

Analisis Perbandingan Model *Double Exponential Smoothing* dan ARIMA untuk Prediksi Harga Beras di Indonesia

Nurul Azizah Muzakir^{1*}, Muh. Zarkawi Yahya²

¹Program Studi Ilmu Aktuaria, Universitas Sulawesi Barat, Indonesia

²Program Studi Statistika, Universitas Tadulako, Indonesia

Keywords: Forecasting, Rice price, Holt's double exponential smoothing, ARIMA, MAPE

Abstract:

Rice prices in Indonesia tend to increase from year to year and are influenced by various factors, such as domestic production and seasonal factors. Therefore, rice price forecasting is an essential thing to do. This study aims to analyze and compare the performance of two forecasting models, namely Holt's Double Exponential Smoothing (DES) and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), in predicting rice prices in Indonesia. The data used is secondary data or average wholesale rice prices from January 2021 to December 2024. The results show that the optimal parameters of the Holt's DES model are $\alpha = 0.9$ and $\beta = 0.1$, while the best ARIMA model is *ARIMA(2,2,1)*. Both models have a high level of accuracy with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of less than 1%. However, the *ARIMA(2,2,1)* model has a lower MAPE value than Holt's DES model. Hence, it is more accurate in modeling rice prices in Indonesia. The forecasting results show that Holt's DES model tends to produce higher rice predictions than *ARIMA(2,2,1)*. This occurs because Holt's DES model is more sensitive to increasing trends, while ARIMA tends to be more conservative in capturing patterns of price changes. Thus, the selection of a model for rice price forecasting should consider the characteristics of the trend that occurs in the market, whether it is experiencing a continuous increase or has a fluctuating pattern.

1. Pendahuluan

Beras merupakan komoditas utama yang sangat penting bagi perekonomian dan ketahanan pangan di Indonesia. Beras merupakan makanan pokok utama bagi masyarakat Indonesia, menjadikannya sebagai kebutuhan yang tidak tergantikan di berbagai lapisan sosial dan ekonomi (Armaini & Gunawan, 2016). Harga beras di Indonesia mengalami kenaikan setiap tahunnya, yang dipengaruhi oleh berbagai faktor. Salah satu faktornya adalah produksi beras dalam negeri yang tidak memenuhi semua kebutuhan masyarakat Indonesia, sehingga pemerintah bergantung pada impor beras dari negara lain. Hal ini menyebabkan harga beras lokal mengalami kenaikan. Selain itu, kenaikan harga beras juga dipicu oleh faktor musiman, seperti periode tidak adanya panen padi. Pada saat pasokan dari petani menurun, stok beras di pasaran menjadi terbatas, sementara permintaan tetap tinggi (Gapari, 2021). Berdasarkan data rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia yang dirilis oleh Badan Pusat Statistik (2025), harga beras secara umum menunjukkan tren kenaikan dari akhir tahun 2022 hingga Maret 2024. Namun, pada April hingga Juni 2024, harga mengalami penurunan. Fluktuasi harga beras ini mendorong pemerintah untuk menerapkan kebijakan yang dapat mengendalikan harga, baik di tingkat petani maupun konsumen. Oleh karena itu, pemodelan dan peramalan harga beras

* Corresponding author.

E-mail address: nurulazizahmuzakir@unsulbar.ac.id



menjadi krusial untuk membantu pengambil keputusan dalam merumuskan kebijakan yang tepat dan untuk meminimalkan risiko bagi petani dan konsumen. Pendekatan yang dapat digunakan untuk meramalkan harga beras adalah melalui pemodelan runtun waktu.

Dalam analisis runtun waktu, pemilihan model yang tepat untuk meramalkan data yang memiliki pola tren naik, seperti harga beras di Indonesia, merupakan hal yang penting. Dua metode yang sering digunakan untuk peramalan data runtun waktu adalah *Exponential Smoothing* (ES) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Salah satu jenis metode ES adalah *Double Exponential Smoothing* (DES) (Aryati et al., 2021). DES dikembangkan oleh Charles Holt yang merupakan teknik yang efektif untuk memprediksi data dengan tren, mengestimasi level dan tren dari data historis (Manehat, 2024). Sementara itu, ARIMA, yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins, adalah model yang lebih kompleks yang menggabungkan komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average*. ARIMA sangat fleksibel dan dapat digunakan untuk berbagai jenis data runtun waktu, termasuk yang memiliki pola musiman dan tren (Mgaya, 2019). Beberapa penelitian meunjukkan bahwa Metode DES Holt efektif dalam mengurangi kesalahan prediksi, terutama ketika diterapkan dengan nilai awal dan faktor pembobot/penghalus yang optimal (Agustine et al., 2022; Aminudin & Putra, 2019; Thitima Booranawong & Apidet Booranawong, 2018). Dalam konteks peramalan harga beras Indonesia, penelitian yang dilakukan oleh Tarigan et al. (2024) memodelkan harga beras dari bulan Januari 2021 hingga September 2023 menggunakan ARIMA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(1,2,4) dengan tingkat kesalahan prediksi yang diukur menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,337%.

Sementara itu, penelitian tentang perbandingan metode DES Holt dan ARIMA telah dilakukan oleh beberapa peneliti, tetapi dengan penerapan kasus yang berbeda. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Zahrunnisa et al. (2021) yang memodelkan data garis kemiskinan Provinsi Jawa Tengah tahun 2002–2020 menggunakan kedua metode tersebut. Hasilnya menunjukkan bahwa metode DES Holt merupakan metode terbaik karena memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan ARIMA. Supriatna et al. (2017) juga menerapkan metode DES Holt dan ARIMA pada data populasi Indonesia tahun 1998–2015, dan diperoleh hasil bahwa metode ARIMA merupakan metode terbaik untuk memprediksi populasi Indonesia.

Meskipun kedua metode ini telah terbukti efektif untuk memprediksi data yang memiliki pola tren, masih terdapat kebutuhan untuk melakukan analisis perbandingan untuk menentukan metode mana yang lebih unggul dalam kasus harga beras di Indonesia. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja model DES Holt dan ARIMA dalam memprediksi harga beras di Indonesia, dengan harapan dapat memberikan wawasan bagi pengambil keputusan dan pemangku kepentingan di sektor pertanian.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Double Exponential Smoothing

Double exponential smoothing (DES) adalah metode penghalusan yang cocok digunakan jika data memiliki tren tetapi tidak memiliki pola musiman. Terdapat dua jenis metode DES, yaitu DES satu parameter dan DES dua parameter (yang dikenal dengan metode Holt). Pada penelitian ini, diterapkan metode DES dua parameter. Dua parameter tersebut yaitu α untuk parameter penghalusan level ($0 < \alpha < 1$) dan β untuk parameter penghalusan tren ($0 < \beta < 1$). Terdapat dua persamaan pada metode Holt, yaitu persamaan untuk penghalusan level S_t dan penghalusan tren T_t yang masing-masing diberikan sebagai berikut (Montgomery et al., 2008):

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

Adapun nilai prediksi menggunakan formula berikut:

$$\hat{y}_{t+1} = S_t + T_t \quad (3)$$

di mana \hat{y}_{t+1} adalah nilai prediksi pada waktu ke- $(t + 1)$, S_t adalah penghalusan level pada waktu ke- t dan T_t adalah penghalusan tren pada waktu ke- t . Untuk menghitung nilai peramalan (*forecast*) periode selanjutnya menggunakan formula sebagai berikut:

$$\hat{y}_{t+h} = S_t + hT_t, \quad h = 1, 2, 3, \dots \quad (4)$$

2.2. ARIMA

Model ARIMA merupakan salah satu model dalam runtun waktu yang digunakan untuk memodelkan data yang bersifat non-stasioner. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym M. Jenkins pada tahun 1970, sehingga sering disebut sebagai model Box-Jenkins (Box et al., 2015). Model ARIMA terdiri dari tiga komponen, yaitu *autoregressive* (AR) yang menunjukkan hubungan antara nilai saat ini dengan nilai masa lalu, *integrated* (I) yang menunjukkan proses *differencing* untuk membuat data menjadi stasioner, dan *moving average* (MA) yang menggambarkan hubungan nilai saat ini dengan *error* masa lalu.

Model $ARIMA(p, d, q)$ dapat dituliskan secara matematis seperti pada persamaan berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$\phi_p(B)(1 - B)^d y_t = \theta_q(B)e_t \quad (5)$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$ = $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$ merupakan operator langkah mundur untuk proses AR

$\theta_q(B)$ = $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$ merupakan operator langkah mundur untuk proses MA

$(1 - B)^d$ = proses differencing orde ke- d

e_t = error waktu- t

Secara umum, langkah pemodelan ARIMA adalah sebagai berikut:

a) Identifikasi model

Pada tahapan ini, ditentukan kandidat model $ARIMA(p, d, q)$ melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada runtun waktu yang stasioner setelah dilakukan proses *differencing*. Plot ACF digunakan untuk menentukan orde proses $MA(q)$, plot PACF digunakan untuk menentukan orde proses $AR(p)$, dan orde d bergantung pada berapa kali dilakukan proses *differencing* (Sukarna & Aswi, 2006).

b) Estimasi parameter dan uji signifikansi

Setelah model ARIMA diidentifikasi (nilai p, d , dan q telah ditentukan), langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model. Metode yang digunakan adalah *maximum likelihood estimation* (MLE). Kelebihan metode MLE adalah bahwa metode ini menggunakan seluruh informasi yang tersedia dalam data, bukan hanya dua momen pertama (rata-rata dan variansi), seperti pada metode kuadrat terkecil. Keunggulan lainnya adalah MLE memiliki sifat asimtotik yang baik, seperti konsisten (semakin dekat dengan nilai sebenarnya) dan efisien (Cryer & Chan, 2008).

Setelah parameter diestimasi, selanjutnya menguji signifikansi parameter. Berikut adalah hipotesis yang diuji.

$H_0: \phi_p = 0$ atau $\theta_q = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1: \phi_p \neq 0$ atau $\theta_q \neq 0$ (parameter model signifikan)

Adapun statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$z = \frac{\hat{\phi}_p}{se(\hat{\phi}_p)} \text{ atau } z = \frac{\hat{\theta}_q}{se(\hat{\theta}_q)} \quad (6)$$

Kaidah pengambilan keputusan untuk taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ adalah tolak H_0 jika $|z| > z_{(1-\alpha)/2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

c) Uji kelayakan model

Uji kelayakan model ARIMA merupakan langkah penting dalam proses pemodelan runtun waktu untuk memastikan bahwa model yang dibentuk benar-benar sesuai (*fit*) dan dapat digunakan untuk peramalan. Tahapan ini memastikan bahwa residual (kesalahan prediksi) dari model bersifat acak (*white noise*). Uji diagnostik residual dapat dilakukan dengan melihat plot ACF residual. Jika residual tidak memiliki autokorelasi, maka residual bisa dianggap acak.

Selain itu, dapat menggunakan uji Ljung-Box. Uji ini digunakan untuk memeriksa asumsi kebebasan antar residual. Adapun hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut

H_0 : tidak terdapat korelasi antar e_t

H_1 : terdapat korelasi antar e_t

Statistik uji yang digunakan diberikan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{\rho}_k)^2}{(n-k)} \quad (7)$$

Keterangan:

$\hat{\rho}_k$ = koefisien autokorelasi residu pada lag- k

K = lag maksimum

n = jumlah pengamatan

Kaidah pengambilan keputusan untuk $\alpha = 5\%$ adalah tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha,df}^2$ atau p-value $< \alpha$.

d) Peramalan

Setelah model dianggap layak, peramalan dapat dilakukan untuk periode mendatang.

2.3. Ukuran Keakuratan Model

Ukuran keakuratan model peramalan digunakan untuk menilai seberapa baik model dalam memprediksi nilai masa depan dibandingkan dengan data aktual. Salah satu ukuran yang sering digunakan adalah *mean absolute percentage error* (MAPE). Formula untuk menghitung MAPE diberikan sebagai berikut (Hyndman & Koehler, 2006):

$$MAPE = \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \right) \times 100, y_t \neq 0 \quad (8)$$

Di mana:

T = jumlah pengamatan

y_t = nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{y}_t = nilai prediksi pada waktu ke- t

Pedoman umum yang sering digunakan untuk menafsirkan nilai MAPE disajikan pada Tabel 1 (Lewis, 1982).

Tabel 1. Kategori Nilai MAPE

MAPE (%)	Interpretasi
< 10%	Sangat akurat
10% – 20%	Akurat
20% – 50%	Cukup akurat
> 50%	Tidak akurat

3. Metode Penelitian

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia periode Januari 2021 sampai Desember 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik melalui laman

resmi <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/Mjk1IzI=/undefined>. Jumlah pengamatan sebanyak 48 runtun waktu. Adapun data diolah dan dianalisis menggunakan bahasa pemrograman R versi 4.2.0.

3.2. Teknik Analisis

Langkah-langkah yang ditempuh untuk memperoleh hasil pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Eksplorasi data dengan melihat plot runtun waktu untuk menentukan pola sebaran data dan menghitung statistik deskriptif
- 2) Melakukan prediksi harga beras di Indonesia menggunakan model DES Holt dengan langkah-langkah:
 - a. Menentukan nilai awal level dan nilai awal tren.
 - b. Menentukan semua kombinasi nilai parameter α dan β .
 - c. Menghitung nilai level dan tren untuk setiap t .
 - d. Menghitung nilai prediksi.
 - e. Menghitung nilai keakuratan setiap kombinasi nilai parameter yang digunakan menggunakan MAPE.
 - f. Menentukan nilai parameter α dan β optimal berdasarkan nilai MAPE terkecil
- 3) Melakukan prediksi harga beras di Indonesia menggunakan model ARIMA dengan langkah-langkah:
 - a. Mengecek kestasioneran data
 - b. Menstasionerkan data dengan cara *differencing*
 - c. Menentukan kandidat model $ARIMA(p, d, q)$
 - d. Mengestimasi parameter setiap kandidat model
 - e. Menguji signifikansi parameter setiap kandidat model
 - f. Menentukan kandidat model terbaik dari model yang signifikan berdasarkan MAPE terkecil
 - g. Melakukan uji kelayakan model
 - h. Memilih model terbaik
- 4) Membandingkan keakuratan prediksi model DES Holt dan ARIMA terbaik.
- 5) Menghitung nilai peramalan harga beras untuk 12 periode selanjutnya menggunakan kedua model.

4. Hasil dan Pembahasan

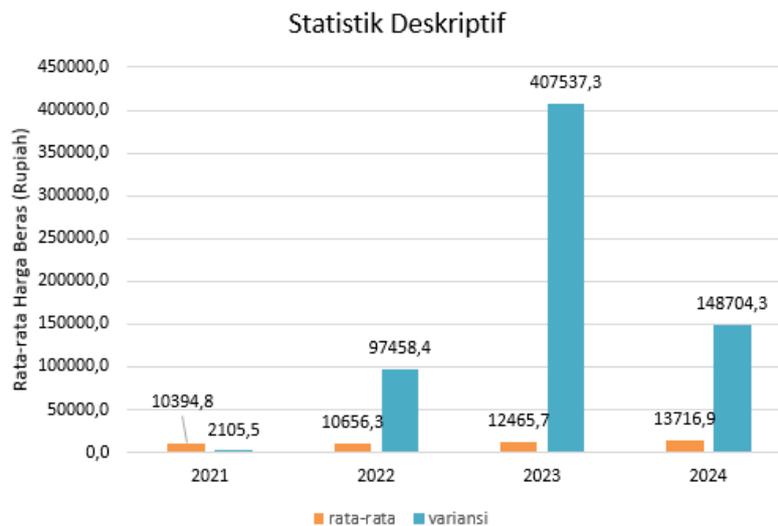
4.1. Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan untuk memahami karakteristik data runtun rata-rata harga beras bulanan di Indonesia periode Januari 2021 sampai Desember 2024. Gambar 1 menampilkan rata-rata harga beras dari waktu ke waktu. Berdasarkan Gambar 1, rata-rata harga beras cenderung stabil dari Januari 2021 hingga Agustus 2022, kemudian mengalami kenaikan mulai September 2022. Harga beras terendah tercatat sebesar Rp10.351 pada September 2021, sedangkan tertinggi terjadi pada Maret 2024 dengan nilai Rp14.528.



Gambar 1. Plot Runtun Waktu Rata-rata Harga Beras di Indonesia

Pada Gambar 1 terlihat adanya pola tren naik, sehingga menyebabkan nilai rata-rata tidak stabil atau konstan sepanjang waktu pengamatan. Selain itu, harga beras juga menunjukkan variasi yang cukup besar, sehingga mengindikasikan bahwa data tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun variansi. Hal ini dikonfirmasi oleh statistik deskriptif nilai rata-rata dan variansi harga beras setiap tahun yang ditampilkan pada Gambar 2.



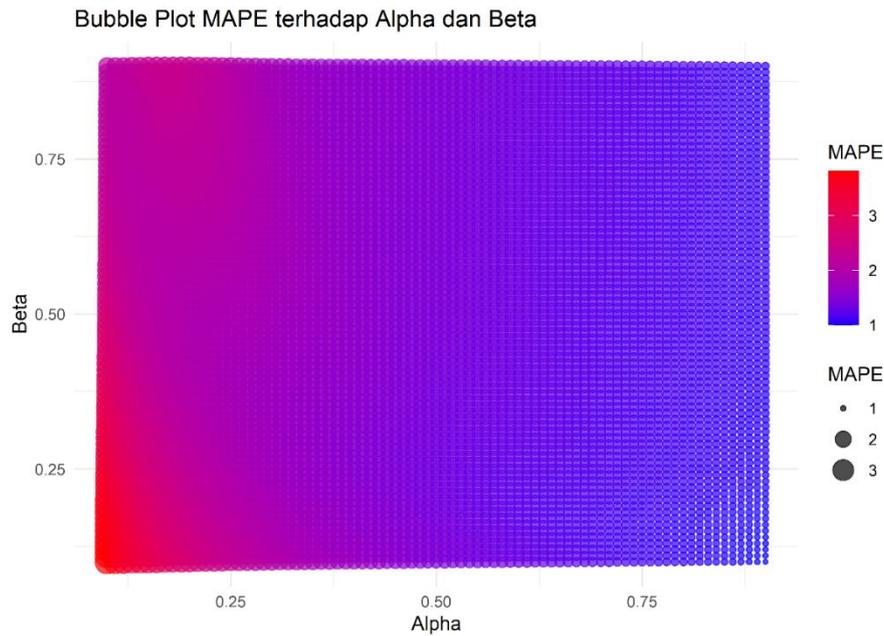
Gambar 2. Statistik Deskriptif Rata-rata Harga Beras di Indonesia Setiap Tahun

Berdasarkan Gambar 2, rata-rata harga beras di Indonesia mengalami kenaikan secara konsisten dari tahun ke tahun. Hal ini yang menyebabkan plot runtun waktu menunjukkan tren naik. Harga beras juga mengalami keberagaman, dengan tingkat keberagaman tertinggi terjadi pada 2023. Dengan demikian, model DES Holt dan ARIMA dapat digunakan untuk peramalan harga beras periode selanjutnya.

4.2. Model Double Exponential Smoothing

Prediksi menggunakan model DES Holt diawali dengan menentukan nilai awal level dan tren. Nilai awal level S_1 pada penelitian ini menggunakan nilai pengamatan pertama dan nilai awal tren $T_1 = 0$. Selanjutnya, nilai optimal dari parameter α dan β dilakukan melalui pendekatan coba-coba (*trial and error*). Grid parameter yang digunakan berkisar antara 0,1 hingga 0,9 dengan langkah 0,01, sehingga terdapat 6.228 kombinasi pasangan parameter. Setelah itu, nilai level dan tren dihitung secara iteratif untuk periode berikutnya guna memperoleh nilai prediksi. Kesalahan prediksi kemudian dievaluasi menggunakan MAPE. Parameter optimal dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil. Komputasi

untuk perhitungan parameter optimal dilakukan dengan menggunakan bantuan bahasa pemrograman R dan hasilnya ditampilkan pada Gambar 3.

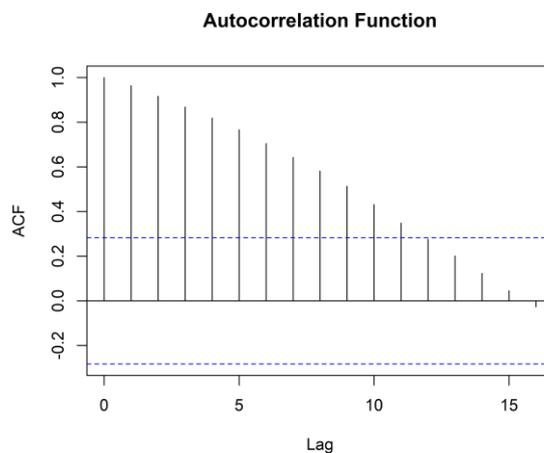


Gambar 3. Bubble Plot Nilai MAPE Kombinasi Parameter Model DES Holt

Pada Gambar 3, warna *bubble* menunjukkan nilai MAPE dan ukuran *bubble* menunjukkan besarnya MAPE. Nilai MAPE tampaknya lebih tinggi di daerah dengan α dan β kecil. Semakin besar nilai α dan semakin kecil nilai β menghasilkan MAPE yang lebih rendah (berwarna biru dan ukuran *bubble* semakin kecil). Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi nilai α yang besar dan β kecil memberikan hasil prediksi yang lebih akurat. Berdasarkan model trial dan error, diperoleh nilai parameter optimal yaitu $\alpha = 0,9$ dan $\beta = 0,1$ dengan MAPE 0,9997%.

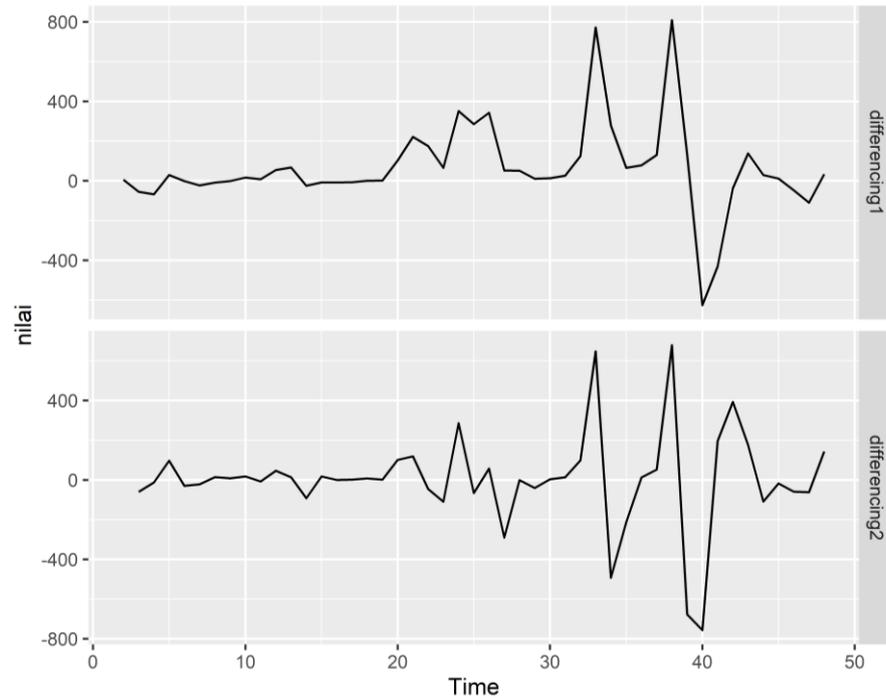
4.3. Model ARIMA

Untuk menentukan model ARMA yang sesuai dengan data, hal pertama yang dilakukan adalah mengecek stasioneritas data menggunakan plot ACF yang ditampilkan pada Gambar 4.



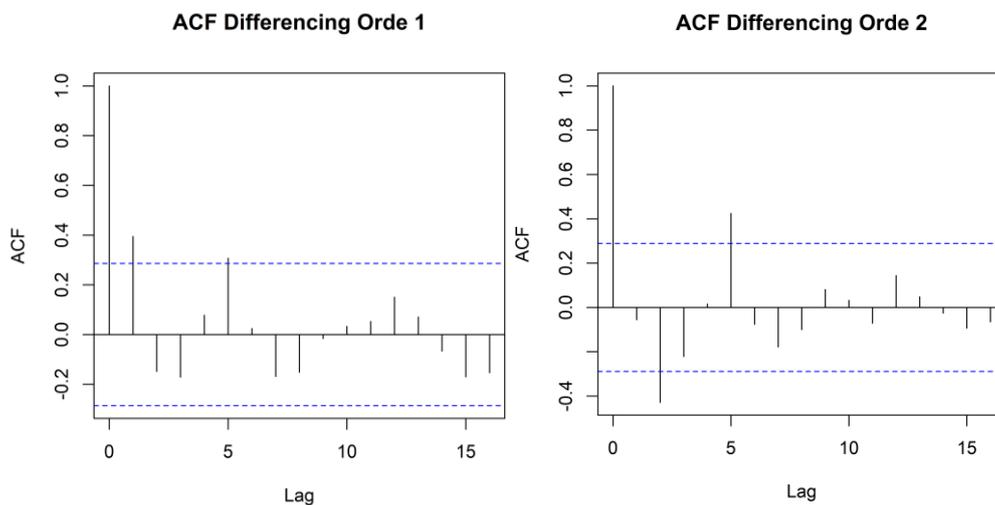
Gambar 4. Plot ACF Data Rata-rata Harga Beras di Indonesia

Plot ACF menunjukkan nilai autokorelasi turun secara lambat menuju nol dan nilai autokorelasi sampai pada lag 11 melewati batas atas interval kepercayaan 95%. Artinya, autokorelasi pada lag-lag tersebut dianggap signifikan secara statistik yang mengindikasikan bahwa data memiliki tren atau ketergantungan waktu yang kuat. Dengan demikian, data tidak stasioner dalam rata-rata. Runtun waktu tidak stasioner disebut proses $ARIMA(p, d, q)$ jika pembeda (*difference*) ke- d menghasilkan proses yang stasioner. Plot runtun waktu setelah dilakukan proses *differencing* orde pertama dan kedua ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Runtun Waktu Setelah *Differencing* Orde Pertama dan Kedua

Pada Gambar 5, setelah dilakukan differencing orde pertama, pola tren pada runtun waktu rata-rata harga beras tidak lagi terlihat, tetapi variansinya masih cukup besar. Sementara itu, pada hasil differencing orde kedua, pola tren tidak terlihat, dan data cukup heterogen. Langkah selanjutnya adalah mengecek kembali plot ACF dari data yang telah melalui proses differencing.



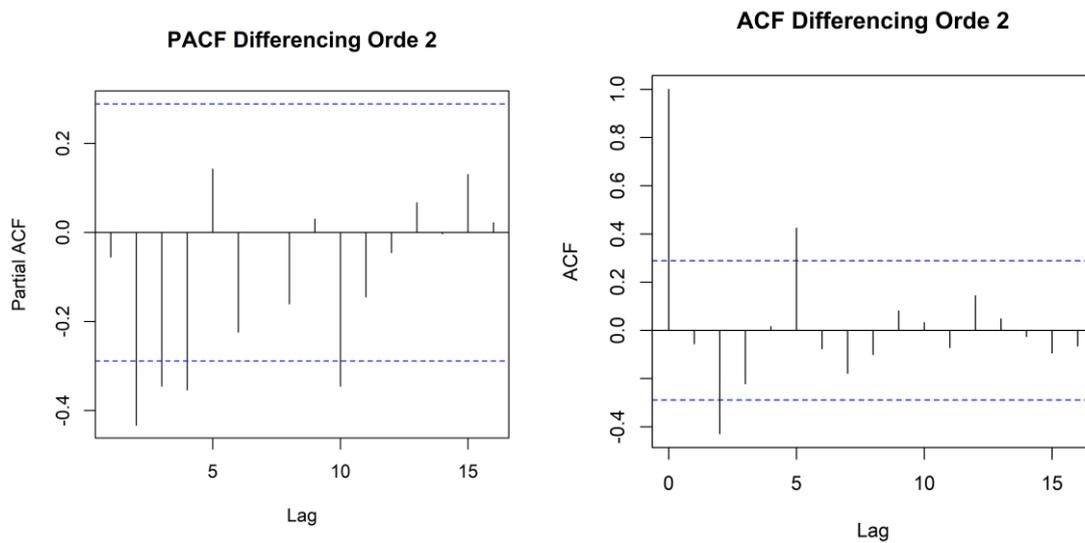
Gambar 6. Plot ACF Setelah *Differencing* Orde Pertama dan Kedua

Plot ACF pada Gambar 6 menunjukkan bahwa autokorelasi naik untuk data hasil differencing orde pertama dan kedua pada sebagai besar lag sudah cukup rendah dan tidak signifikan, ada dua nilai autokorelasi yang signifikan. Ini mengindikasikan bahwa proses differencing telah membantu menghilangkan tren, sehingga dapat dikatakan data telah stasioner dalam rata-rata. Untuk mengecek kestasioneran data dalam rata-rata dan variansi, digunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) yang hasilnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji ADF Data *Differencing*

<i>Differencing</i>	<i>P-value</i> uji ADF	Keputusan	Kesimpulan
Orde pertama	0,29	Gagal tolak H_0	Data tidak stasioner
Orde kedua	0,01	Tolak H_0	Data stasioner

Berdasarkan hasil uji ADF, differencing orde kedua menghasilkan data runtun waktu yang stasioner. Oleh karena itu, orde diferensiasi (d) dalam model ARIMA adalah 2. Untuk menentukan orde dari proses AR dan MA, digunakan plot PACF dan ACF data hasil *differencing* orde kedua yang ditampilkan pada Gambar 7.



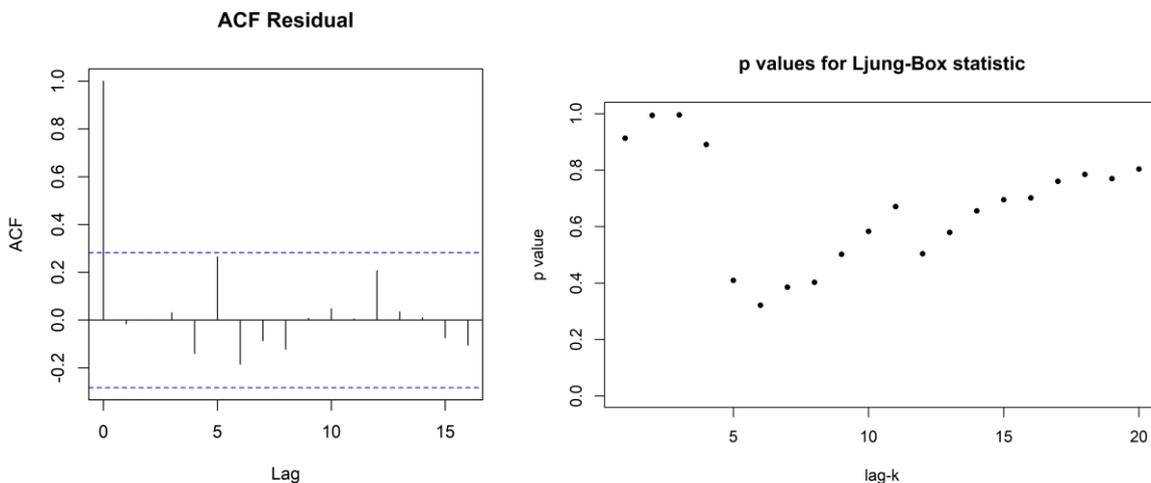
Gambar 7. Plot ACF dan PACF Data Hasil *Differencing* Orde Kedua

Plot PACF digunakan untuk identifikasi proses $AR(p)$, di mana PACF *cut off* setelah lag p . Berdasarkan Gambar 8, terlihat bahwa PACF *cut off* setelah lag 4. Dengan demikian orde untuk proses AR adalah 4. Sementara itu, plot ACF digunakan untuk identifikasi proses $MA(q)$, di mana ACF menunjukkan *cut off* pada lag 2, sehingga orde untuk proses MA adalah 2. Jadi, diperoleh model utama adalah $ARIMA(4,2,2)$. Pendugaan terhadap model lain dilakukan dengan mengombinasikan orde pada model utama atau menggunakan orde yang lebih rendah dari model utama. Dengan cara ini, diperoleh 14 kandidat model, kemudian dilakukan estimasi parameter untuk setiap model, dan uji signifikansi parameter menggunakan taraf signifikansi 5%. Hasilnya, dari 14 kandidat model, hanya lima model yang signifikan. Lima model yang signifikan dapat dilihat pada Tabel 3.

Kandidat model terbaik dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil. Berdasarkan Tabel 3, dipilih dua kandidat model terbaik, yaitu model $ARIMA(2,2,1)$ dan $ARIMA(1,2,1)$. Selanjutnya, dilakukan uji kelayakan kedua model tersebut menggunakan uji Ljung-Box untuk mengevaluasi residual. Model yang baik adalah model dengan residual yang bersifat *white noise*, yaitu tidak berpola, berdistribusi acak, dan tidak memiliki autokorelasi yang signifikan antar residu.

Tabel 3. Hasil Uji ADF Data *Differencing*

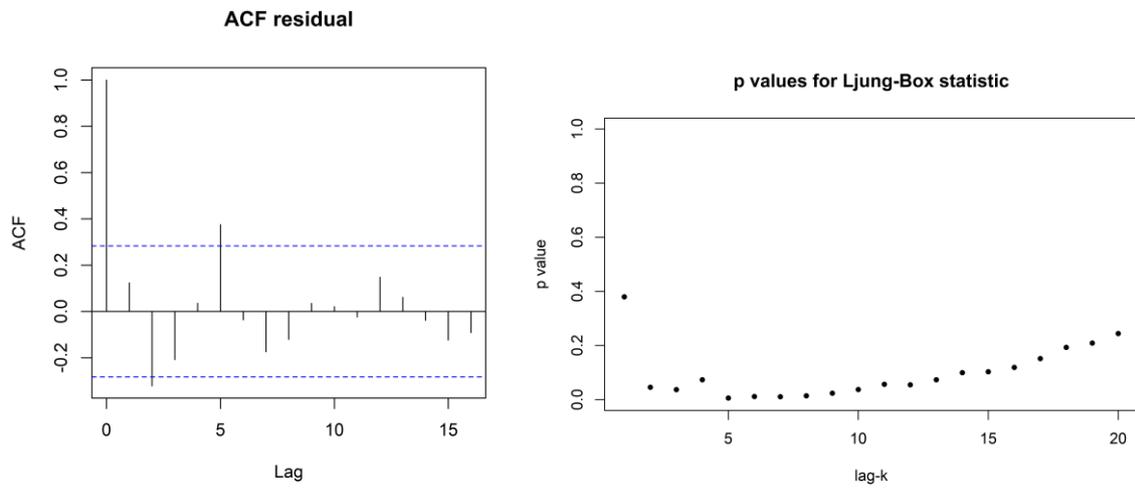
Model	Estimasi parameter	P-value	MAPE	Keterangan
ARIMA(4,2,1)	$\phi_1 = -0,972$	$1,263 \times 10^{-10}$	0,91%	Signifikan
	$\phi_2 = -0,727$	$3,768 \times 10^{-6}$		
	$\phi_3 = -0,681$	$1,418 \times 10^{-5}$		
	$\phi_4 = -0,499$	$2,867 \times 10^{-5}$		
	$\theta_1 = 0,809$	$1,080 \times 10^{-8}$		
ARIMA(4,2,0)	$\phi_1 = -0,345$	0,012	0,881%	Signifikan
	$\phi_2 = -0,603$	$4,324 \times 10^{-6}$		
	$\phi_3 = -0,405$	0,002		
	$\phi_4 = -0,330$	0,013		
ARIMA(2,2,1)	$\phi_1 = 0,453$	0,005	0,865%	Signifikan
	$\phi_2 = -0,400$	0,005		
	$\theta_1 = -0,834$	$3,398 \times 10^{-9}$		
ARIMA(1,2,1)	$\phi_1 = 0,416$	0,002	0,827%	Signifikan
	$\theta_1 = -0,999$	$2,2 \times 10^{-16}$		
ARIMA(0,2,1)	$\theta_1 = -0,835$	$2,12 \times 10^{-12}$	0,955%	Signifikan



Gambar 8. Plot Uji Kelayakan Model *ARIMA(2,2,1)*

Fungsi autokorelasi residu dari model *ARIMA(2,2,1)* pada Gambar 8 menunjukkan bahwa tidak ada korelasi yang signifikan antar residu di setiap lag, karena tidak ada nilai autokorelasi yang keluar dari batas interval kepercayaan. Nilai peluang (*p-value*) untuk uji Ljung-Box pada setiap lag lebih besar dari taraf signifikansi 5%, sehingga kesimpulannya tidak ada autokorelasi antar residu pada model. Dengan demikian, model *ARIMA(2,2,1)* layak untuk digunakan. Adapun hasil dari uji kelayakan model *ARIMA(1,2,1)* ditampilkan pada Gambar 9.

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 9, terdapat dua nilai autokorelasi yang signifikan, yaitu pada lag 2 dan 5. Selain itu, pada beberapa lag, nilai peluang dari uji Ljung-Box kurang dari 5%. Sehingga, terdapat autokorelasi yang signifikan antar residu. Dengan demikian model *ARIMA(1,2,1)* tidak layak untuk digunakan. Dari hasil uji diagnostik kedua kandidat model terbaik, diperoleh model *ARIMA(2,2,1)* sebagai model terbaik.



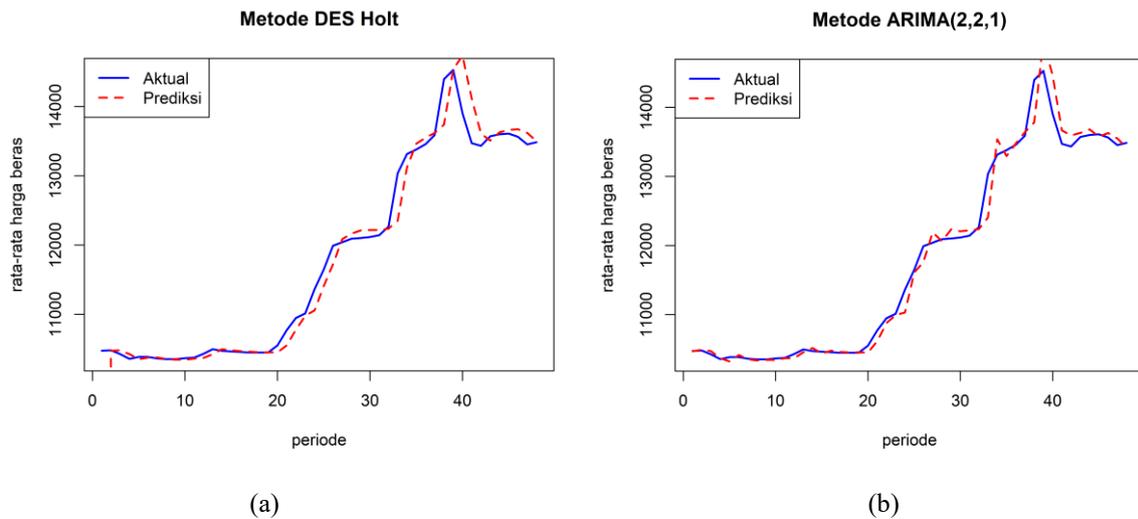
Gambar 9. Plot Uji Kelayakan Model $ARIMA(1,2,1)$

4.4. Perbandingan Model DES Holt dan ARIMA

Tingkat akurasi model DES Holt dan $ARIMA(2,2,1)$ dalam memprediksi harga beras di Indonesia disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Tingkat Akurasi Prediksi Menggunakan Model DES Holt dan ARIMA

Model	Nilai MAPE
Double exponential smoothing	0,9997%
$ARIMA(2,2,1)$	0,865%



Gambar 10. Data Aktual vs Prediksi Menggunakan (a) Model DES Holt dan (b) $ARIMA(2,2,1)$

Berdasarkan Gambar 10, prediksi harga beras di Indonesia menggunakan model DES Holt dan $ARIMA(2,2,1)$ menunjukkan hasil yang mendekati nilai aktual. Pada model DES Holt, penggunaan nilai α yang tinggi menyebabkan

model lebih responsif terhadap perubahan pola dalam data. Hal ini penting karena tren harga beras di Indonesia tidak sepenuhnya linier, sehingga model yang lebih adaptif dapat menangkap dinamika perubahan dengan lebih baik. Dari hasil evaluasi akurasi, kedua model terbukti mampu memberikan prediksi yang sangat baik, yang ditunjukkan dengan nilai MAPE kurang dari 1%. Nilai ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi sangat kecil, sehingga model dapat diandalkan dalam memperkirakan harga beras di masa mendatang.

Meskipun kedua model menunjukkan kinerja yang baik, model *ARIMA(2,2,1)* dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan DES Holt. Artinya, model ARIMA memberikan estimasi yang lebih akurat untuk memodelkan pola tren harga beras di Indonesia. Peramalan harga beras di Indonesia beberapa periode mendatang menggunakan kedua model tersebut disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Peramalan Rata-rata Harga Beras di Indonesia

Periode	Nilai Peramalan	
	Model DES Holt	Model <i>ARIMA(2, 2, 1)</i>
Januari 2025	Rp13.518	Rp13.553
Februari 2025	Rp13.548	Rp13.578
Maret 2025	Rp13.578	Rp13.571
April 2025	Rp13.608	Rp13.566
Mei 2025	Rp13.638	Rp13.575
Juni 2025	Rp13.668	Rp13.589
Juli 2025	Rp13.698	Rp13.600
Agustus 2025	Rp13.729	Rp13.607
September 2025	Rp13.759	Rp13.615
Oktober 2025	Rp13.789	Rp13.623
November 2025	Rp13.819	Rp13.632
Desember 2025	Rp13.849	Rp13.641

Kedua model memprediksi bahwa rata-rata harga beras di Indonesia sepanjang tahun 2025 berada di kisaran Rp13.000-an per kilogram setiap bulannya. Namun, hasil peramalan dengan model DES Holt cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan *ARIMA(2,2,1)*. Hal ini terjadi karena model DES Holt mengasumsikan tren dalam data akan terus berlanjut, sehingga menghasilkan prediksi harga yang lebih tinggi. Jika harga beras mengalami kenaikan terus-menerus seperti yang diproyeksikan oleh model DES Holt, maka model ini lebih sesuai untuk menggambarkan realitas pasar. Namun, jika harga beras mengalami fluktuasi atau koreksi di beberapa periode, maka model ARIMA bisa menjadi pilihan yang lebih akurat.

5. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan dua model peramalan, yaitu DES Holt dengan parameter $\alpha = 0,9$, dan $\beta = 0,1$, serta *ARIMA(2, 2, 1)*. Hasil analisis menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa yang baik dalam memprediksi harga beras di Indonesia, dengan tingkat akurasi yang tinggi. Namun, berdasarkan nilai MAPE, model *ARIMA(2, 2, 1)* lebih akurat dibandingkan DES Holt, sehingga dapat dikatakan sebagai model terbaik dalam penelitian ini. Setelah dilakukan peramalan untuk tahun 2025, diperoleh hasil bahwa model DES Holt menghasilkan prediksi harga yang cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan *ARIMA(2, 2, 1)*. Hal ini terjadi karena DES Holt lebih sensitif terhadap tren meningkat, sedangkan ARIMA cenderung lebih konservatif dalam menangkap pola perubahan harga. Dengan demikian, pemilihan model untuk peramalan harga beras harus mempertimbangkan karakteristik tren yang terjadi di pasar, apakah mengalami peningkatan terus-menerus atau memiliki pola fluktuatif.

References

- Agustine, V., Indra, Z., & Nasution, H. (2022). Implementation of Double Exponential Smoothing Holt Method in Forecasting Commercial Rice Sales in Perum Bulog Sub Divre Medan. *Zero : Jurnal Sains, Matematika, Dan Terapan*, 6(2), 53–59.

- Aminudin, R., & Putra, Y. H. (2019). Poverty Line Forecasting Model Using Double Exponential Smoothing Holt's Method. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 662(6), 062007. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/662/6/062007>
- Armaini, D., & Gunawan, E. (2016). Pengaruh produksi beras, harga beras dalam negeri dan produk domestik bruto terhadap impor beras Indonesia. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Ekonomi Pembangunan Fakultas Ekonomi dan Bisnis Unsyiah*, 1(2), 455–466.
- Aryati, A., Purnamasari, I., & Nasution, Y. N. (2021). Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia). *EKSPONENSIAL*, 11(1), 99–106.
- Badan Pusat Statistik. (2025). *Rata-rata Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar (Grosir) Indonesia*. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/Mjk1IzI=/undefined>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. (Fourth Edition). John Wiley & Sons.
- Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis with Applications in R* (Second Edition). Springer.
- Gapari, M. Z. (2021). Pengaruh Kenaikan Harga Beras terhadap Kesejahteraan Petani di Desa Sukaraja. *PENSA*, 3(1), 14–26. <https://doi.org/10.36088/pensa.v3i1.1115>
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and Business Forecasting Methods*. Butterworths Scientific.
- Manchat, A. (2024). Analisa Perbandingan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing dan Metode Double Moving Average untuk Peramalan Jumlah Penduduk Miskin Kabupaten Belu. *Seminar Nasional Sistem Informasi*.
- Mgaya, J. F. (2019). Application of ARIMA models in forecasting livestock products consumption in Tanzania. *Cogent Food & Agriculture*, 5(1).
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). *Intorduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons. Inc.
- Sukarna, & Aswi. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Makassar: Andira Publisher.
- Supriatna, A., Susanti, D., & Hertini, E. (2017). Application of Holt exponential smoothing and ARIMA method for data population in West Java. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 166, 012034. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/166/1/012034>
- Tarigan, E. D., Balqis, M. F., Hutapea, T. A., & Sihombing, D. I. (2024). Peramalan Harga Beras di Indonesia Dengan ARIMA. *Sepren: Journal of Mathematics Education and Applied*, 5(02), 117–126. <https://doi.org/10.36655/sepren.v5i02.1508>
- Thitima Booranawong & Apidet Booranawong. (2018). Double exponential smoothing and Holt-Winters methods with optimal initial values and weighting factors for forecasting lime, Thai chili and lemongrass prices in Thailand. *Engineering and Applied Science Research*, 45(1), 32–38. <https://doi.org/10.14456/EASR.2018.5>

Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (Second Edition). Pearson Addison Wesley.

Zahrunnisa, A., Nafalana, R. D., Rosyada, I. A., & Widodo, E. (2021). PERBANDINGAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING DAN ARIMA PADA PERAMALAN GARIS KEMISKINAN PROVINSI JAWA TENGAH. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 2(3), 300–314. <https://doi.org/10.46306/lb.v2i3.91>