

Peramalan Harga Beras Grosir Indonesia Menggunakan SARIMA, Triple Exponential Smoothing, dan Time Series Regression

Magh Heryan Tudaan^{*1}, Mega Silfiani²

Jurusan Sains dan Analitika Data, Program Studi Ilmu Aktuaria, Institut Teknologi Kalimantan¹
Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Kalimantan²

^{*1}e-mail: 17221015@student.itk.ac.id

ABSTRAK

Peramalan harga beras grosir di Indonesia merupakan hal penting dalam mendukung ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan metode terbaik dalam melakukan peramalan terhadap harga beras grosir di Indonesia. Penelitian ini menggunakan metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), Triple Exponential Smoothing, dan Regresi Time Series. Data yang digunakan berupa data bulanan harga beras grosir di Indonesia periode Januari 2010-Desember 2020. Root Mean Absolute Error (RMSE) dan Mean Percentage Absolute Error (MAPE) digunakan untuk membandingkan akurasi ketiga metode dalam melakukan peramalan. Model SARIMA yang dihasilkan untuk data harga beras grosir di Indonesia, yaitu SARIMA (1,1,0)(0,1,1)[12] dengan RMSE dan MAPE sebesar 501,88 dan 3,56%. Triple Exponential Smoothing diperoleh α , β , γ , dan ϕ masing masing sebesar 0,9999, 0,0766, 1e-04, dan 0,9777 dengan RMSE dan MAPE sebesar 181,515 dan 1,18%. Model Regresi Time Series yang dihasilkan untuk data harga beras yaitu $Z_t = 7116,49 + 49,325X$ dengan RMSE dan MAPE sebesar 1121,93 dan 8,95%. Metode yang terbaik untuk melakukan peramalan pada harga beras grosir di Indonesia adalah Triple Exponential Smoothing.

Kata kunci : Harga Beras; MAPE; Regresi Time Series; RMSE; SARIMA

ABSTRACT

Forecasting wholesale rice prices in Indonesia is important to support food security and economic stability. The purpose of this study is to determine the best method for forecasting wholesale rice prices in Indonesia. This study uses the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), Triple Exponential Smoothing, and Time Series Regression methods. The data used consists of monthly wholesale rice price data in Indonesia from January 2010 to December 2020. Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) are used to compare the accuracy of the three methods in forecasting. The SARIMA model for forecasting wholesale rice prices in Indonesia is SARIMA (1,1,0)(0,1,1)[12] with RMSE and MAPE values of 501.88 and 3.56%. The Triple Exponential Smoothing model resulted in values of 0.9999, 0.0766, 1e-04, and 0.9777, with RMSE and MAPE values of 181.515 and 1.18%, respectively. The Time Series Regression model for forecasting rice prices is $Z_t = 7116.49 + 49.325X$ with RMSE and MAPE values of 1121.93 and 8.95%. The best method for forecasting wholesale rice prices in Indonesia is Triple Exponential Smoothing.

Keywords : MAPE; Rice Prices; RMSE; SARIMA; Time Series Regression

PENDAHULUAN

Beras adalah makanan pokok bagi banyak masyarakat Indonesia, yang juga merupakan salah satu produsen beras terbesar di dunia (Naya dkk, 2024). Ketergantungan masyarakat Indonesia pada beras dapat menyebabkan masalah jika ketersediaan beras tidak mencukupi. Namun, Menurut data dari Kementerian Pertanian, fluktuasi harga beras dapat mencapai 20% dalam satu tahun akibat berbagai faktor, seperti perubahan iklim, kebijakan pemerintah, dan dinamika pasar (Kementerian Pertanian, 2022).

Fluktuasi harga beras tidak hanya berdampak pada petani, tetapi juga pada konsumen dan pedagang. Oleh karena itu, peramalan harga beras grosir menjadi penting untuk membantu para pelaku pasar, termasuk petani, pedagang, dan pemerintah, dalam mengambil keputusan yang tepat. Metode peramalan yang akurat dapat memberikan informasi yang diperlukan untuk mengantisipasi perubahan harga dan mengelola risiko

yang terkait. SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) adalah model statistik yang digunakan untuk analisis deret waktu yang menggabungkan komponen autoregressive, integrasi, dan moving average dengan tambahan elemen musiman (Kumar & Baishya, 2020).

Beberapa penelitian mengenai peramalan harga beras eceran telah dilakukan, antara lain oleh Sukiyono dan Rosdiana (2018), yang menemukan bahwa model MA(2) merupakan yang terbaik untuk pendekatan moving average, sedangkan model single exponential dengan $\alpha = 0.9$ dinyatakan paling efektif berdasarkan kriteria MSE, MAPE, dan MAD. Peneliti menekankan pentingnya kehati-hatian dalam memilih model peramalan, terutama saat jumlah data berubah. Selain itu, penelitian Khairina dkk (2021) membandingkan dua metode peramalan, yaitu *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*, dengan mengukur akurasi menggunakan MAPE. Hasil percobaan menunjukkan bahwa metode DES dengan nilai alpha 0.7 menghasilkan peramalan yang optimal dengan MAPE sebesar 9.54%, sehingga direkomendasikan untuk digunakan dalam penentuan target pendapatan di *Local Water Company*.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini yang berjudul “Peramalan Harga Beras Grosir Indonesia Menggunakan SARIMA, Triple Exponential Smoothing, dan Time Series Regression” bertujuan untuk memprediksi fluktuasi harga beras grosir di Indonesia. Penelitian ini menerapkan ketiga metode peramalan yang berbeda dari penelitian terdahulu, dengan harapan dapat menghasilkan model yang lebih efektif dan efisien. Dengan menggunakan metode SARIMA, Triple Exponential Smoothing, dan Time Series Regression, dengan mengukur akurasi menggunakan RMSE, penelitian ini diharapkan dapat memberikan analisis yang lebih akurat, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan yang lebih baik di sektor pertanian dan perdagangan Indonesia.

Tinjauan Pustaka

1. Seasonal-ARIMA

Model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dirancang untuk menangkap pola musiman dalam data, dengan parameter yang mencakup p , d , q untuk komponen non-musiman dan P , D , Q untuk komponen musiman, serta s yang menunjukkan periode musiman. SARIMA efektif dalam memprediksi nilai masa depan berdasarkan data historis yang memiliki pola musiman yang jelas (Kumar & Baishya, 2020). Model umum SARIMA dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi(B)\Phi_p(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Y_t = \phi_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (1)$$

Keterangan:

Y_t	: Data Y pada periode ke-t
B	: Backshift Operator
$\phi_p(B)$: Operator autoregresi dengan variabel p non musiman
θ_q	: Operator <i>moving average</i> dengan variabel p non musiman
a_t	: Nilai kesalahan pada saat t
p, d, q	: Orde AR, diferensiasi, dan MA non musiman
$(1 - B)^d$: Orde diferensiasi non musiman
$\Phi_p(B^s)$: Operator <i>autoregressive</i> dengan variabel p musiman
$\Theta_Q(B^s)$: Operator <i>autoregressive</i> dengan variabel q musiman
P, D, Q	: Orde AR, diferensiasi, dan MA musiman
$(1 - B^s)^D$: Orde diferensiasi musiman

Dalam menentukan model SARIMA yang terbentuk akan dipilih satu model yang paling terbaik dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (Priyadi & Mardhiyah, 2021). Nilai AIC didefinisikan dengan persamaan berikut:

$$AIC = -2 \log (\text{maximum likelihood}) + 2k \quad (2)$$

dengan *maximum likelihood* diperoleh dari fungsi kepadatan peluang galat (umumnya dipilih distribusi normal dengan rataan 0 dan variansi σ_ε^2) dan k adalah banyak parameter. Model yang baik adalah model yang memiliki nilai *AIC* terendah (Cryer, 2011).

Selanjutnya, melakukan pemeriksaan diagnostik untuk memperoleh model terbaik. Ada tiga asumsi yang harus dipenuhi oleh galat pada keluarga model SARIMA, yaitu sebagai berikut:

- Galat harus berdistribusi normal dengan rataan 0 dan variansi σ_ε^2 atau $\varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2), \forall t$.
- Galat harus saling bebas.
- Homoskedastis (variansi konstan).

Selain uji diagnostik, juga dapat dilakukan uji independensi residual dengan statistik uji *Ljung-Box* dan uji normalitas residual dengan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis berikut: (Wei, 2013). Pengujian independensi residual uji *Ljung-Box* adalah sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual telah memenuhi asumsi *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0, \text{ dengan } k = 1, 2, 3, \dots, K$ (residual belum memenuhi asumsi *white noise*).

Dengan menggunakan rumus:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (3)$$

dimana;

n : Jumlah data

k : Nilai *lag*

K : *Lag Maksimum*

ρ_k : Nilai fungsi autokorelasi *lag* k

H_0 ditolak jika $p\text{-value} < \alpha$

Sedangkan pengujian kenormalan residual adalah sebagai berikut:

$H_0 : F_0(Z) = S_n(Z)$ (residual berasal dari populasi yang berdistribusi normal)

$H_1 : F_0(Z) \neq S_n(Z)$ (residual bukan berasal dari populasi yang berdistribusi normal).

Dengan menggunakan rumus:

$$D_{hitung} = \sup |F_n(Z) - S_n(S)| \quad (4)$$

dimana;

$F_0(Z)$ = Fungsi distribusi kumulatif normal

$F_0(Z)$ = Fungsi distribusi kumulatif sampel

H_0 ditolak jika $D_{hitung} > D_{\frac{\alpha}{2}, n}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

2. *Triple Exponential Smoothing*

Metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) merupakan metode peramalan menggunakan persamaan kuadrat (Khairina, dkk, 2021). Metode ini baik untuk meramalkan data yang berfluktuasi. Berikut ini persamaan yang digunakan dalam algoritma peramalan menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing*.

a. Menentukan nilai S_L

$$S_L = \frac{1}{L} (Y_1 + Y_2 + Y_3 + \dots + Y_L) \quad (5)$$

b. Menentukan nilai b_L

$$b_L = \frac{1}{L} \left(\frac{Y_{L+1}-Y_1}{L} + \dots + \frac{Y_{L+L}-Y_L}{L} \right) \quad (6)$$

c. Menentukan nilai I_k (*Additive*)

$$I_k = (Y_k - S_L) \quad (7)$$

d. Menentukan nilai I_k (*Multiplicative*)

$$I_k = (Y_k - S_L) \quad (8)$$

3. *Time Series Regression*

Penelitian ini juga menggunakan metode *time series regression* dengan variabel *dummy*. *Time series regression* adalah model yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel dependen y_t , $t = 1, 2, 3, \dots, n$, dan variabel independen yang merupakan data berdasarkan runtun waktu. Untuk data yang memiliki pola musiman, model regresi dapat dinyatakan dalam persamaan berikut ini:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 S_{1,t} + \dots + \beta_s S_{s,t} + w_t \quad (9)$$

dengan $S_{1,t}, \dots, S_{s,t}$ merupakan variabel *dummy* yang memiliki pola musiman (Wulansari et al., 2014).

4. *Mean Absolute Percentage Error*

Mean Absolute Percentage (MAPE) adalah rata-rata dari semua persentase kesalahan dari suatu kumpulan data. Jika nilai aktual dan nilai ramalan telah diperoleh untuk n periode, maka *MAPE* dihitung sebagai:

$$MAPE = \sum_{x=1}^n \left| \frac{a_x - r_x}{a_x} \right| \times \frac{100}{n} \quad (10)$$

Semakin kecil nilai persentase yang dihasilkan maka *MAPE*, maka semakin baik juga hasil peramalannya (Nurdin, 2018).

5. *Root Mean Square Error*

Root Mean Square Error (RMSE) adalah salah satu ukuran yang digunakan untuk mengevaluasi akurasi model peramalan. Rumus *RMSE* dapat dinyatakan sebagai berikut: (Wei, 2006)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (z_j - \hat{z}_j)^2}{J}} \quad (11)$$

Semakin kecil nilai persentase yang dihasilkan maka *RMSE*, maka semakin baik juga hasil peramalannya.

METODE PENELITIAN

Subjek Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan harga beras grosir periode Jan 2010 - Des 2020. Harga beras grosir di Indonesia jumlahnya tidak sama setiap bulannya, sehingga data membentuk pola musiman di setiap bulannya. Data ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik, 2024.

Teknik Analisis Data

Dalam penelitian ini, dilakukan uji perbandingan peramalan data deret waktu menggunakan tiga metode deret waktu univariat, yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*, *Regresi Time Series*, dan *Triple Exponential Smoothing*. Langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data dari *Badan Pusat Statistik*, 2024.
2. Memberikan deskripsi tentang harga beras dengan menampilkan statistik deskriptif.
3. Mengidentifikasi pola harga beras dengan menampilkan plot deret waktu, transformasi *Box-Cox*, dan plot *ACF-PACF*.
4. Menganalisis hasil penerapan model *SARIMA*, *TES*, dan *TSR*.
5. Melakukan uji perbandingan terhadap tiga metode dengan nilai akurasi, yaitu *RMSE* dan *MAPE*.
6. Melakukan peramalan dengan metode terbaik.
7. Menginterpretasikan hasil analisis.
8. Menarik kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis statistika deskriptif memberikan gambaran singkat tentang karakteristik data harga beras grosir di Indonesia. Hasil analisis tersebut untuk data harga beras grosir di Indonesia pada periode 2010-2020 disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

N	Mean	Minimum	Maximum	St.dev
132	10233	6702,49	12414	1796

Berdasarkan hasil analisis statistika deskriptif pada tabel 1, jumlah variabel yang digunakan terdiri dari 132 periode dengan total 11 tahun. Hasil analisis menunjukkan bahwa harga beras mencapai titik terendah pada bulan Januari 2010 sebesar 6702,59 sedangkan harga beras tertinggi tercatat pada Februari 2018 yaitu sebesar 12414. Rata-rata harga beras bulanan di Indonesia adalah 10233 dengan simpangan baku 1796. Hal ini menunjukkan bahwa nilai simpangan baku relatif lebih kecil dibandingkan nilai rata-rata, sehingga rata-rata tersebut dapat dianggap mewakili seluruh distribusi data harga beras selama periode yang dianalisis.

Identifikasi Harga Beras

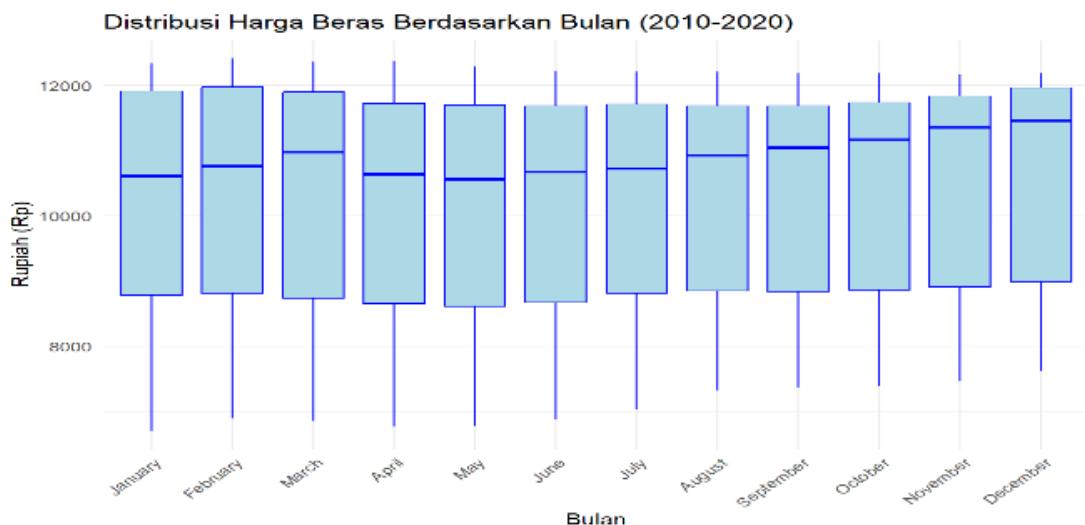
Berdasarkan hasil analisis statistik deskriptif, selanjutnya membangun time series plot data harga beras grosir di Indonesia. Time series plot berguna untuk mengidentifikasi karakteristik data dan pola data deret waktu.



Gambar 1. Time Series Plot

Gambar 1 menunjukkan bahwa data harga beras mengalami pola tren yang meningkat dari Jan 2010 - Des 2020. Hal ini menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata rata dan varians, sehingga perlu dilakukan *differencing* dan transformasi agar data dapat stasioner dalam rata rata dan varians. Namun,

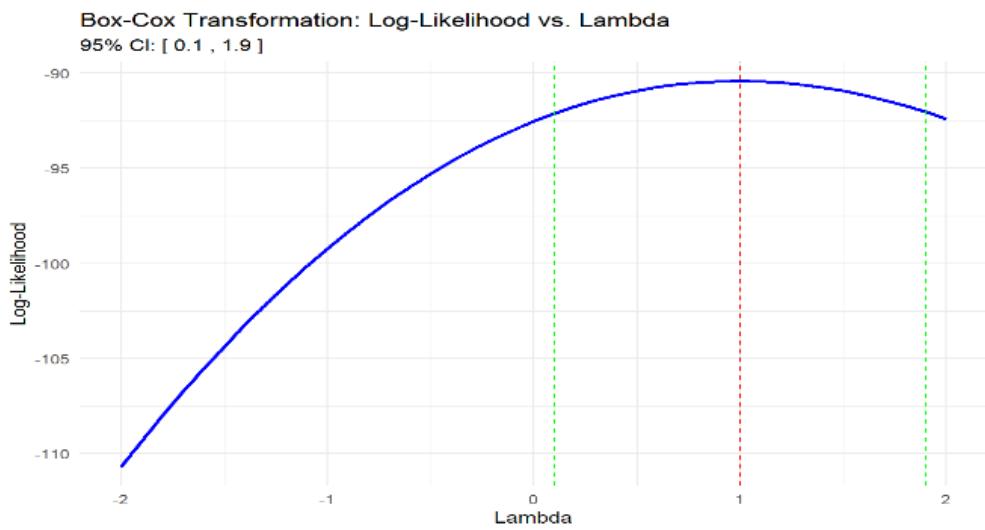
sebelum dilakukan *differencing* dan transformasi data akan divisualisasikan dalam bentuk *boxplot* guna untuk mendeteksi pola musiman pada data.



Gambar 2. Boxplot Harga Beras

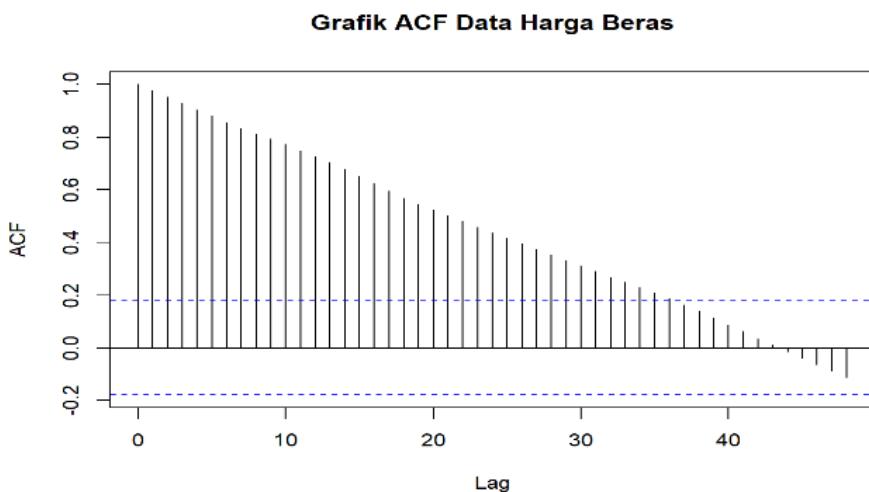
Gambar 2 menggambarkan distribusi data harga beras di berbagai bulan. Pola keseluruhan menunjukkan bahwa data harga beras menunjukkan tren yang relatif tidak konsisten, dengan bukti terbatas tentang musimannya yang kuat dimana itu terlihat bahwa garis biru yang menandakan rata-rata pada data harga beras setiap bulannya tidak sejajar sehingga dapat dikatakan bahwa data memiliki pola musiman.

Setelah menganalisis boxplot, akan dilakukan evaluasi stasioneritas varians menggunakan transformasi box-cox. Hasil transformasi box-cox menunjukkan bahwa nilai λ optimal yang diperoleh sebesar 1,3. Hal ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner pada varians, karena batas bawah dan batas atas selang kepercayaan 90% dari λ tidak mencakup nilai satu. Oleh karena itu, diperlukan transformasi lanjutan pada data dengan memangkatkan nilai sesuai hasil pembulatan selang kepercayaan 90%.

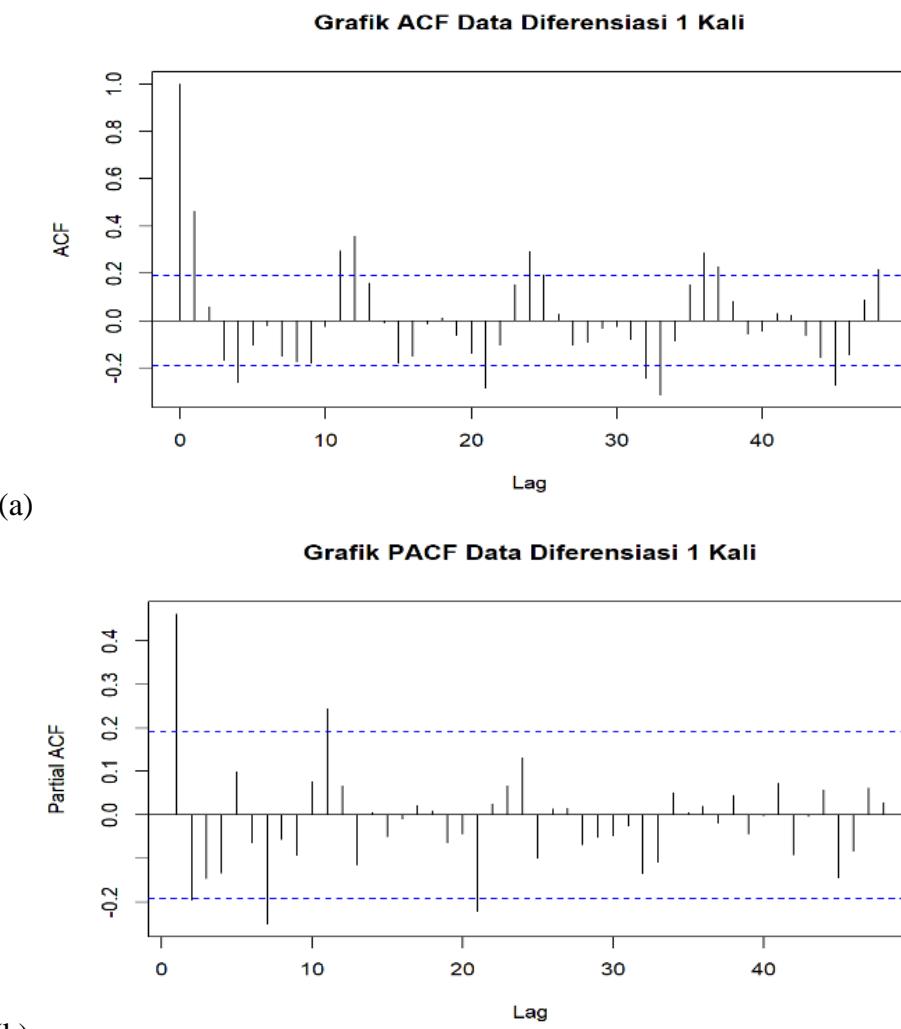


Gambar 3. Box-Cox Harga Beras

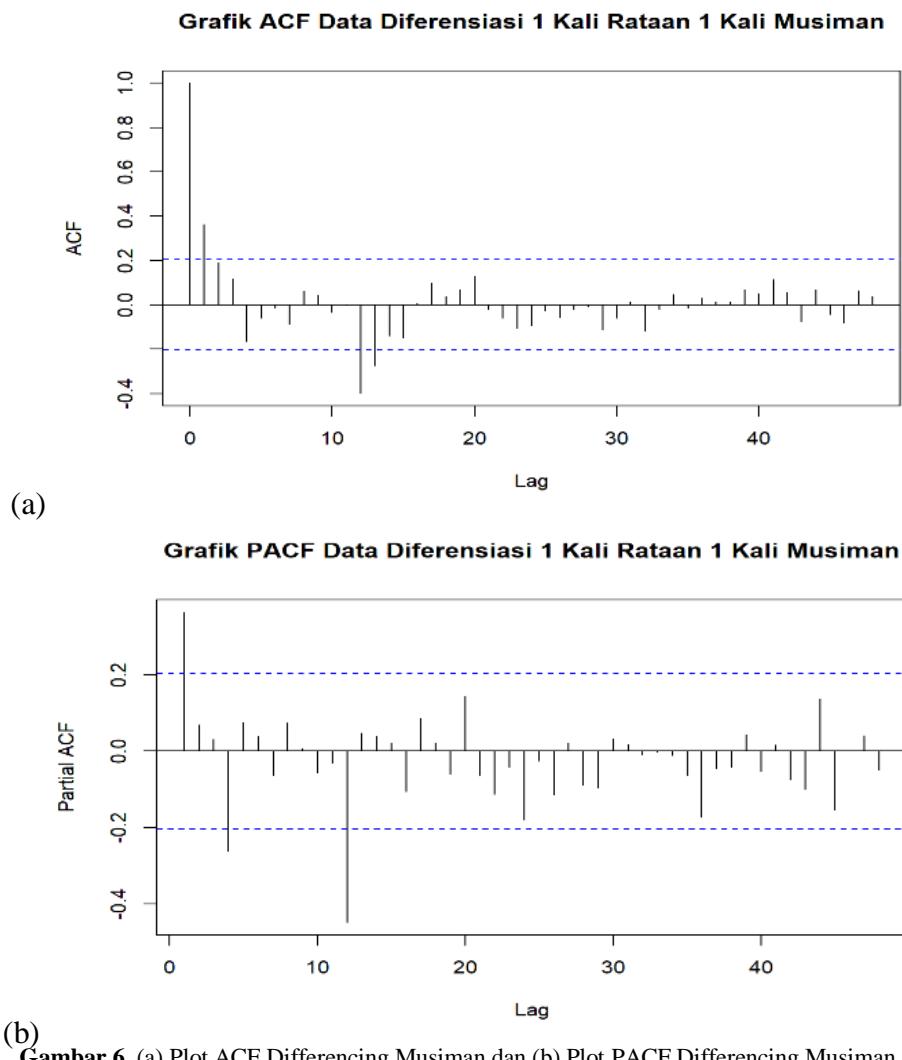
Gambar 3 menunjukkan data telah ditransformasikan dan menghasilkan nilai λ sebesar 1, artinya data sudah stasioner dalam varians dan akan dilakukan pengecekan rata-rata data menggunakan plot ACF dan PACF.

**Gambar 4.** ACF Harga Beras

Gambar 4 menunjukkan bahwa data masih signifikan di beberapa *lag* dengan bukti nilai yang masih berada di luar interval kepercayaan. Data dianggap stasioner jika rata-ratanya tidak menyimpang lebih dari tiga kali interval kepercayaan. Berdasarkan grafik diatas, terlihat bahwa data harga beras di Indonesia tidak menunjukkan sifat stasioner dalam rata rata, sehingga akan dilakukan *differencing* awal.

**Gambar 5.** (a) Plot ACF Differencing dan (b) Plot PACF Differencing

Gambar 5 (a) menunjukkan bahwa data mengalami pola musiman yang ditunjukkan pada lag 12, 24, 36 dan 48 yang keluar dari interval kepercayaan. Pola ini mengindikasikan adanya siklus musiman yang mana data cenderung berulang setiap 12 periode. Sedangkan (b) menunjukkan bahwa data masih signifikan pada lag 1, 2, 7, 11, dan 21 ditandai dengan garis yang keluar dari selang kepercayaan. Berdasarkan kedua grafik tersebut menyebabkan bahwa data tidak stasioner dalam rata rata sehingga perlu dilakukan differencing musiman lag ke-12.



Gambar 6. (a) Plot ACF Differencing Musiman dan (b) Plot PACF Differencing Musiman

Gambar 6 (a) menunjukkan bahwa komponen non musiman pada data *cut off* di *lag* 1 dan komponen musiman *cut off* di *lag* 12. Sedangkan (b) menunjukkan komponen non musiman pada data *cut off* di *lag* 1 dan komponen musiman *cut off* di *lag* 12. Berdasarkan kedua grafik ini, dapat ditentukan model dasar yang akan digunakan sebelum melanjutkan analisis lebih lanjut.

Analisis Metode SARIMA

Berdasarkan hasil identifikasi model pada plot *ACF* dan *PACF*, didapatkan tiga kandidat model sebagai berikut.

- 1) *SARIMA* (1,1,1) (1,1,1)¹²
- 2) *SARIMA* (1,1,0) (0,1,1)¹²
- 3) *SARIMA* (0,1,1) (0,1,1)¹²

Model yang dipilih adalah model dengan nilai *AIC* terkecil diantara semua model yang dihasilkan. Nilai *AIC* pada kandidat model yang didapatkan dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Model dengan nilai AIC

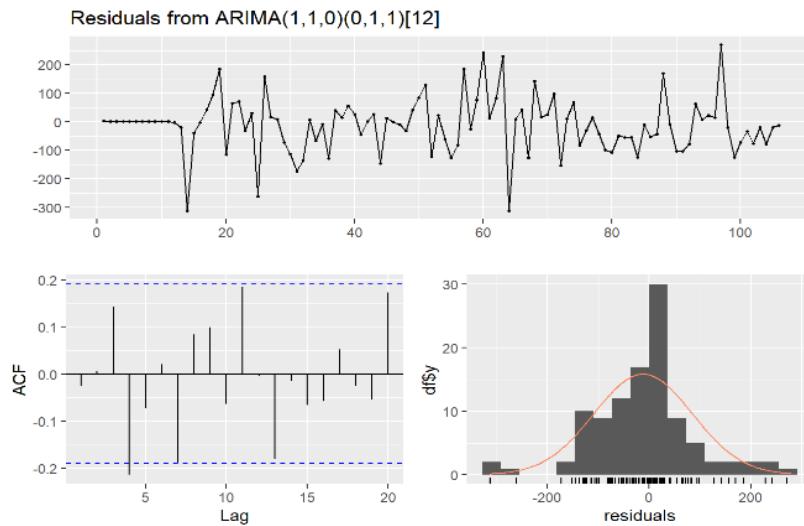
Model SARIMA	Nilai AIC
(0,1,1)(1,1,1) ¹²	1146,98
(1,1,1)(1,1,1) ¹²	1149
(1,1,0)(0,1,1) ¹²	1145,33

Berdasarkan tabel 2, dapat dilihat bahwa *SARIMA* (1,1,0) (0,1,1)¹² memiliki nilai *AIC* yang terkecil sehingga model ini akan dipilih sebagai model untuk data harga beras di Indonesia. Namun, model ini akan dianalisis lebih lanjut pada estimasi parameter dan uji diagnostik untuk memenuhi asumsi dalam analisis runtun waktu.

Tabel 3. Estimasi Parameter

Model SARIMA	Parameter	Estimasi	SE Estimasi	P-Value
(1,1,0)	ϕ_1	0,351	0,10096	0,000508
(0,1,1) ¹²	θ_{12}	-0,77238	0,12928	0,000508

Pada tabel 3 dapat dilihat model tersebut dengan masing masing parameternya memiliki nilai *p-value* < α dengan asumsi $\alpha = 0.05$ sehingga, H_0 ditolak. Artinya, ada cukup bukti bahwa setiap parameter signifikan terhadap model yang dibangun.

**Gambar 7.** Uji Diagnostik

Berdasarkan uji diagnostik, secara visual terlihat bahwa residual sudah saling bebas dengan hanya satu *ACF* yang *cut-off* melewati *lag*. Terlihat juga bahwa variansi data cukup konstan dengan asumsi nilai dari *p-value* juga lebih dari $\alpha = 0.05$ yang menandakan bahwa data saling bebas. Terlihat pula data residu cukup tersebar secara merata. Namun, dengan interpretasi ini untuk meyakinkannya akan dilakukan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk melihat data residual berdistribusi normal dan uji *Ljung-Box* untuk melihat data tersebut *white noise*.

Tabel 4. Uji Ljung-Box

Model SARIMA	Q*	P-Value
--------------	----	---------

(0,1,1)(0,1,1) ¹²	14,73	0,06462
------------------------------	-------	---------

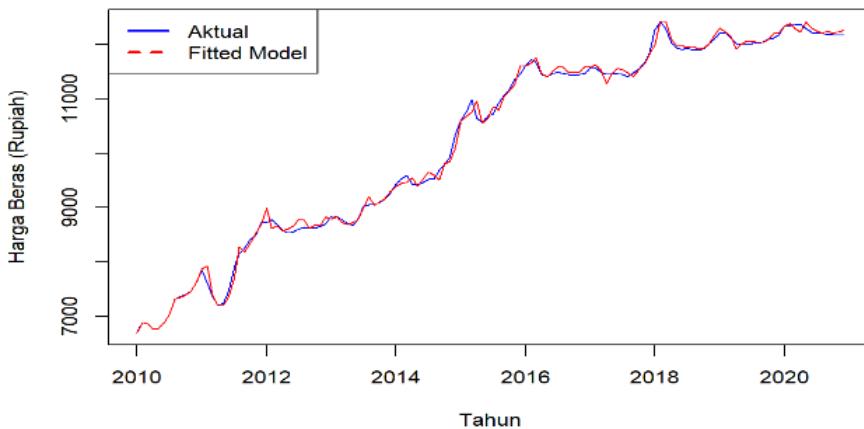
Berdasarkan tabel 4, dapat dilihat bahwa uji statistik diperoleh sebesar 14,73 dengan $p\text{-value} > \alpha = 0,05$ sehingga H_0 tidak ditolak, artinya ada cukup bukti untuk menjamin bahwa data memenuhi asumsi *white noise*.

Tabel 5. Uji Kolmogorov-Smirnov

Model SARIMA	KS	P-Value
(0,1,1)(0,1,1) ¹²	0,118	0,1045

Berdasarkan tabel 5, terlihat bahwa uji statistik diperoleh sebesar 0,118 dengan $p\text{-value} > \alpha = 0,05$, artinya H_0 tidak ditolak sehingga dapat dikatakan bahwa residual berdistribusi normal. Karena model memenuhi ketiga uji diagnostik yakni data bersifat homoskedastis, saling bebas dan berdistribusi normal, maka model SARIMA (1,1,0) (0,1,1)¹² adalah model yang sesuai. Kemudian akan dilihat validasi model dengan memvisualisasikan model dengan data aktual dalam bentuk grafik.

Data Aktual Deret Waktu vs. Prediksi Fitted Model



Gambar 8. Time Series Plot Aktual vs Fitted Model

Gambar 8 menunjukkan plot time series antara data aktual dan hasil model yang diestimasi dimana terlihat bahwa model yang dipilih berhasil merepresentasikan data aktual dengan sangat baik. Dalam model ini, diperoleh nilai *RMSE* sebesar 501,88 yang menunjukkan tingkat kesalahan dalam peramalan dan nilai *MAPE* sebesar 3,564% sehingga model yang dipilih dapat digunakan untuk memprediksi data.

Analisis Metode Triple Exponential Smoothing

Analisis dengan metode *Triple Exponential Smoothing* dimulai dengan mencari nilai *alpha*, *beta* dan *gamma* yang optimal untuk pemodelan. Nilai *alpha* digunakan untuk mengatur tingkat *respons* terhadap perubahan level, *beta* untuk tren dan *gamma* untuk komponen musiman. Hasil perhitungan parameter optimal dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 6. Parameter *Exponential Smoothing*

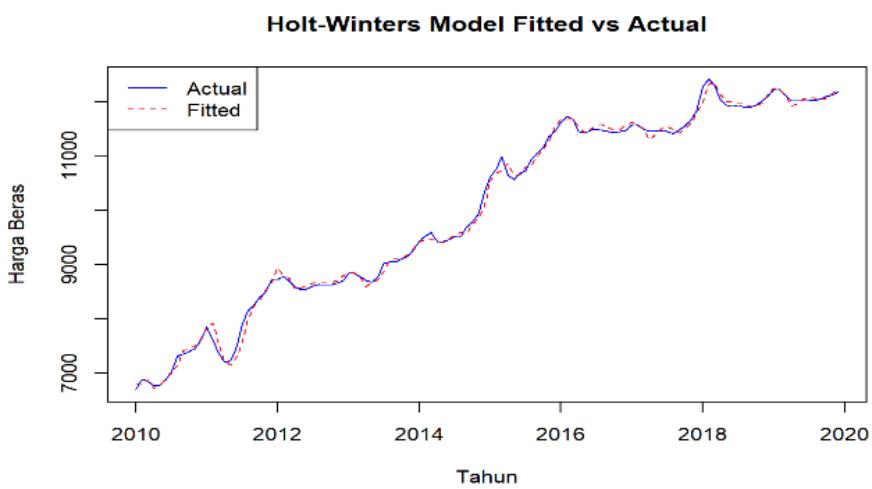
Parameter	Nilai
α (level)	0,9999
β (tren)	0,0766
γ (musiman)	1e-04
φ (phi)	0,9777

Berdasarkan hasil pengolahan data harga beras, parameter yang optimal ditemukan adalah $\alpha = 0,999$, artinya level pada model memberikan bobot yang sangat tinggi pada nilai peramalan dibandingkan nilai aktualnya. $\beta = 0,0766$ menunjukkan perubahan tren cukup kecil dari waktu ke waktu. $\gamma = 1e-04$ dimana pemulusan musiman yang sangat kecil menandakan bahwa pola musiman stabil dan tidak mengalami perubahan signifikan. Serta $\varphi = 0,997$ artinya peredam tren yang akan cenderung melambat atau berkurang seiring waktu.

Tabel 7. Keadaan awal

Parameter	Nilai
l (level)	6501.3448
b (slope/tren)	96.6091
s (musiman)	93.0689, -9.8989, -47.5721, -58.0396, -60.4014, -89.8874, -143.3542, -159.1573, -87.7354, 122.4581, 217.7443, 222.775

Dengan nilai awal rata-rata tingkat level data sebesar 6501,3448 dan peningkatan nilai awal tren sekitar 96.6 satuan per periode didapatkan sebanyak 12 komponen musiman yang artinya terlihat bahwa data memiliki pola musiman bulanan, dengan variansi positif dan negatif yang menunjukkan fluktuasi musiman dalam data. Kemudian akan dilihat validasi model dengan memvisualisasikan model dengan data aktual dalam bentuk grafik.

**Gambar 9.** Time Series Plot Aktual vs Fitted Model

Gambar 9 menunjukkan plot time series antara data aktual dan hasil model yang diestimasi dimana terlihat bahwa model yang dipilih berhasil merepresentasikan data aktual dengan sangat baik. Dalam model ini, diperoleh nilai RMSE sebesar 181,515 yang menunjukkan tingkat kesalahan dalam peramalan dan nilai MAPE sebesar 1,180% sehingga model yang dipilih dapat digunakan untuk memprediksi data.

Analisis Metode Regresi Time Series

Dalam analisis ini, model regresi time series yang digunakan berupa regresi dummy dengan memasukkan variabel dummy musiman yang mencerminkan pengaruh musiman bulanan (12 bulan)

terhadap harga beras. Hasil analisis data harga beras di Indonesia menggunakan regresi dummy dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil Regresi Linier

Variabel	Estimate	P-Value
Intercept	7116,469	<2e-16
training_x	49,325	<2e-16
training_d1	154,898	0,408
training_d2	156,734	0,403
training_d3	59,187	0,752
training_d4	-149,395	0,425
training_d5	-222,708	0,235
training_d6	-209,337	0,264
training_d7	-154,362	0,409
training_d8	-132,168	0,479
training_d9	-132,347	0,479
training_d10	-122,407	0,512
training_d11	-92,859	0,619

Berdasarkan hasil pengujian regresi linier diatas, diperoleh nilai p-value untuk setiap variabel t (tahun) dan variabel bulan (dummy). Didapatkan nilai p-value yang lebih dari nilai taraf signifikansi dengan asumsi ($\alpha=0.05$) yaitu bulan ke-1 hingga ke-12. Sehingga, didapatkan keputusan gagal Tolak H_0 , artinya tidak ada cukup bukti bahwa kedua belas bulan tersebut tidak signifikan dimana bulan tersebut tidak berpengaruh terhadap harga beras di Indonesia.

Selanjutnya, dari tabel 8 diperoleh model regresi time series sebagai berikut:

$$Z_t = 7116,469 + 49,325X \quad (12)$$

Persamaan (12) menunjukkan bahwa harga beras akan meningkat sekitar 49,325 setiap bulan dengan asumsi variabel lainnya konstan. Pada model ini, diperoleh nilai RMSE sebesar 1121,93 dan nilai MAPE sebesar 8,946%.

Pemilihan Metode Terbaik

Pemilihan metode terbaik dilakukan untuk membandingkan akurasi setiap model yang digunakan dalam analisis. Hasil setiap evaluasi menunjukkan bahwa masing masing metode memiliki performa yang berbeda berdasarkan nilai *RMSE* dan *MAPE*. Akan disajikan perbandingan akurasi antara metode *SARIMA*, *TES-HW*, dan *TSR* sebagai berikut.

Tabel 9. Nilai Akurasi Setiap Model

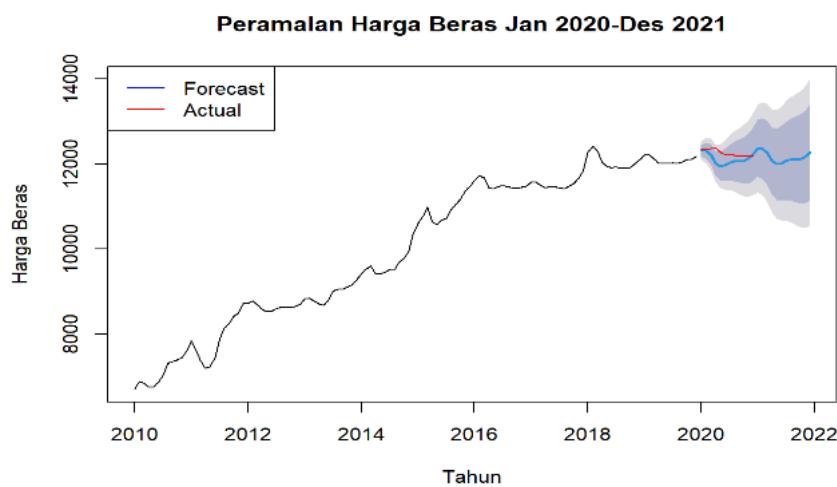
Metode	RMSE	MAPE
SARIMA	501,88	3,564
TES-HW	181,515	1,180
TSR	1121,93	8,946

Berdasarkan nilai akurasi setiap model yang disajikan pada tabel 9, dapat disimpulkan bahwa metode *TES-HW* merupakan metode yang terbaik karena memiliki nilai *RMSE* dan *MAPE* terkecil dibandingkan metode lainnya. Oleh karena itu, metode ini merupakan metode yang paling efektif dalam melakukan peramalan pada harga beras grosir di Indonesia.

Selanjutnya, akan dilakukan peramalan harga beras menggunakan metode *TES-HW* yang dapat dilihat pada tabel 10 sebagai berikut.

Tabel 10. Peramalan Harga Beras Metode TES-HW

Bulan-Tahun	Nilai Peramalan
Jan-2021	12365.76
Feb-2021	12364.22
Mar-2021	12272.32
Apr-2021	12065.45
May-2021	11997.26
Jun-2021	12016.24
Jul-2021	12072.81
Aug-2021	12105.32
Sep-2021	12110.65
Oct-2021	12124.02
Nov-2021	12164.52
Dec-2021	12270.25

**Gambar 10.** Forecasting Harga Beras Jan-Des 2021

Dapat dilihat pada grafik diatas bahwa hasil peramalan yang dilakukan telah mengikuti pola data yang sebenarnya. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model yang dipilih sudah cukup tepat, mengingat peramalan yang disajikan pada tabel 10 sesuai dengan model dengan metode yang dipilih.

SIMPULAN

Metode yang terbaik untuk melakukan peramalan pada harga beras grosir di Indonesia yaitu *Triple Exponential Smoothing* dengan nilai akurasi *RMSE* sebesar 181,52 dan *MAPE* sebesar 1,18%. Nilai peramalan pada harga beras di Indonesia mengalami peningkatan dibandingkan tahun sebelumnya. Adapun saran pada penelitian ini, yaitu memperbanyak data time series dan melakukan pemodelan dengan metode yang lain dalam memprediksi harga beras grosir di Indonesia dengan akurasi yang rendah.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdy, M., Irwan, & Mayangsari. (2024). Penerapan metode triple exponential smoothing Holt Winters dalam meramalkan jumlah keberangkatan penumpang kapal di Pelabuhan Soekarno-Hatta Makassar. *SAINTIFIK: Jurnal Matematika, Sains, Dan Pembelajarannya*, 10(2). <https://doi.org/10.31605/saintifik.v10i2.533>

BPS. (2023). *Statistik Pangan dan Pertanian*. Badan Pusat Statistik.

Cryer, J., & Chan, K. (2011). *Time series analysis*. New York: Springer.

- Gaweł, B., & Paliński, A. (2024). Global and local approaches for forecasting of long-term natural gas consumption in Poland based on hierarchical short time series. *Energies*, 17(2), 347. <https://doi.org/10.3390/en17020347>
- Guidolin, M., & Pedio, M. (2018). *Essentials of Time Series for Financial Applications*. Academic Press.
- Jabnabillah, F., Reza, W., & Program Studi Matematika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Batam. (2023). PENGARUH PERUBAHAN IKLIM TERHADAP PRODUKSI PERIKANAN TANGKAP DI KOTA BATAM MENGGUNAKAN ANALISIS REGRESI TIME SERIES. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 4(1). <https://doi.org/10.46306/lb.v4i1>
- Klugman, S. A., Panjer, H. H., & Willmot, G. E. (2019). In *Loss models: From data to decisions* (pp. 203–218). essay, John Wiley & Sons, Inc.
- Kementerian Pertanian. (2022). *Laporan Tahunan Harga Pangan*. Kementerian Pertanian Republik Indonesia.
- Kumar, R. R., & Baishya, M. (2020). Forecasting of potato prices in India: an application of ARIMA model. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 65(4). <https://doi.org/10.46852/0424-2513.4.2020.1>
- Naya, F. P., Berlianti, S. S., Parcha, N., & Kayla. (2024). PERAMALAN HARGA BERAS INDONESIA MENGGUNAKAN METODE ARIMA. *INTELEKTIVA*, 6.
- Pinheiro, A. C., & Rodrigues, P. C. (2024). Hierarchical Time Series Forecasting of fire spots in Brazil: A Comprehensive approach. *Stats*.
- Priyadi, D., & Mardhiyah, I. (2021). Model Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dalam Peramalan Nilai Harga Saham Penutup Indeks LQ45. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(1), 78-94.
- Salfina, Hernanda, Y., & Silfiani, M. (2024). Comparison of several univariate time series methods for inflation rate forecasting. *Eigen Mathematics Journal*, 7. <https://doi.org/10.29303/emj.v7i2.200>
- Wei, W. W. S. (1990). *Time series analysis: Univariate and multivariate methods*. Redwood City, Calif: Addison-Wesley Pub.
- Wulansari, R. E., Suryanto, E., Ferawati, K., & Andalita, I. (2014). Penerapan time series regression with calendar variation effect pada data netflow uang Kartal Bank Indonesia sebagai solusi kontrol likuiditas perbankan di Indonesia. *Statistika*, 14(2).