

Perbandingan Metode Holt-Winter dan SARIMA dalam Peramalan Jumlah Peserta Pelatihan PPSDM Migas

Comparison of the Holt-Winter and SARIMA Methods in Forecasting the Number of Participants in the PPSDM Oil and Gas Training

Dona Setya Nuraini, Muhammad Rayhan Tiardhi
Ekonomi Pembangunan, Ilmu Aktuaria
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta,
Universitas Padjadjaran

Info Artikel

Diterima : 11 April 2026
Direvisi : 17 Mei 2026
Disetujui : 5 Juni 2026

Kata kunci:

Holt-Winter
Jumah peserta
Peramalan
PPSDM Migas
SARIMA

Keywords:

Forecasting
Holt-Winter
Number of Participants
PPSDM Migas
SARIMA

Corresponding Author :

Abstrak

Perencanaan jumlah peserta pelatihan merupakan aspek penting dalam mendukung efektivitas penyelenggaraan program pelatihan di PPSDM Migas. Ketidakakuratan dalam memperkirakan jumlah peserta dapat berdampak pada perencanaan kapasitas pelatihan, alokasi sumber daya, dan pencapaian target kinerja. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode *Triple Exponential Smoothing* (Holt-Winter) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dalam meramalkan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas. Data yang digunakan merupakan data bulanan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama periode Januari 2020 hingga Desember 2024. Pemodelan dilakukan menggunakan metode Holt-Winter dan SARIMA, kemudian dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menentukan model dengan tingkat akurasi terbaik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode mampu memodelkan pola musiman pada data historis, namun metode Holt-Winter menghasilkan nilai MAPE sebesar 34,19%, lebih rendah dibandingkan metode SARIMA sebesar 41,58%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode Holt-Winter memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam meramalkan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas. Oleh karena itu, metode Holt-Winter direkomendasikan sebagai alternatif dalam mendukung perencanaan jumlah peserta pelatihan, penyusunan kapasitas pelatihan, pengalokasian sumber daya, dan pengambilan keputusan yang lebih efektif di PPSDM Migas.

Abstract

Planning the number of training participants is an important aspect in supporting the effectiveness of training program implementation at PPSDM Migas. Inaccuracy in estimating the number of participants can impact training capacity planning, resource allocation, and performance target achievement. This study aims to compare the performance of the *Triple Exponential Smoothing* (Holt-Winter) method and the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) in forecasting the number of training participants resulting from the collaboration at PPSDM Migas. The data used are monthly data on the number of training participants from the collaboration period January 2020

Muhammad Rayhan Tiardhi
muhammad23450@mail.unpad.ac.id
 085202205922

to December 2024. Modeling was conducted using the Holt-Winter and SARIMA methods, then evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) to determine the model with the best accuracy. The research results show that both methods are capable of modeling seasonal patterns in historical data, but the Holt-Winter method produced a MAPE value of 34.19%, lower than the SARIMA method at 41.58%. These results indicate that the Holt-Winter method has a better accuracy level in forecasting the number of training participants from the collaboration at PPSDM Migas. Therefore, the Holt-Winter method is recommended as an alternative to support planning the number of training participants, training capacity planning, resource allocation, and more effective decision-making at PPSDM Migas.

PENDAHULUAN

Ketidakpastian dalam perencanaan jumlah peserta merupakan permasalahan yang kerap dihadapi oleh institusi penyelenggara pelatihan, khususnya pada sektor yang dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal (Werner & Martin, 2023). Perubahan kebijakan, kondisi ekonomi, serta dinamika kebutuhan industri dapat menyebabkan variasi jumlah peserta yang signifikan antar periode (Hedar et al., 2025). Ketidaktepatan dalam memperkirakan jumlah peserta tidak hanya berdampak pada efisiensi penggunaan sumber daya, tetapi juga berpotensi menghambat pencapaian target kinerja institusi pelatihan secara keseluruhan (Zwikael & Gilchrist, 2021). Tantangan perencanaan jumlah peserta pelatihan menjadi semakin kompleks pada sektor migas yang memiliki karakteristik industri berisiko tinggi, padat modal, dan sangat dipengaruhi oleh dinamika kebijakan dan kondisi pasar global. Fluktuasi harga minyak dunia, *supply crude oil*, serta perubahan arah kebijakan pemerintah berdampak langsung pada intensitas industri migas, yang pada akhirnya turut memengaruhi kebutuhan pengembangan kompetensi sumber daya manusia di sektor ini (Okonkwo et al., 2024). Kondisi tersebut menyebabkan permintaan terhadap program pelatihan migas cenderung berfluktuasi dan sulit diprediksi secara intuitif.

PPSDM Migas merupakan Badan Layanan Umum (BLU) di bawah Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) yang berperan dalam pengembangan kompetensi sumber daya

manusia sektor minyak dan gas bumi melalui layanan pelatihan, sertifikasi, pengujian, serta kalibrasi laboratorium. Pelatihan yang diselenggarakan PPSDM Migas tidak hanya ditujukan untuk memenuhi kebutuhan internal sektor migas nasional, tetapi juga sebagai bagian dari dukungan terhadap peningkatan kapasitas sumber daya manusia melalui berbagai bentuk kerja sama dengan instansi pemerintah, badan usaha, maupun pemangku kepentingan lainnya. Program pelatihan berbasis kerja sama ini memerlukan perencanaan jumlah peserta yang akurat karena berkaitan langsung dengan alokasi anggaran serta target kinerja BLU.

Berbagai penelitian telah membandingkan metode Holt-Winter maupun *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) pada beragam kasus peramalan deret waktu (*time series*) yang memiliki pola tren dan musiman. Penelitian oleh Kusuma (2024) menunjukkan bahwa metode Holt-Winter menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan SARIMA dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 15,66% lebih rendah dibandingkan SARIMA dengan MAPE sebesar 16,79%. Sementara itu, penelitian dari Fadhilahrizka et al., (2026) yang membandingkan kedua metode peramalan variabel iklim bulanan di Kota Semarang menunjukkan bahwa Holt-Winter dan SARIMA memiliki peforma yang relatif sebanding pada variabel suhu dan kelembapan, tetapi memiliki volatilitas yang tinggi. Hasil kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa peforma metode

peramalan tidak hanya ditentukan oleh karakteristik model yang digunakan, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh pola data yang dianalisis, seperti tren, musiman, dan tingkat fluktuasinya.

Penerapan kedua metode tersebut telah banyak digunakan dalam peramalan pada sektor transportasi, harga komoditas, kondisi iklim, maupun permintaan produk, sedangkan penerapannya pada peramalan jumlah peserta pelatihan, khususnya pada institusi pengembangan sumber daya manusia sektor minyak dan gas bumi, masih relatif terbatas. Metode peramalan deret waktu (*time series*) memungkinkan pemodelan pola historis data, termasuk *trend* dan musiman, sehingga dapat digunakan untuk menghasilkan estimasi jumlah peserta pada periode mendatang (Nur et al., 2024). Selain itu, karakteristik data jumlah peserta pelatihan di PPSDM Migas memiliki pola yang dipengaruhi oleh jadwal penyelenggaraan pelatihan, kerja sama dengan berbagai instansi, serta dinamika kebutuhan industri migas, sehingga berpotensi menghasilkan pola tren dan musiman yang berbeda dibandingkan objek peramalan lainnya. Oleh karena itu, diperlukan kajian empiris untuk membandingkan kinerja metode Holt-Winter dan SARIMA pada karakteristik data tersebut guna memperoleh metode peramalan yang paling sesuai sebagai dasar dalam mendukung perencanaan peserta pelatihan di PPSDM Migas.

Dalam penelitian ini, metode *Triple Exponential Smoothing* atau Holt-Winter dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) digunakan untuk memodelkan dan meramalkan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas. Metode Holt-Winter merupakan pengembangan dari *exponential smoothing* yang mampu mengakomodasi komponen level, *trend*, dan musiman secara simultan, sehingga sesuai untuk data deret waktu dengan pola musiman yang relatif stabil (Septiana, 2024). Sementara metode SARIMA mengombinasikan komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving*

average baik pada bagian non musiman maupun musiman, sehingga memiliki fleksibilitas yang baik dalam menangkap ketergantungan antar waktu pada data yang bersifat fluktuatif (Box et al., 2015). Dengan pendekatan ini, penelitian akan memberikan gambaran empiris mengenai kinerja metode Holt-Winter dan SARIMA apabila diterapkan dalam perencanaan jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas.

METODE PENELITIAN

Penelitian diawali dengan pengumpulan data implementasi kerja sama tahun 2019-2025 yang berisi data historis bulanan jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan awal apabila terdapat *missing value* dan eksplorasi karakteristik data untuk mengidentifikasi pola *trend* dan musiman melalui analisis deskriptif dan visualisasi. Kemudian dilakukan peramalan dengan metode Holt-Winter atau *triple exponential smoothing* dan SARIMA. Kinerja kedua metode kemudian dibandingkan berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai ukuran tingkat akurasi peramalan. Hasil analisis yang telah dilakukan akan diinterpretasikan dan ditarik kesimpulan.

Holt-Winter

Metode Holt-Winter merupakan pengembangan dari metode *exponential smoothing* yang dirancang untuk menangani data deret waktu yang mempunyai komponen level, *trend*, dan musiman secara simultan (Nurhamidah et al., 2020). Metode ini pertama kali dikembangkan oleh Holt (1957) dan Winter (1960) sebagai penyempurnaan dari *single* dan *double exponential smoothing*, yang hanya mampu menangkap level dan tren tanpa mempertimbangkan pola musiman (Holt, 2004; Winter 1960). Holt-Winter memisahkan data deret waktu ke dalam tiga komponen utama, yaitu level, *trend*, dan musiman, yang masing-masing diperbarui menggunakan parameter pemulusan (*smoothing*). Metode ini memiliki dua bentuk utama, yaitu aditif dan multiplikatif yang

pemilihannya bergantung pada karakteristik variasi musiman dalam data.

Nilai awal dalam metode Holt-Winter multiplikatif digunakan sebagai tahap inisialisasi untuk komponen level, *trend*, dan musiman sebelum proses peramalan dilakukan. Nilai awal dapat ditentukan berdasarkan rata-rata pada satu siklus musiman pertama. Nilai awal komponen level dapat diperoleh dengan persamaan matematis sebagai berikut :

$$L_S = \frac{1}{S} (X_1 + X_2 + \dots + X_S) \quad (1)$$

Selanjutnya, komponen *trend* dihitung berdasarkan rata-rata perubahan antar periode yang bersesuaian pada dua siklus musiman berturut-turut, dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut :

$$b_S = \frac{1}{S} \left(\frac{X_{S+1} - X_1}{S} + \frac{X_{S+2} - X_2}{S} + \dots + \frac{X_{S+S} - X_S}{S} \right) \quad (2)$$

Nilai awal komponen musiman diperoleh dengan membandingkan setiap observasi pada periode pertama terhadap nilai rata-rata level awal, dengan persamaan sebagai berikut :

$$S_1 = \frac{X_1}{L_S}, S_2 = \frac{X_2}{L_S}, \dots, S_S = \frac{X_S}{L_S} \quad (3)$$

Tahap selanjutnya dilakukan pemulusan parameter, dengan persamaan sebagai berikut:

$$L_t = \alpha \left(\frac{X_t}{S_{t-S}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

$$b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (5)$$

$$S_t = \gamma \left(\frac{X_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-S} \quad (6)$$

Prediksi untuk m periode ke depan dengan metode Holt-Winter multiplikatif yaitu :

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-S+m} \quad (7)$$

Dimana :

L_t	: nilai komponen level periode ke- t
b_t	: nilai komponen <i>trend</i> periode ke- t
S_t	: nilai komponen musiman periode ke- t
α	: konstanta estimasi level ($0 \leq \alpha \leq 1$)
β	: konstanta estimasi level ($0 \leq \beta \leq 1$)
γ	: konstanta estimasi level ($0 \leq \gamma \leq 1$)
X_t	: nilai aktual pada periode ke- t

s	: periode musiman
m	: banyak periode yang akan diramalkan
F_{t+m}	: nilai hasil peramalan untuk periode yang diramalkan

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

SARIMA merupakan perluasan dari model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dikembangkan untuk mengakomodasi data deret waktu dengan pola musiman. Model ini diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins yang mempertimbangkan ketergantungan data terhadap nilai historis dan pola musiman yang berulang secara periodik (Box et al., 2015). Persamaan model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_S$ dinyatakan dengan rumus sebagai berikut :

$$\phi_p(B)\phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D X_t = \theta_q(B)\theta_q(B^S)e_t \quad (8)$$

Dimana :

X_t	: nilai variabel X pada periode ke- t
ϕ_p	: parameter AR non musiman
ϕ_P	: parameter AR musiman
θ_q	: parameter MA non musiman
θ_Q	: parameter MA musiman
S	: jumlah periode musiman
d	: jumlah ordo <i>differencing</i> non musiman
D	: jumlah ordo <i>differencing</i> musiman

Tahap identifikasi dilakukan untuk menentukan orde awal parameter model. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Apabila data tidak stasioner pada level, dilakukan *differencing* non musiman (d) dan/atau *differencing* musiman (D) dengan periode 12 (Falcão et al., 2024). Penentuan orde parameter p , q , P , dan Q dilakukan berdasarkan pola fungsi *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Tahap estimasi parameter dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dan pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) (Sutherland et al., 2023). Selanjutnya, tahap diagnostik dilakukan melalui uji Ljung-Box untuk memastikan bahwa residual model bersifat

white noise dan tidak mengandung autokorelasi yang signifikan (Pei et al., 2023). **Mean Absolute Percentage Error (MAPE)**

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu ukuran akurasi peramalan yang menghitung rata-rata persentase deviasi absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi (Arumugam & Natarajan, 2023). Ukuran ini dinyatakan dalam bentuk persentase sehingga memudahkan interpretasi tingkat kesalahan secara langsung dan komparatif (Kim & Kim, 2016). Semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh, maka semakin tinggi tingkat ketepatan model dalam melakukan peramalan. Nilai MAPE dirumuskan dengan persamaan matematis sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{f}_t}{x_t} \right| \times 100\% \quad (9)$$

Interpretasi MAPE dalam peramalan, disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Interpretasi Nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
< 10%	Peramalan sangat akurat
10 – 20%	Peramalan baik
20 – 50%	Peramalan layak
> 50%	Peramalan tidak akurat

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pemeriksaan awal terhadap data historis jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas, ditemukan adanya *missing value* pada bulan April tahun 2020. Keberadaan *missing value* tersebut akan mengganggu peramalan *time series*, sehingga dilakukan interpolasi linear karena dapat memperkirakan nilai yang hilang berdasarkan pola data di sekitarnya tanpa mengubah panjang deret waktu (Chhabra, 2023). Data penelitian ditampilkan pada Tabel 2.

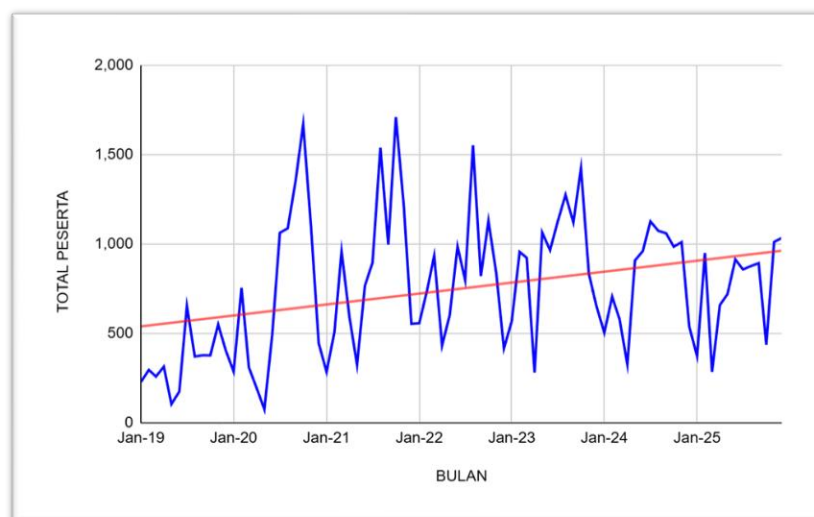
Tabel 2. Data Penelitian

Waktu Pelatihan	Total Peserta
Jan-19	229
Feb-19	296
Mar-19	259
...	...
Des-25	1.034

Sebelum melakukan peramalan, data yang diperoleh akan dibagi menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk meramalkan jumlah peserta pelatihan pada suatu periode tertentu, yang hasilnya akan dibandingkan dengan data *testing* untuk melihat keandalan dari metode peramalan (Rahardja, 2024). Dalam penelitian ini, data jumlah peserta pelatihan tahun 2019-2024 akan digunakan sebagai data *training* dan jumlah peserta pelatihan tahun 2025 akan digunakan sebagai data *testing*.

Identifikasi Pola Trend dan Musiman

Identifikasi awal terhadap data jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas menunjukkan adanya kecenderungan *trend* meningkat dalam jangka panjang. Pada periode awal observasi, nilai data cenderung rendah dan berfluktuasi, tetapi pada pertengahan 2020 terjadi peningkatan level data dan berlanjut ke tahun-tahun berikutnya. Data juga memperlihatkan pola musiman tahunan yang konsisten, dengan jumlah peserta yang meningkat pada pertengahan tahun, khususnya pada Juli hingga Oktober, serta menurun pada akhir dan awal tahun. Pola musiman ini menunjukkan varian yang semakin besar seiring meningkatnya level data, sehingga mengindikasikan karakteristik musiman bersifat multiplikatif (Boyko, 2023). Visualisasi dan *trend* jumlah peserta pelatihan ditampilkan pada Gambar 1



Gambar 1. Visualisasi Data dan *Trend* Jumlah Peserta Pelatihan 2019-2025

Peramalan dengan Holt-Winter

Sebelum melakukan perhitungan pada model multiplikatif, dilakukan perhitungan nilai awal pemulusan terlebih dahulu dengan persamaan (1), (2), (3) sebagai berikut :

Nilai awal komponen level :

$$L_{12} = \frac{1}{12} (229 + 296 + \dots + 405)$$

$$L_{12} = 342,67$$

Nilai awal komponen *trend* :

$$b_{12} = \frac{1}{12} \left(\frac{287 - 229}{12} + \frac{755 - 296}{12} + \dots + \frac{445 - 405}{12} \right)$$

$$b_{12} = 32,75$$

Nilai awal komponen musiman :

$$S_1 = \frac{229}{342,67} = 0.66828$$

$$S_2 = \frac{296}{342,67} = 0.86381$$

$$S_{12} = \frac{405}{342,67} = 1.18190$$

Penentuan nilai parameter dilakukan melalui pendekatan *trial and error* dengan menguji berbagai kombinasi nilai parameter α, β, γ dalam rentang 0 hingga 1. Setiap kombinasi dievaluasi berdasarkan nilai MAPE terkecil dipilih sebagai parameter optimal dalam model Holt-Winter. Berdasarkan proses tersebut, diperoleh nilai parameter $\alpha = 0,3, \beta = 0,9, \gamma = 0,1$ yang selanjutnya digunakan dalam perhitungan peramalan. Pada tahap awal, data tahun pertama tidak digunakan untuk proses pemulusan, melainkan difungsikan sebagai periode inisialisasi untuk menentukan nilai awal komponen level, trend, dan musiman. Hasil perhitungan *smoothing* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Perhitungan Komponen Pemulusan Metode Holt-Winter

Waktu Pelatihan	Nilai Aktual	Pemulusan Level (L_S)	Pemulusan Musiman (S_S)	Pemulusan Trend (b_t)
Jan-19	229		0.6682879377	
Feb-19	296		0.8638132296	
Mar-19	259		0.7558365759	
Apr-19	314		0.9163424125	
May-19	105		0.3064202335	
Jun-19	175		0.5107003891	
Jul-19	653		1.905642023	
Aug-19	371		1.082684825	
Sep-19	378		1.10311284	
Oct-19	377		1.100194553	
Nov-19	550		1.605058366	
Dec-19	405		1.181906615	32.75
Jan-20	287	287	0.9668287938	142
Feb-20	755	639.2257642	1.149386036	163.0225764
Mar-20	310	669.2360006	0.4924769505	149.7213424
Apr-20	193	649.8740011	0.3589168217	132.8130082
May-20	76	572.7624352	0.1500632629	111.8205508
Jun-20	494	962.857614	0.5128205548	139.6480136
...	...	...	...	...
Dec-24	539	1,793.303640	0.3021497464	-13.21726058

Tabel 4 menunjukkan hasil peramalan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama selama 12 bulan menggunakan metode Holt-Winter. Secara umum, hasil peramalan mampu mengikuti pola musiman yang terbentuk pada data historis, ditunjukkan dengan kecenderungan peningkatan jumlah peserta pada pertengahan tahun dan penurunan pada awal maupun akhir tahun. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa metode Holt-Winter mampu mengakomodasi komponen level, tren, dan musiman secara simultan sehingga pola data historis yang relatif konsisten masih dapat dipertahankan pada hasil peramalan. Pada penelitian ini, variasi jumlah peserta pelatihan diduga tidak hanya dipengaruhi oleh pola musiman, tetapi juga oleh faktor operasional seperti perubahan jadwal pelatihan, kerja sama dengan berbagai instansi, serta dinamika kebutuhan pelatihan di sektor migas. Kondisi tersebut menyebabkan pada beberapa periode hasil peramalan belum sepenuhnya mampu mengikuti perubahan nilai aktual.

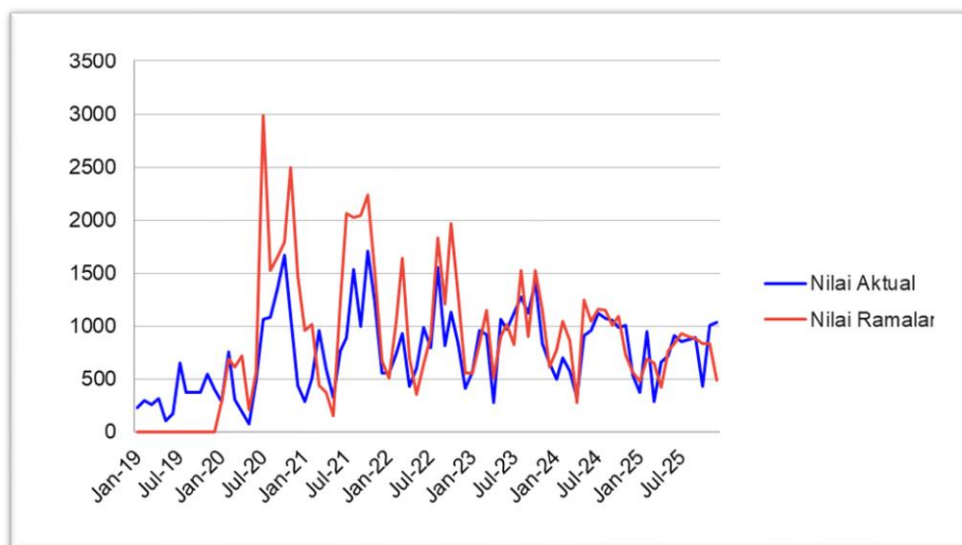
Hasil peramalan ini menunjukkan bahwa metode Holt-Winter dapat dimanfaatkan sebagai alat pendukung dalam penyusunan rencana penyelenggaraan

pelatihan di PPSDM Migas. Informasi mengenai kecenderungan peningkatan maupun jumlah peserta pada periode tertentu dapat menjadi dasar dalam perencanaan kapasitas kelas, penyiapan instruktur, alokasi anggaran, serta penyediaan sarana pelatihan. Meskipun demikian, hasil peramalan tetap perlu dipadukan dengan informasi aktual terkait kebijakan pemerintah, kebutuhan industri, dan rencana kerja sama yang dapat berubah sewaktu-waktu sehingga proses pengambilan keputusan menjadi lebih adaptif.

Tabel 4. Hasil Peramalan Jumlah Peserta Pelatihan Menggunakan Metode Holt-Winter

Waktu Pelatihan	Nilai Aktual	Nilai Ramalan
Jan-25	373	485
Feb-25	950	688
Mar-25	285	652
Apr-25	659	427
May-25	720	768
Jun-25	914	833
Jul-25	858	936
Aug-25	877	902
Sep-25	893	888
Oct-25	437	835
Nov-25	1.012	834
Dec-25	1.034	494

Gambar 2 dan 3 menunjukkan perbandingan nilai aktual dan hasil peramalan jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas dengan metode Holt-Winter pada periode pengujian.



Gambar 2. Grafik Hasil Peramalan Menggunakan Metode Holt-Winter



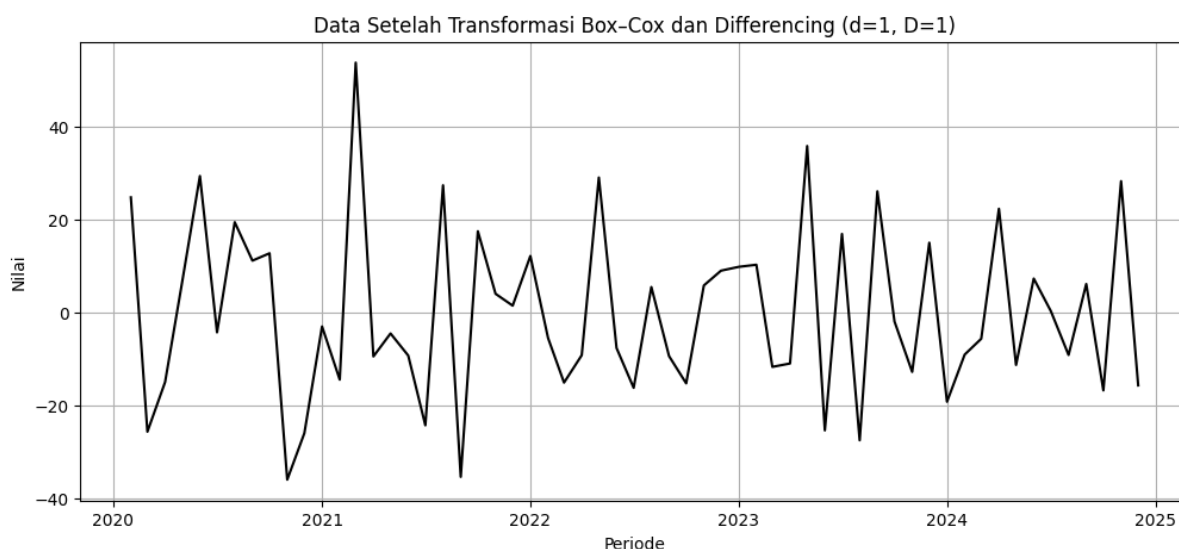
Gambar 3. Perbandingan Nilai Aktual dan Hasil Peramalan Menggunakan Metode Holt-Winter

Peramalan dengan SARIMA

Karakteristik data menunjukkan ketidakstabilan varian sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox untuk menstabilkan varian yang menghasilkan nilai parameter $\lambda = 0,56$ (Atkinson et al., 2021). Uji stasioneritas dilakukan menggunakan ADF Test terhadap data hasil transformasi, diperoleh nilai $p - value = 0.07$ yang

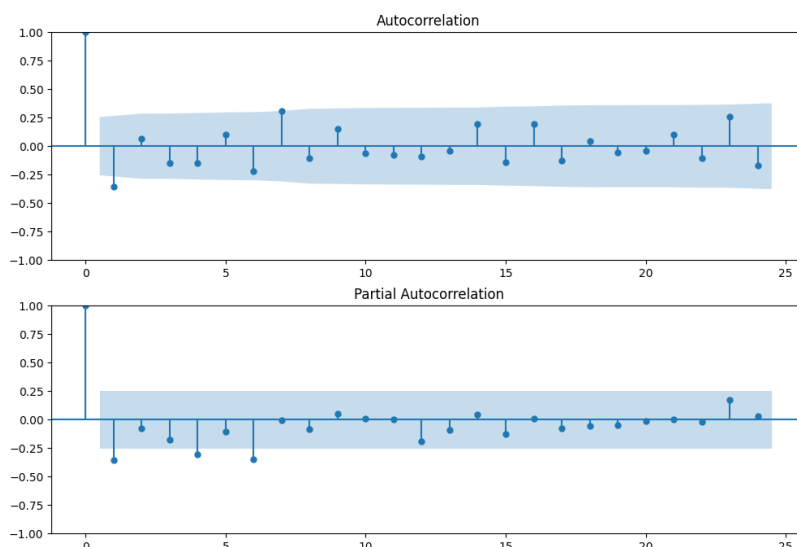
menunjukkan data belum sepenuhnya stasioner. Sehingga, perlu dilakukan *differencing* non musiman ($d = 1$) untuk menghilangkan *trend* dan *differencing* musiman ($D = 1$) dengan periode 12 bulan untuk menghilangkan pola musiman. Transformasi dan *differencing* dilakukan agar data memenuhi asumsi stasioneritas yang diperlukan dalam pembentukan model

SARIMA, sehingga parameter model yang setelah transformasi dan *differencing* diestimasi dapat menggambarkan divisualisasikan pada Gambar 4. karakteristik data secara lebih akurat. Data



Gambar 4. Plot Data Setelah Transformasi Box-Cox dan *Differencing* Musiman

Identifikasi model dilakukan dengan menganalisis plot ACF dan PACF yang ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Data Hasil Transformasi dan *Differencing*

Pola non musiman nilai ACF menunjukkan signifikansi pada *lag* 1 dan mengalami *cut-off* pada *lag* 2. Hal ini mengindikasikan komponen *Moving Average* (MA) orde 1. Plot PACF non musiman tidak menunjukkan pola *cut-off* yang jelas pada *lag* awal, melainkan cenderung menurun secara bertahap atau *tailing-off*. Pola ini mengindikasikan bahwa komponen

Autoregressive (AR) non musiman tidak dominan dalam model, sehingga AR non musiman (*p*) dipertimbangkan bernilai rendah atau nol. Plot PACF musiman menunjukkan adanya *spike* yang signifikan pada *lag* 12 yang mengindikasikan kemungkinan keberadaan komponen AR musiman orde satu. Sementara plot ACF tidak menunjukkan nilai yang signifikan, keberadaan fluktuasi musiman

yang konsisten pada data bulanan mengindikasikan perlunya memper-timbangkan komponen musiman dalam model. Dari hal tersebut, maka kemungkinan model peramalan disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Kandidat Model SARIMA Berdasarkan Nilai AIC dan Uji Ljung-Box

Model SARIMA	Nilai AIC	Ljung-Box
$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	361,82505	0,6006
$(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	387,11266	0,5367
$(1,1,1)(1,1,0)_{12}$	381,25692	0,5672

Berdasarkan hasil estimasi terhadap beberapa kandidat model SARIMA, pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) sebagai kriteria utama. Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ menunjukkan nilai AIC terendah, sehingga ditetapkan sebagai model paling representatif dalam menggambarkan pola data deret waktu yang dianalisis. Hasil uji Ljung-Box menunjukkan bahwa seluruh model kandidat memiliki $p - value > 0.05$ yang mengindikasikan bahwa residual bersifat *white noise*. Dengan demikian, model SARIMA yang dipilih dinilai telah mampu menangkap struktur ketergantungan data secara memadai. Hasil peramalan 12 bulan ke depan ditunjukkan pada Tabel 6.

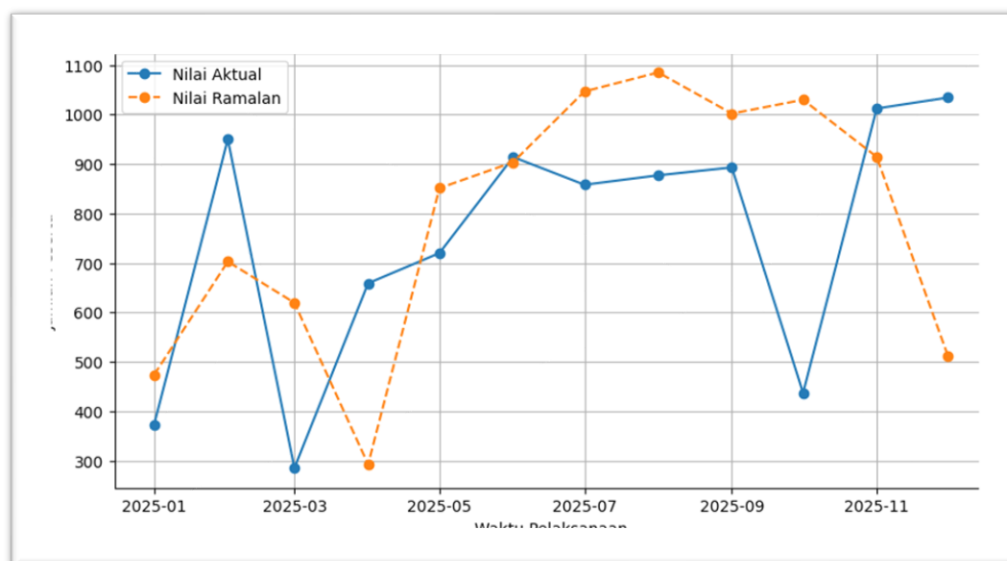
Tabel 6. Hasil Peramalan Jumlah Peserta Pelatihan Menggunakan Metode SARIMA

Waktu Pelatihan	Nilai Aktual	Nilai Ramalan
Jan-25	373	474
Feb-25	950	703
Mar-25	285	620
Apr-25	659	292
May-25	720	851
Jun-25	914	904
Jul-25	858	1.046
Aug-25	877	1.085

Sep-25	893	1.002
Oct-25	437	1.030
Nov-25	1.012	914
Dec-25	1.034	512

Hasil peramalan menggunakan SARIMA menunjukkan bahwa model mampu mengikuti kecenderungan umum pola historis jumlah peserta pelatihan, tetapi masih mengalami penyimpangan pada beberapa periode yang mengalami perubahan nilai secara tajam. Perbedaan tersebut mengindikasikan bahwa meskipun SARIMA mampu menangkap struktur musiman pada data, model masih memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor eksternal yang tidak tercermin dalam data historis. Jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas dipengaruhi oleh berbagai faktor operasional, seperti perubahan jadwal pelatihan, penyesuaian jumlah peserta dari instansi mitra, serta dinamika kebutuhan pelatihan di sektor migas. Faktor-faktor tersebut merupakan informasi eksternal yang tidak dimasukkan ke dalam model SARIMA sehingga perubahan yang terjadi secara tiba-tiba belum dapat diakomodasi secara optimal. Pada data dengan pola musiman yang relatif stabil, SARIMA mampu memberikan hasil peramalan yang baik. Namun, ketika data memiliki fluktuasi yang tinggi atau dipengaruhi oleh faktor eksternal, akurasi model cenderung menurun. Kondisi serupa juga terlihat pada data jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas yang tidak hanya dipengaruhi oleh pola historis, tetapi juga oleh dinamika operasional penyelenggaraan pelatihan.

Gambar 6 menyajikan perbandingan nilai aktual dan hasil peramalan jumlah peserta pelatihan PPSDM Migas dengan model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ pada periode pengujian.



Gambar 6. Perbandingan Nilai Aktual dan Hasil Peramalan Menggunakan Metode SARIMA

Perbandingan Metode

Tabel 7 menunjukkan perbandingan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara metode Holt-Winter dan SARIMA pada data *testing*. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa metode Holt-Winter menghasilkan nilai MAPE sebesar 34,19%, sedangkan metode SARIMA menghasilkan nilai MAPE sebesar 41,58%. Kedua metode masih berada dalam kategori peramalan layak, meskipun Holt-Winter menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif lebih rendah dibandingkan dengan SARIMA.

Tabel 7. Nilai MAPE Peramalan

Metode	Nilai MAPE	Interpretasi
Holt-Winter	34,19 %	Peramalan layak
SARIMA	41,58 %	Peramalan layak

Berdasarkan hasil evaluasi akurasi peramalan pada Tabel 7, metode Holt-Winter menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan metode SARIMA, sehingga menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam meramalkan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas. Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan bahwa penyimpangan antara hasil peramalan dengan data aktual relatif lebih rendah, sehingga model Holt-Winter dinilai lebih mampu merepresentasikan pola data historis

dibandingkan model SARIMA pada data yang digunakan dalam penelitian ini.

Hasil tersebut mengindikasikan bahwa karakteristik data jumlah peserta pelatihan di PPSDM Migas cenderung memiliki pola musiman yang relatif konsisten sehingga lebih sesuai dimodelkan menggunakan pendekatan *Triple Exponential Smoothing* (Holt-Winter). Metode ini memberikan pembobotan yang lebih besar pada observasi terbaru serta secara simultan mengakomodasi komponen level, tren, dan musiman, sehingga mampu mengikuti perubahan pola historis dengan lebih baik. Sebaliknya, model SARIMA memerlukan asumsi struktur autokorelasi yang lebih spesifik sehingga performanya menjadi lebih sensitif terhadap perubahan pola data yang dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal.

SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode *Triple Exponential Smoothing* (Holt-Winter) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dalam meramalkan jumlah peserta pelatihan hasil kerja sama di PPSDM Migas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode mampu memodelkan pola musiman pada data historis, namun

metode Holt-Winter memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode SARIMA berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih rendah. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa karakteristik data jumlah peserta pelatihan di PPSDM Migas cenderung lebih sesuai dimodelkan menggunakan pendekatan Holt-Winter, yang mampu mengakomodasi komponen level, tren, dan musiman secara simultan pada data dengan pola musiman yang relatif stabil.

SARAN

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan data historis jumlah peserta sebagai variabel utama dalam proses peramalan. Faktor-faktor eksternal seperti perubahan kebijakan pemerintah, dinamika industri migas, jadwal pelatihan, maupun kerja sama dengan instansi mitra belum diakomodasi dalam pemodelan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel-variabel eksternal atau mengembangkan model peramalan yang lebih kompleks sehingga dapat meningkatkan akurasi hasil peramalan pada kondisi data yang memiliki fluktuasi tinggi.

Oleh karena itu, penggunaan model yang mampu mengakomodasi variabel eksogen seperti SARIMAX atau model regresi *time series* multivariat dapat memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dan realistis.

Selain itu, penelitian selanjutnya dianjurkan untuk mengeksplorasi metode peramalan berbasis *machine learning* dan *deep learning*. Algoritma seperti *Random Forest*, *Support Vector Regression* (SVR), dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki kemampuan dalam menangkap pola non-linear dan kompleks yang tidak dapat dijelaskan secara optimal oleh model statistik klasik seperti Holt-Winter dan SARIMA. Penggunaan model *hybrid* yang menggabungkan pendekatan statistik dan

machine learning juga berpotensi meningkatkan performa prediksi.

Perlu juga dilakukan perluasan cakupan data dengan menambah periode historis yang lebih panjang dan lebih representatif. Data dengan rentang waktu yang lebih luas akan membantu model dalam mengenali pola musiman dan *trend* jangka panjang secara lebih stabil, sehingga dapat mengurangi tingkat kesalahan peramalan. Selain itu, kualitas data juga perlu diperhatikan, termasuk konsistensi pencatatan dan kelengkapan data historis.

Penelitian ini juga dapat diperdalam dengan analisis kualitatif untuk memahami penyebab terjadinya pergeseran pola jumlah peserta pada tahun 2025. Pendekatan seperti wawancara dengan pengelola pelatihan, analisis kebijakan, serta evaluasi program kerja sama dapat memberikan *insight* tambahan yang tidak dapat diperoleh hanya dari analisis kuantitatif. Hal ini penting untuk menjelaskan fenomena volatilitas yang tinggi dalam data.

Dalam hal evaluasi model, disarankan untuk tidak hanya menggunakan MAPE sebagai satu-satunya indikator akurasi. Penambahan metrik evaluasi lain seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE) akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kinerja model. Setiap metrik memiliki kelebihan dan kelemahan masing-masing dalam menangani karakteristik data tertentu.

Dari sisi implementasi, hasil peramalan sebaiknya digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan, bukan sebagai satu-satunya dasar. Mengingat tingginya tingkat volatilitas data, penting bagi pengambil kebijakan untuk tetap mempertimbangkan faktor aktual dan dinamika lapangan yang dapat berubah sewaktu-waktu. Integrasi antara hasil model dan pertimbangan manajerial akan menghasilkan keputusan yang lebih adaptif dan tepat sasaran.

Penelitian lanjutan juga dapat mempertimbangkan pendekatan segmentasi

data, misalnya berdasarkan jenis pelatihan, tingkat peserta, atau jenis kerja sama. Dengan melakukan disagregasi data, model peramalan dapat menghasilkan prediksi yang lebih spesifik dan relevan untuk masing-masing kategori, sehingga mendukung perencanaan yang lebih efektif.

Penting juga untuk meningkatkan sistem pengelolaan data di PPSDM Migas melalui digitalisasi dan integrasi *database*. Ketersediaan data yang akurat, lengkap, dan terstruktur dengan baik merupakan fondasi utama dalam pengembangan model peramalan yang andal. Dengan dukungan sistem data yang kuat, proses analisis dan pengambilan keputusan strategis dapat dilakukan secara lebih cepat dan tepat di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- Arumugam, V. and Natarajan, V. (2023). Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models: Instrumentation, Measures, Métrologies. *Instrumentation, Measures, Métrologies*, 22(4), 161–168. <https://doi.org/10.18280/i2m.220404>.
- Atkinson, A.C., Riani, M. and Corbellini, A. (2021). The Box–Cox Transformation: Review and Extensions. *Statistical Science*, 36(2). <https://doi.org/10.1214/20-sts778>.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2015). *Time series analysis : forecasting and control*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Boyko, N. (2023). Application of Adaptive and Multiplicative Models for Analysis and Forecasting of Time Series. *International Journal of Computing*, 202–211. <https://doi.org/10.47839/ijc.22.2.3089>.
- Chhabra, G. (2023). Comparison of Imputation Methods for Univariate Time Series. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(2s), 286–292. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i2s.6161>.
- Fadhilahrizka, N.D., Thania, D.K. and Kurnia, D.R. (2026). Analisis Performa Holt-Winter Dan SARIMA Dalam Peramalan Multivariabel Iklim Bulanan Di Wilayah Pesisir Kota Semarang. *Rabit: Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 11(1), 1878–1893. [10.36341/rabit.v11i1.7487](https://doi.org/10.36341/rabit.v11i1.7487).
- Falcão, D., Reis, F., Farinha, J., Lavado, N. and Mendes, M. (2024). Fault Detection in Industrial Equipment through Analysis of Time Series Stationarity. *Algorithms*, 17(10), p.455. <https://doi.org/10.3390/a17100455>.
- Hedar, Y., Emilzoli, M., Priandani, A.P. and Abdullah, M.L. (2025). Strategy to Improve Training Quality in PPSDM Migas: Approach to Educational Aspects, Facilities, and Services. *FINGER : Jurnal Ilmiah Teknologi Pendidikan*, 4(2), 57–72. <https://doi.org/10.58723/finger.v4i2.385>.
- Holt, C.C. (1957). Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages. ONR Memorandum, 52. Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh.
- Holt, C.C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5–10. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.015>.
- Kim, S. and Kim, H. (2016). A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 669–679. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.12.003>.
- Kusuma, Maulana. (2026). Perbandingan Metode Holt-Winters Dan Seasonal ARIMA Dalam Memprediksi Produksi

- Beras Di Indonesia. *Jurnal Agribisnis*, 26(2), 31–45. <https://doi.org/10.31849/agr.v26i02.17672>.
- Nur, M, Eis, N., Alimul, A. and Sari (2024). Peramalan Jumlah Penumpang Domestik Pada Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Dengan Menggunakan Metode Winter's Exponential Smoothing. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, 3(I), 57–66. <https://doi.org/10.55826/tmit.v3ii.302>.
- Nurhamidah, N., Nussyirwan, N. and Faisol, A. (2020). Forecasting Seasonal Time Series Data Using the Holt-Winters Exponential Smoothing Method of Additive Models. *Jurnal Matematika Integratif*, 16(2), p.151. <https://doi.org/10.24198/jmi.v16.n2.29293.151-157>.
- Okonkwo, F., Eleogu, T., Adijat Elufioye, O., Louis Eyo-Udo, N. and Daraojimba, R. (2024). Materials & Corrosion Engineering Management (MACEM) Navigating HR Challenges in the Oil and Gas Sector Amidst Global Energy Transitions. *Materials & Corrosion Engineering Management (MACEM)*, [online] 5(1), 1–10. <https://doi.org/10.26480/macem.01.2024.01.10>.
- Pei, J., Zhu, F. and Li, Q. (2023). Diagnostic checks in time series models based on a new correlation coefficient of residuals. *Journal of Applied Statistics*, 51(12), 2402–2419. <https://doi.org/10.1080/02664763.2023.2297155>.
- Rahardja, D. (2024). Statistical time-series forecast error and bias assessment using hold-out samples and a single benchmark (data-reduction) scoring metric. *Journal of Statistics and Management Systems*, 27(3), 569–578. <https://doi.org/10.47974/jsms-974>.
- Septiana, D. (2024). Forecasting Rice Prices with Holt-Winter Exponential Smoothing Model. *Hanif Journal of Information Systems*, 1(2), 62–67. <https://doi.org/10.56211/hanif.v1i2.17>.
- Sutherland, C., Hare, D., Johnson, P.J., Linden, D.W., Montgomery, R.A. and Droge, E. (2023). Practical advice on variable selection and reporting using Akaike information criterion. *Proceedings of The Royal Society B: Biological Sciences*, 290(2007). <https://doi.org/10.1098/rspb.2023.1261>.
- Werner, K. and Martin, A. (2023). Between precarity and professionalism: the effect of uncertainty on adult educators' participation in continuing education. *Zeitschrift für Weiterbildungsforschung*. <https://doi.org/10.1007/s40955-023-00255-9>.
- Winters, P.R. (1960). Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. *Management Science*, 6(3), 324–342. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.3.324>.
- Zwikael, O. and Gilchrist, A. (2021). Planning to Fail: When Is Project Planning Counterproductive? *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(1), 1–12. <https://doi.org/10.1109/tem.2021.3053585>.