cox dan nilai *ADF test* memperoleh hasil nilai λ (lambda) sebesar 0.799, hal ini menunjukkan bahwa data mengalami varians yang tidak stabil, sehingga disarankan untuk dilakukan transformasi Box-Cox guna menstabilkan varians sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut. Setelah dilakukan transformasi menggunakan transformasi Box-Cox, diperoleh hasil nilai λ (lambda) sebesar 0.989, nilai ini mendekati 1 yang menunjukkan bahwa varians data setelah transformasi menjadi lebih stabil dan cenderung mendekati kondisi normal.

Selanjutnya, nilai p-value pada *ADF Test* menunjukkan nilai sebesar 0.115. karena p-value lebih besar dari 0.05, dapat disimpulkan bahwa data belum stationer terhadap rata-rata (*mean*) dan perlu dilakukannya proses *differencing* agar dapat memenuhi asumsi stationeritas dalam analisis. Setelah dilakuakn *differencing*, nilai p-value yang diperoleh sebesar 0.01. karena nilai p-value lebih kecil dari 0.05 maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stationer terhadap rata-rata. Karena data sudah stationer terhadap varians dan rata-rata maka analisis dapat dilanjutkan.



Gambar 2. Plot ACF dan Plot PACF Non-Musiman



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Musiman

Pada gambar 2 dapat disimpulkan bahwa pada grafik PACF didapatkan nilai $p = 1$, sedangkan pada grafik ACF didapatkan nilai $q = 1$. Dan dilakukan *differencing* pada data non musiman sebanyak 1 kali, maka nilai $d = 1$. Berikutnya, karena datanya musiman maka dilakukan *differencing*. *Differencing* dilakukan pada lag 12 karena periode data yang digunakan adalah tahunan. Berdasarkan ACF dan PACF musiman pada Gambar 3, masing-masing 1 lag musiman berada diluar garis selang kepercayaan di lag 12. Sehingga, dapat ditarik kesimpulan bahwa nilai P dan Q adalah 1. *Differencing* musiman dilaksanakan 1 kali, sehingga nilai D adalah 1. Dari hasil ACF dan PACF non-musiman / musiman data PT. Indah Logistik Cargo Padang Periode 2020-2024 didapat dugaan model sementara $(p, d, q)(P, D, Q)^s = (1, 1, 1)(1, 1, 1)^{12}$. Dari model sementara yang diperoleh, terdapat beberapa model dugaan. Model dugaan ini akan diuji signifikansi terhadap parameter, dimana jika $p\text{-value} < 0,05$ maka model dapat dikatakan signifikan.

Dari 20 model SARIMA yang diuji diperoleh 9 model yang signifikan masing-masing memiliki $p\text{-value} < 0,05$ sehingga model ini signifikan.

Tabel 4. Hasil Uji Signifikansi Model

Model	Parameter	z-value	p-value	keterangan
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,0) ¹²	MA 1	7.3547	1.91e-13	Signifikan
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,1) ¹²	MA 1	5.4185	6.01e-08	Signifikan
	SMA 1	2.6781	0.0074	Signifikan
SARIMA (0, 0, 1)(1,1,0) ¹²	MA 1	4.2069	2.59e-05	Signifikan
	SAR 1	4.8996	9.60e-07	Signifikan
SARIMA (1, 0, 0)(0,1,0) ¹²	AR 1	18.693	< 2.2e-16	Signifikan
	SAR 1	35.6070	< 2e-16	Signifikan
SARIMA (1, 0, 0)(0,1,1) ¹²	AR 1	35.6070	< 2e-16	Signifikan
	SMA 1	-2.2486	0.0245	Signifikan
SARIMA (1, 0, 0)(1,1,0) ¹²	AR 1	26.747	< 2e-16	Signifikan
	SAR 1	-2.146	0.0319	Signifikan
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,0) ¹²	AR 1	70.0495	< 2.2e-16	Signifikan
	MA 1	-5.0521	4.37e-07	Signifikan
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1) ¹²	AR 1	223.911	< 2.2e-16	Signifikan
	MA 1	-4.9899	6.04e-07	Signifikan
	SMA 1	-2.3387	0.0194	Signifikan
SARIMA (1, 0, 1)(1,1,0) ¹²	AR 1	120.296	< 2.2e-16	Signifikan
	MA 1	-4.8994	9.61e-07	Signifikan
	SAR 1	-2.1312	0.0331	Signifikan

kemudian dilanjutkan dengan uji asumsi residual, yang terdiri dari pengujian *white noise* dan pengujian distribusi normal. Pengujian *white noise* dilakukan dengan memanfaatkan statistik uji *Ljung-Box*, dengan hasil berikut:

Tabel 5. Hasil Uji White Noise

Model	Statistik X ²	df	p-value	Keterangan
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,0) ¹²	0.35972	1	0.5487	White noise
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,1) ¹²	0.0047791	1	0.9449	White noise
SARIMA (0, 0, 1)(1,1,0) ¹²	0.55069	1	0.4580	White noise

SARIMA (1, 0, 0)(0,1,0) ¹²	17.16000	1	3.436e-05	Bukan white noise
SARIMA (1, 0, 0)(0,1,1) ¹²	18.61600	1	1.599e-05	Bukan white noise
SARIMA (1, 0, 0)(1,1,0) ¹²	17.94800	1	2.271e-05	Bukan white noise
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,0) ¹²	1.27140	1	0.2595	White noise
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1) ¹²	1.59860	1	0.2061	White noise
SARIMA (1, 0, 1)(1,1,0) ¹²	1.33870	1	0.2473	White noise

Tabel 4 menyatakan bahwa terdapat 6 model yang menunjukkan karakteristik bersifat white noise. Selanjutnya dari model yang memenuhi asumsi white noise maka diuji normalitasnya menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

Tabel 6. Hasil Uji Normalitas

Model	Statistik W	p-value	Keterangan
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,0) ¹²	0.96009	0.08118	Normal
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,1) ¹²	0.97954	0.2018	Normal
SARIMA (0, 0, 1)(1,1,0) ¹²	0.97536	0.2663	Normal
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,0) ¹²	0.91026	0.02618	Tidak normal
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1) ¹²	0.94216	0.2115	Normal
SARIMA (1, 0, 1)(1,1,0) ¹²	0.92830	0.1698	Normal

Tabel 5 menunjukkan bahwa terdapat 5 model yang memperoleh nilai *p-value* > 0,05, dengan berarti residual kedua model tersebut memenuhi asumsi normalitas. Setelah didapatkannya model terbaik dari langkah diagnostik residual, selanjutnya dilakukan validasi model tersebut. Validasi digunakan untuk melihat seberapa akurat peramalan yang didapatkan.

Tabel 7. Hasil Uji Validitas

Model	MAPE
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,0) ¹²	11.10%
SARIMA (0, 0, 1)(0,1,1) ¹²	10.25%
SARIMA (0, 0, 1)(1,1,0) ¹²	9.25%
SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1) ¹²	3.89%
SARIMA (1, 0, 1)(1,1,0) ¹²	3.98%

Tabel 6 menunjukkan hasil uji validitas pada kedua model, model yang memiliki MAPE paling rendah yaitu SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1)¹² atau model $(1 - 223.991B)(1 - B^{12})y_t = (1 - 4.8989B)(1 - 2.3387B^{12})\alpha_t$. MAPE yang diperoleh sebesar 3.89% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan model peramalan terhadap data aktual kecil, yang berarti kemampuan peramalan sangat baik.

C. Metode *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive*

Kontruksi model peramalan dengan metode *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive* karena adanya pola tren dan musiman yang terdapat pada Gambar 1 relatif konstan, sehingga metode *additive* lebih cocok digunakan dibandingkan metode *multiplicative*. Metode *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive* dengan 3 buah parameter, yaitu α (level), β (tren) dan γ (musiman). Pemilihan model diperoleh dengan proses *try and error* skala nilai 0.01 sampai 0,9 dan dilakukan penggabungan untuk memperoleh error terkecil.

Tabel 8. Model Parameter Testing *Additive*

No	α	β	γ	MAPE
1	0.6	0.1	0.3	9.3%
2	0.6	0.2	0.1	9.8%
3	0.6	0.1	0.1	9.5%
4	0.6	0.1	0.2	9.4%
5	0.6	0.1	0.4	9.2%
6	0.6	0.1	0.5	9.2%
7	0.5	0.1	0.9	9.6%
8	0.7	0.1	0.7	9.3%
9	0.6	0.01	0.9	8.9%
10	0.3	0.01	0.9	9.2%

Berdasarkan Tabel 7 diatas, model terbaik ditemukan dengan melihat nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil. model terbaik dengan $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.01$ dan $\gamma = 0.9$ yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 8.9%.

D. Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan hasil perbandingan nilai MAPE dari dua metode peramalan, diketahui bahwa metode SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1)¹² memperoleh MAPE sebesar 3,9%, sedangkan *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive* memiliki nilai MAPE sebesar 8,9%. Sehingga model SARIMA memperoleh hasil peramalan yang lebih akurat karena memperoleh nilai MAPE lebih kecil.

E. Peramalan

Metode SARIMA adalah yang terbaik untuk peramalan. Oleh karena itu, untuk 12 bulan ke depan, perolehan omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang akan diprediksi dengan metode SARIMA, yaitu model SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1)¹²

Tabel 9. Hasil Peramalan SARIMA (1, 0, 1)(0,1,1)¹²

Tahun	Bulan	Hasil Peramalan
2025	Januari	2,455,634,075
	Februari	2,349,774,013
	Maret	2,445,353,585
	April	2,193,771,827
	Mei	2,329,704,937
	Juni	2,303,285,020
	Juli	2,651,126,311
	Agustus	2,358,105,268
	September	2,277,620,926
	Oktober	2,253,512,893
	November	2,194,744,854
	Desember	2,693,411,510

IV. KESIMPULAN

Perbandingan kinerja antara metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winter's Aditif* guna meramalkan Omzet PT. Indah Logistik Cargo Padang didapatkan bahwa metode SARIMA memperoleh MAPE sebesar 3.89% dan *Exponential Smoothing Holt-Winter's Additive* sebesar 8.9%. metode peramalan terbaik diperoleh berdasarkan nilai MAPE yang paling kecil, yaitu metode SARIMA. Kemudian di peroleh model terbaik, selanjutnya dilakukan peramalan menggunakan SARIMA selama 12 bulan berikutnya, dilihat bahwa berdasarkan hasil peramalan banyak perolehan omzet yang mencapai angka tertinggi yaitu pada bulan Desember 2025.

DAFTAR PUSTAKA

Apaka, R., & Rotich, K. (2025). A Comparison of SARIMA and Holt-winters Models in Forecasting Motor Insurance Claims: A Case Study of Kenya. *Asian Journal of Pure and Applied Mathematics*, 7(1), 357–367. <https://doi.org/10.56557/ajpam/2025/v7i1208>

Hamdani, R., & Yusuf, A. (2024). *Time Series Forecasting in Logistics Using SARIMA and Holt-Winter's Models*. *Journal of Logistics and Operations Research*, 6(1), 33–48.

Lestari, M., & Nugroho, B. (2023). *Comparative Study of SARIMA and Holt-Winter's Methods for Transportation Volume Forecasting*. *Journal of Forecasting and Data Modeling*, 11(3), 207–219.

Makridakis, dkk.(1999). (*Wiley series in management*) Makridakis, Spyros G._ Wheelwright, Steven C._ McGee, Victor E - *Forecasting_ Methods and Applications _ 2nd Edition-Wiley (1983) (2) (2)*.

Marisa, La Pimpi, & Alfian. (2025). Analisis Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima) Dan Penerapannya Untuk Meramalkan Penjualan Motor Yamaha Di Indonesia. *Jurnal Matematika Komputasi*

- Dan Statistika*, 5(1), 848–856. <https://doi.org/10.33772/jmks.v5i1.117>
- Montolalu, C. V. G. (2024). *Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan dengan Metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain dan Metode Fuzzy Time Series Saxena Easo (Studi kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)*. Universitas Hasanuddin Makassar.
- Mubarak, A. S. (2024). Analisis Peramalan dalam Manajemen Operasi. *EBISMAN EBisnis Manajemen*, 3(1), 01–07. <https://doi.org/10.59603/ebisman.v3i1.630>
- Muzakki, A. F., Aditama, D., & Gita Anugrah, I. (2022). Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Untuk Memprediksi Penggunaan Barang Medis Pada Logistik Medis Rumah Sakit Muhammadiyah Gresik. *Indexia*, 4(1), 1. <https://doi.org/10.30587/indexia.v4i1.3595>
- Putra, R., Widodo, A., & Fadhillah, N. (2022). *Application of Holt-Winter's Exponential Smoothing for Retail Sales Forecasting*. *International Journal of Data Science and Business Analytics*, 8(1), 45–54.
- Rahmawati, F., & Sari, D. (2021). *Forecasting Monthly Demand Using SARIMA Model: A Seasonal Time Series Analysis*. *Journal of Applied Statistics*, 15(2), 112–123.
- Thoplan, R. (2014). Simple v/s Sophisticated Methods of Forecasting for Mauritius Monthly Tourist Arrival Data. *International Journal of Statistics and Applications*, 4(5), 217–223. <https://doi.org/10.5923/j.statistics.20140405.01>
- Ummah, M. S. (2019). Perbandingan Metode SARIMA dan Exponential Smoothing Holt-Winters Dalam Meramalkan Curah Hujan Di Kota Makassar. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 1). Universitas Islam Negeri Alauddin (UIN) Makassar.