ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 14, Nomor 2, Tahun 2025, Halaman 257 - 268
Online di : https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PERAMALAN HARGA BERAS DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *HOLT-WINTERS ADDITIVE EXPONENTIAL SMOOTHING* DENGAN OPTIMASI *GOLDEN SECTION*

Yuni Nurul Faiza [1*], Arief Rachman Hakim [2], Suparti [3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail** : yunifaiza26@gmail.com

DOI:10.14710/j.gauss.14.2.257-268

Article Info:
Received: 2024-07-17
Accepted: 2025-09-12
Available Online: 2025-09-12

Keywords:
Exponential Smoothing; Holt-Winters Additive; Golden Section; Average Price of Rice; MAPE; Forecasting.

Abstract: Rice is one of the staples that must be fulfilled to support human survival. As a result, if the price of rice is instable, it can cause a decrease in people's purchasing power. Therefore, a system is needed that can forecast rice prices to help maintain food security. This study uses the Holt-Winters Additive method because it can be used to predict time series data that has trend and seasonal patterns. The optimum parameter is found using the Golden Section optimization method that minimizes the MAPE value. The data used is the average monthly data of rice prices at the level of large trade (wholesale) Indonesia. The results showed that the data contained elements of trend and seasonality additives and obtained the best model with α= 0.999702, β= 0.059114, γ= 0.145618. The results of measuring the forecasting ability of the formed model show that the forecast results are close to the actual data and are evidenced by the MAPE out sample value of 7.006% which is include MAPE criteria < 10% so that the forecasting ability is very high. The forecast results for 2023 show that rice prices have fluctuated but the changes are not too significant.

1. PENDAHULUAN

Beras merupakan makanan utama terutama bagi mayoritas masyarakat Indonesia dengan cara diolah menjadi nasi. Oleh karena itu, padi menjadi tanaman pangan yang sangat penting di Indonesia. Hal tersebut didukung juga oleh kondisi iklim yang membuat tanaman padi dapat tumbuh dengan baik di negara ini. Pada tahun 2019, konsumsi beras penduduk Indonesia rata-rata mencapai 1,374 kg perkapita per minggu. Jumlah ini kemudian naik menjadi 1,379 kg perkapita per minggu selama pandemi. Konsumsinya terus bertambah pada tahun kedua pandemi yakni pada tahun 2021 menjadi 1,451 kg perkapita per minggu. Peningkatan jumlah konsumsi beras akan lebih baik jika diimbangi dengan peningkatan jumlah produksi beras dalam negeri. Hal ini bertujuan agar ketahanan pangan dapat terus terjaga. Indonesia saat ini mengalami masalah ketidakstabilan harga pangan khususnya beras sehingga diperlukan metode peramalan yang dapat membantu melakukan prediksi terhadap fluktuasi dimasa mendatang (Ghulam *et al*., 2022).

Metode peramalan *Ho1t-Winters Additive* merupakan salah satu metode *exponential smoothing* yang dapat digunakan sebagai metode perama1an untuk data yang mengandung *trend* dan musiman. Penelitian sebelumnya terkait prediksi menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dipublikasikan oleh Sofiana *et al*., (2020) dilakukan pada data penumpang udara di Bandara Internasional Ahmad Yani Semarang yang menyimpulkan bahwa metode ini memiliki akurasi prediksi yang tinggi karena nilai MAPE yang diperoleh sebesar 5,6441%. Metode *Holt-Winters* menggunakan tiga parameter yang digunakan untuk penghalusan yaitu α, β dan γ. Cara biasa untuk menemukan parameter optimal adalah dengan coba-coba (*trial and error*). Namun, hal itu tentu saja akan membutuhkan banyak waktu dalam mengerjakannya sehingga dalam penelitian ini digunakan metode *Golden Section* da1am pencarian parameter optimum.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Definisi peramalan menurut Heizer dan Render (2011:136) adalah seni dan ilmu untuk memprediksi kejadian di masa mendatang. Menurut Makridakis *et al.* (1999) terdapat beberapa langkah-langkah yang harus dilakukan dalam peramalan untuk mendapatkan hasil peramalan yang berkualitas adalah:

1. Analisis data masa lalu.
2. Tentukan metode yang akan digunakan.
3. Proyeksikan data masa lalu menggunakan metode yang dipilih.

Langkah pertama dalam proses peramalan (*forecasting*) adalah mengidentifikasi pola data. Identifikasi pola data digunakan untuk menentukan metode peramalan yang cocok sehingaa akan menghasilkan nilai *error* yang kecil. Syarat yang perlu dipenuhi dalam melakukan peramalan menggunakan metode *Holt-Winters Additive* adalah pola data memiliki *trend* dan mengandung musiman tetap.

Pola *trend* merupakan suatu Gerakan atau kecenderungan naik turunnya data dalam jangka panjang yang diperoleh dari rata-rata perubahan dari waktu ke waktu. Pola *trend* dapat diidentifikasi dengan melakukan pengujian baik secara visual maupun formal. Secara visual pola *trend* data dideteksi menggunakan *time series plot* dan *trend analysis plot*. Data runtun waktu (*time series*) yang tidak stasioner maka dinyatakan mengandung unsur *trend*. Sedangkan pengujian formal untuk mengetahui ada tidaknya sebuah *trend* dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller*. Suatu data yang menunjukkan ketidakstasioneran dalam *mean* berarti data tersebut mengandung *trend*. Persamaan *Augmented Dickey Fuller* sebagai berikut:

$$\Delta(Y_t) = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \Delta Y_{t-i} + a_t \qquad (1)$$

dengan a_t adalah residual, $\delta = \rho - 1$ dan $\Delta Y_{t-i} = (Y_{t-i} - Y_{t-(i-1)})$.

Langkah-langkah pengujian *unit root* dengan *Augmented Dickey Fuller* Adalah sebagai berikut:

1. Menentukan hipotesis pengujian, yaitu:
   $H_0 : \delta = 0$ (Y_t mengandung *unit root* atau data tidak stasioner)
   $H_1 : \delta < 0$ (Y_t tidak mengandung *unit root* atau data stasioner)
2. Statistik uji yang digunakan sebagai berikut:
   $$t = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$$
   dengan
   $$se(\hat{\delta}) = \sqrt{\frac{\sigma^2}{\sum_{t=2}^{n}(Y_{t-1} - \bar{Y}_{t-1})}}$$
3. Kriteria uji yang digunakan yaitu menolak H_0 apabila nilai statistik uji (t) > *critical values Dickey-Fuller* atau *P-value* < α.

Selanjutnya identifikasi pola yang perlu dilakukan pengecekan yaitu pola musiman. Pada analisis *time series* dapat dilakukan dengan teknik dekomposisi data. Dekomposisi *time series* artinya mengurai data *times series* dengan tujuan membagi data deret waktu menjadi beberapa pola dan mengidentifikasi setiap komponen secara terpisah untuk membantu menentukan metode peramalan yang sesuai dengan pola *trend* dan efek musiman yang ada (Lestari *et al*., 2020). Dalam kasus khusus, data yang memuat *trend* dan musiman dapat diselesaikan dengan menggunakan metode *Holt-Winters*. Metode *Holt-Winters* menggunakan tiga parameter penghalusan yakni α, β dan γ. Metode ini dibagi menjadi dua model yaitu model *Holt-Winters Additive* dan model *Holt-Winters* Multiplikatif. Akan tetapi dalam penelitian ini model yang digunakan yakni model aditif.

Metode *Holt-Winters Additive* digunakan ketika variasi data musiman dari data deret waktu konstan (Suhartono, 2008). Persamaan untuk model aditif sebagai berikut :

- Pemulusan Level
  $$L_t = \alpha Y_t - S_{t-s} + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2)$$
- Pemulusan *Trend*
  $$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad (3)$$
- Pemulusan Musiman
  $$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (4)$$
- Peramalan untuk *m* waktu
  $$F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (5)$$

Keterangan :
L_t : nilai penghalusan level pada periode t
b_t : nilai penghalusan *trend* pada periode t
S_t : nilai penghalusan musiman pada periode t
Y_t : nilai aktual pada periode ke-t
F_{t+m} : nilai peramalan pada periode t + m
s : Panjang musiman
m : Panjang waktu peramalan
t : 1,2, …,n
α : konstanta penghalusan untuk level (keseluruhan)
β : konstanta penghalusan untuk *trend*
γ : konstanta penghalusan untuk musiman

Proses inisialisasi dalam metode *Holt-Winters* membutuhkan nilai awal untuk memuluskan leve1, *trend* dan musiman. Nilai awal konstanta pemulusan leve1 diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata periode pertama sehingga :
$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \cdots + Y_s) \quad (6)$$
Inisialisasi *trend* digunakan data lengkap selama 2 periode (Al Qarani *et al*., 2018) sehingga persamaan yang digunakan:
$$b_s = \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} \quad (7)$$
Proses inisialisasi musiman untuk metode aditif dirumuskan sebagai berikut:
$$S_1 = Y_1 - L_s \;\; S_2 = Y_2 - L_s \;\; \ldots \quad S_t = Y_t - L_s \quad (8)$$
Pada pendahuluan dijelaskan bahwa penentuan parameter dapat dilakukan dengan *trial and error* namun membutuhkan banyak waktu sehingga dalam penelitian ini digunakan metode optimasi *Golden Section* untuk membantu proses optimasi. Umumnya, algoritma *Golden Section* digunakan untuk menyelesaikan pemrograman *non-linier* univariat. Kemudian, menurut Ai (2002), sebagai pengembangan dari algoritma *Golden Section* yang hanya menyelesaikan NLP *(Non-Linier Programming)* dengan satu variabel (x) maka dirancang sebuah metode yang dapat menyelesaikan permasalahan multivariat. Bentuk umum dari NLP *(Non-Linier Programming)* yang dimaksud adalah :

Maksimasi atau minimasi	:	$f(x_1, x_2, x_3, \ldots, x_n)$
Dengan kendala	:	$a_1 \le x_1 \le d_1$
		$a_2 \le x_2 \le d_2$

.
.
.

$$a_n \leq x_n \leq d_n$$

Proses penyelesaian *Golden Section* dalam metode *Holt-Winters* dapat dirumuskan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Tetapkan nilai awa1 batas bawah a_1, a_2 dan $a_3=0$ dan batas atas d_1, d_2 dan $d_3 = 1$, serta nilai toleransi yaitu ε.
2. Menetapkan nilai *Golden Ratio* (r) = 0,6180340.
3. Menghitung nilai awal
   $\alpha_1 = ra_1 + (1-r)d_1$
   $\beta_1 = ra_2 + (1-r)d_2$
   $\gamma_1 = ra_3 + (1-r)d_3$
   $\alpha_2 = a_1 + d_1 - \alpha_1$
   $\beta_2 = a_2 + d_2 - \beta_1$
   $\gamma_2 = a_3 + d_3 - \gamma_1$
4. Menghitung nilai fungsi f(x) yang merupakan nilai MAPE dari masing-masing kombinasi **b** → $(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1)$ dan **c** → $(\alpha_2, \beta_2, \gamma_2)$ yang kemudian disubstitusikan sebagai α, β, γ pada persamaan *Holt-Winters Additive*. Kombinasi yang terbentuk yaitu $f(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1)$, $f(\alpha_1, \beta_1, \gamma_2)$, $f(\alpha_1, \beta_2, \gamma_1)$, $f(\alpha_1, \beta_2, \gamma_2)$, $f(\alpha_2, \beta_1, \gamma_1)$, $f(\alpha_2, \beta_1, \gamma_2)$, $f(\alpha_2, \beta_2, \gamma_1)$, $f(\alpha_2, \beta_2, \gamma_2)$.
5. Mencari f(x) yang memiliki nilai maksimum
6. Mengurangi batas interval dengan menentukan harga α, β, γ yang baru berdasarkan pada harga f(x) sesuai dengan algoritma pembaharuan interva1 dari 8 kombinasi pada metode *Golden Section* dalam *Holt-Winters.*
7. Ulangi langkah 4, 5 dan 6 hingga kondisi $d_1–a_1 \leq \varepsilon$, $d_2–a_2 \leq \varepsilon$ dan $d_3 – a_3 \leq \varepsilon$ terpenuhi.
8. Apabila syarat no. 7 telah terpenuhi, selanjutnya mencari f(x) yang memiliki nilai paling minimum dari kombinasi **b** → $(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1)$ dan **c** → $(\alpha_2, \beta_2, \gamma_2)$
9. Menentukan hasil α, β, γ yang optimal berdasarkan nilai f(x) yang paling minimum

Algoritma pembaharuan interval dari 8 kombinasi dapat dituliskan sebagai berikut:

- Jika $f(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1)$ adalah nilai maksimal, maka:
  - a_1 baru = α_1 lama
  - α_1 baru = α_2 lama
  - d_1 baru = d_1 lama
  - α_2 baru = a_1 baru + d_1 baru – α_1 baru
  - a_2 baru = β_1 lama
  - β_1 baru = β_2 lama
  - d_2 baru = d_2 lama
  - β_2 baru = a_2 baru + d_2 baru – β_1 baru
  - a_3 baru = γ_1 lama
  - γ_1 baru = γ_2 lama
  - d_3 baru = d_3 lama
  - γ_2 baru = a_3 baru + d_3 baru – γ_1 baru

- Jika $f(\alpha_1, \beta_1, \gamma_2)$ adalah nilai maksimal, maka:
  - a_1 baru = α_1 lama
  - α_1 baru = α_2 lama

- d_1 baru = d_1 lama
- α_2 baru = a_1 baru + d_1 baru – α_1 baru
- a_2 baru = β_1 lama
- β_1 baru = β_2 lama
- d_2 baru = d_2 lama
- β_2 baru = a_2 baru + d_2 baru – β_1 baru
- d_3 baru = γ_2 lama
- γ_2 baru = γ_1 lama
- a_3 baru = a_3 lama
- γ_1 baru = r*a_3 baru + (1-r)*d_3 baru

- Jika f(α_1, β_2, γ_1) adalah nilai maksimal, maka:
  - a_1 baru = $\alpha_1$lama
  - α_1 baru = α_2 lama
  - d_1 baru = d_1 lama
  - α_2 baru = a_1 baru + d_1 baru – α_1 baru
  - d_2 baru = β_2 lama
  - β_2 baru = β_1 lama
  - a_2 baru = a_2 lama
  - β_1 baru = r*a_2 baru + (1-r)*d_2 baru
  - a_3 baru = γ_1 lama
  - γ_1 baru = γ_2 lama
  - d_3 baru = d_3 lama
  - γ_2 baru = a_3 baru + d_3 baru – γ_1 baru
- Jika f(α_1, β_2, γ_2) adalah nilai maksimal, maka:
  - a_1 baru = $\alpha_1$lama
  - α_1 baru = α_2 lama
  - d_1 baru = d_1 lama
  - α_2 baru = a_1 baru + d_1 baru – α_1 baru
  - d_2 baru = β_2 lama
  - β_2 baru = β_1 lama
  - a_2 baru = a_2 lama
  - β_1 baru = r*a_2 baru + (1-r)*d_2 baru
  - d_3 baru = γ_2 lama
  - γ_2 baru = γ_1 lama
  - a_3 baru = a_3 lama
  - γ_1 baru = r*a_3 baru + (1-r)*d_3 baru
- Jika f(α_2, β_1, γ_1) adalah nilai maksimal, maka:
  - d_1 baru = α_2 lama
  - α_2 baru = α_1 lama
  - a_1 baru = a_1 lama
  - α_1 baru = r*a_1 baru + (1-r)*d_1 baru
  - a_2 baru = β_1 lama
  - β_1 baru = β_2 lama
  - d_2 baru = d_2 lama
  - β_2 baru = a_2 baru + d_2 baru – β_1 baru
  - a_3 baru = γ_1 lama

- γ_1 baru = γ_2 lama
- d_3 baru = d_3 lama
- γ_2 baru = a_3 baru + d_3 baru – γ_1 baru

\- Jika $f(\alpha_2, \beta_1, \gamma_2)$ adalah nilai maksimal, maka:

- d_1 baru = α_2 lama
- α_2 baru = α_1 lama
- a_1 baru = a_1 lama
- α_1 baru = r*a_1 baru + (1-r)*d_1 baru
- a_2 baru = β_1 lama
- β_1 baru = β_2 lama
- d_2 baru = d_2 lama
- β_2 baru = a_2 baru + d_2 baru – β_1 baru
- d_3 baru = γ_2 lama
- γ_2 baru = γ_1 lama
- a_3 baru = a_3 lama
- γ_1 baru = r*a_3 baru + (1-r)*d_3 baru

\- Jika $f(\alpha_2, \beta_2, \gamma_1)$ adalah nilai maksimal, maka:

- d_1 baru = α_2 lama
- α_2 baru = α_1 lama
- a_1 baru = a_1 lama
- α_1 baru = r*a_1 baru + (1-r)*d_1 baru
- d_2 baru = β_2 lama
- β_2 baru = β_1 lama
- a_2 baru = a_2 lama
- β_1 baru = r*a_2 baru + (1-r)*d_2 baru
- a_3 baru = γ_1 lama
- γ_1 baru = γ_2 lama
- d_3 baru = d_3 lama
- γ_2 baru = a_3 baru + d_3 baru – γ_1 baru

\- Jika $f(\alpha_2, \beta_2, \gamma_2)$ adalah nilai maksimal, maka:

- d_1 baru = α_2 lama
- α_2 baru = α_1 lama
- a_1 baru = a_1 lama
- α_1 baru = r*a_1 baru + (1-r)*d_1 baru
- d_2 baru = β_2 lama
- β_2 baru = β_1 lama
- a_2 baru = a_2 lama
- β_1 baru = r*a_2 baru + (1-r)*d_2 baru
- d_3 baru = γ_2 lama
- γ_2 baru = γ_1 lama
- a_3 baru = a_3 lama
- γ_1 baru = r*a_3 baru + (1-r)*d_3 baru

Evaluasi kinerja dari suatu model peramalan dapat dilakukan dengan melihat keakuratan dari hasil ramalan yang didapatkan. Banyak metode yang dapat digunakan untuk mengukur keakuratan peramalan, diantaranya adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - F_t}{Y_t}\right| \times 100\% \quad (9)$$

Keterangan :
$MAPE$: persentase nilai rata-rata kesalahan absolut
n : banyak data
Y_t : nilai data aktua1 periode t
F_t : nilai peramalan periode t

Menurut Chang *et al*., (2007), interpretasi nilai MAPE untuk mengukur ketepatan model antara lain:

Tabel 1. Interpretasi Nilai MAPE

MAPE	Kriteria
MAPE < 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10% ≤ MAPE < 20%	Kemampuan peramalan baik
20% ≤ MAPE < 50%	Kemampuan peramalan cukup baik
MAPE ≥ 50%	Kemampuan peramalan buruk

3. METODE PENELITIAN

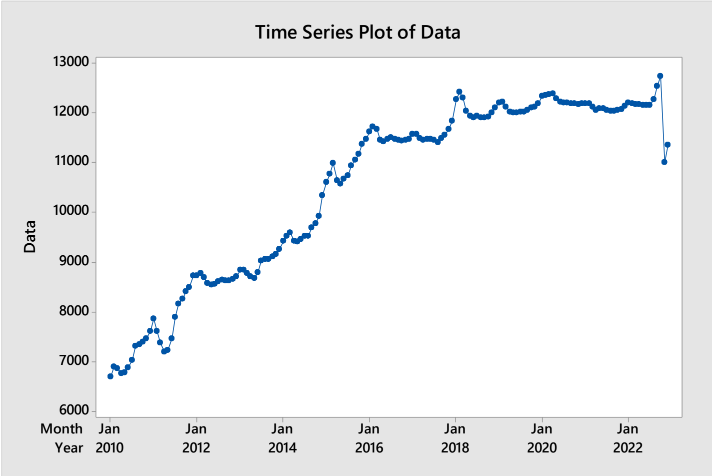
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data rata-rata harga beras kualitas medium di tingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia periode dari Januari 2010 sampai dengan Desember 2022 atau data selama 13 tahun (*n = 156*). Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian yaitu 144 sampe1 data *training* dan 12 sampe1 data *testing*. Metode analisis data yang digunakan yaitu *Exponential Smoothing Holt-Winters Additive* dengan metode Optimasi *Golden Section*. Alat bantu seperti perangkat lunak *Microsoft Excel*, *RStudio*, *Minitab* dan *Eviews* digunakan untuk pemrosesan.

Langkah-langkah untuk menganalisis masalah dalam penelitian ini sebagai berikut :

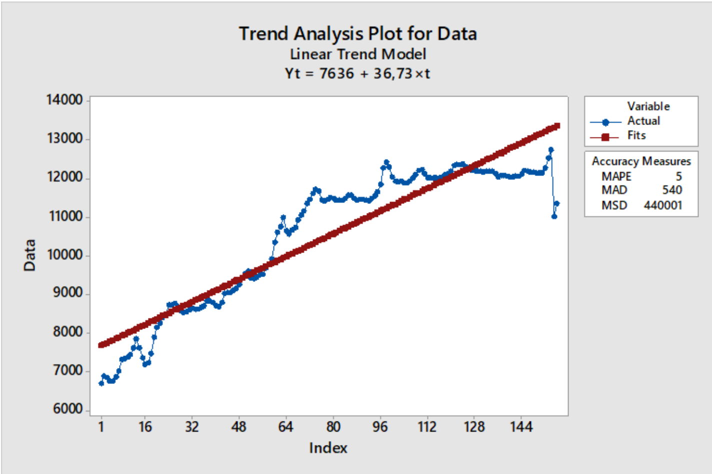
1. Mengumpulkan data sekunder (data bulanan rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia) dari Badan Pusat Statistik (BPS).
2. Menampilkan plot *time series* menggunakan software *Minitab*
3. Identifikasi pola *trend* dengan *trend analysis plot* menggunakan *Minitab* dan uji *Augmented Dickey-Fuller* menggunakan software *Eviews.*
4. Identifikasi pola musiman dengan melakukan dekomposisi plot *time series* dengan bantuan software *RStudio* untuk identifikasi pola musiman.
5. Membagi data menjadi 2 bagian yaitu *in sample* (n=144) dan *out sample* (n=12).
6. Mencari nilai parameter α, β, γ optimum dengan metode *Golden Section* menggunakan data *in sample* serta nilai *treshold error* yang digunakan (ε_1 = 0,001 dan ε_2 = 0,00001).
7. Membentuk model *Holt-Winters Additive* berdasarkan nilai parameter α, β, γ optimum dari ε_1 = 0,001 dan ε_2 = 0,00001.
8. Memilih model terbaik dengan pertimbangan nilai MAPE dan jumlah iterasi.
9. Menghitung tingkat akurasi model terbaik dengan menggunakan data *out sample / testing* untuk mengetahui model yang terpilih cocok digunakan untuk peramalan atau tidak.
10. Melakukan peramalan untuk periode selanjutnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data rata-rata harga beras di tingkat grosir Indonesia periode Januari 2010 sampai Desember 2022 mempunyai rata-rata sebesar Rp10.519 dengan harga beras tertinggi pada bulan Oktober 2022 dan harga beras terendah pada bulan Januari 2010. Selanjutnya pengecekan pola data *trend* dan musiman dilakukan dengan bantuan software Minitab dan *RStudio*. Hasil identifikasi pola *trend* ditunjukkan oleh Gambar 1.



(i)



(ii)

Gambar 1. *Time Series Plot* (i) dan *Trend Analysis Plot* (ii)

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa plot-plot dari data rata-rata harga beras di tingkat grosir Indonesia membentuk *trend* naik atau dapat dikatakan bahwa data tersebut tidak stasioner dalam rata-rata hitung. Begitu juga dengan pengecekan secara formal dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller (ADF test)* menggunakan software *Eviews* diperoleh output berikut ini:

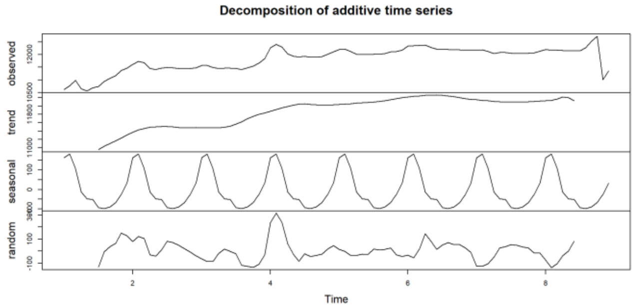
Null Hypothesis: DATA has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.363931	0.1537
Test critical values:	1% level	-3.472813	
	5% level	-2.880088	
	10% level	-2.576739	

Gambar 2. Output *Augmented Dickey Fuller Test*

Pada taraf signifikansi = 5%, H_0 diterima karena nilai Prob (0,1537) > 0,05 sehingga disimpulkan bahwa terdapat *unit roots* atau dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata hitung (memiliki kecenderungan/*trend*).

Setelah identifikasi pola *trend* selesai dilakukan, langkah selanjutnya yaitu pengecekan pola musiman yang terbentuk pada data penelitian dengan cara men-*decompose* data menggunakan bantuan software *RStudio*.



Gambar 3. Dekomposisi Plot

Gambar 3 menunjukkan hasil uji *trend* serta musiman dengan metode dekomposisi pada data rata-rata harga beras di tingkat grosir Indonesia menggunakan sintaks `decompose` pada program *RStudio* yang memberikan hasil bahwa data mengandung unsur *trend* yang cenderung naik dan memiliki bentuk pola musiman atau aditif. Oleh karena itu, metode *Holt-Winters* dapat diterapkan untuk data rata-rata harga beras. Langkah awal dalam proses pemulusan yaitu penentuan nilai awal. Berikut ini merupakan perhitungan inisialisasi nilai awal untuk pemulusan.

1. Ni1ai awal *smoothing* leve1

   Perhitungan nilai *smoothing* 1evel menggunakan persamaan (6)

   $L_s \ = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \cdots + Y_s)$

   $L_{12} = \frac{1}{12}(6702{,}4 + 6887{,}83 + \cdots + 7617{,}46)$

   $L_{12} = \frac{1}{12}(85011{,}5)$

   $L_{12} = 7084{,}2917$

   Nilai awal *smoothing* 1evel yang diperoleh adalah $L_{12} = 7084{,}2917$
2. Nilai awal *smoothing trend*

   Perhitungan nilai awal *smoothing trend* menggunakan persamaan (7)

   $b_s = \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s}$

   $b_{12} = \frac{Y_{12+1} - Y_1}{12}$

   $b_{12} = \frac{Y_{13} - Y_1}{12}$

   $b_{12} = \frac{7853{,}48 - 6702{,}49}{12}$

   $b_{12} = 95{,}9158$

   Ni1ai awal *smoothing trend* yang diperoleh adalah $b_{12} = 95{,}9158$.
3. Nilai awal *smoothing* musiman aditif

   Perhitungan nilai awa1 *smoothing* musiman untuk model aditif menggunakan persamaan (8)

   $S_t = Y_t - L_s$

   $S_1 = Y_1 - L_{12} = 6702{,}49 - 7084{,}2917 = -381{,}8017$

   $S_2 = Y_2 - L_{12} = 6887{,}83 - 7084{,}2917 = -196{,}4617$

   $S_3 = Y_3 - L_{12} = 6853{,}78 - 7084{,}2917 = -230{,}5117$

   $S_4 = Y_4 - L_{12} = 6761{,}49 - 7084{,}2917 = -322{,}8017$

   $S_5 = Y_5 - L_{12} = 6772{,}46 - 7084{,}2917 = -311{,}8317$

   $S_6 = Y_6 - L_{12} = 6873{,}45 - 7084{,}2917 = -210{,}8417$

$S_7 = Y_7 - L_{12} = 7025{,}88 - 7084{,}2917 = -58{,}4117$
$S_8 = Y_8 - L_{12} = 7317{,}51 - 7084{,}2917 = 233{,}2183$
$S_9 = Y_9 - L_{12} = 7350{,}8 - 7084{,}2917 = 266{,}5083$
$S_{10} = Y_{10} - L_{12} = 7391{,}27 - 7084{,}2917 = 306{,}9783$
$S_{11} = Y_{11} - L_{12} = 7457{,}08 - 7084{,}2917 = 372{,}7883$
$S_{12} = Y_{12} - L_{12} = 7617{,}46 - 7084{,}2917 = 533{,}1683$

Proses perhitungan untuk pencarian parameter yang optimum dilakukan secara iteratif hingga memenuhi syarat $d - a \leq treshold\ error$. Dalam penelitian ini akan digunakan dua nilai *threshold error* yaitu $\varepsilon_1 = 0{,}001$ dan $\varepsilon_2 = 0{,}00001$. Hasil keseluruhan dari proses iterasi disajikan pada Tabe1 2 dan Tabe1 3.

Tabe1 2. Hasi1 Optimasi Parameter *Holt-Winters Additive* untuk ε =0,001

Iterasi	α_1	α_2	β_1	β_2	γ_1	γ_2
1	0,381966	0,618034	0,381966	0,618034	0,381966	0,618034
2	0,618034	0,763932	0,236068	0,381966	0,236068	0,381966
3	0,763932	0,854102	0,145898	0,236068	0,145898	0,236068
4	0,854102	0,909830	0,090170	0,145898	0,090170	0,145898
5	0,909830	0,944272	0,055728	0,090170	0,055728	0,090170
6	0,944272	0,965558	0,034442	0,055728	0,090170	0,111456
7	0,965558	0,978714	0,055728	0,068884	0,111456	0,124612
8	0,978714	0,986844	0,047597	0,055728	0,124612	0,132742
9	0,986844	0,991870	0,055728	0,060753	0,132742	0,137767
10	0,991870	0,994974	0,060753	0,063859	0,137767	0,140873
11	0,994974	0,996896	0,058834	0,060753	0,140873	0,142792
12	0,996896	0,998078	0,060753	0,061939	0,142792	0,143979
13	0,998078	0,998818	0,060020	0,060753	0,143979	0,144712
14	0,998818	0,999260	0,059567	0,060020	0,144712	0,145165
15	0,999260	0,999558	0,059287	0,059567	0,145165	0,145445
16	0,999558	0,999702	0,059114	0,059287	0,145445	0,145618

Tabel 3. Hasil Optimasi Parameter *Holt-Winters Additive* untuk ε =0,00001

Iterasi	α_1	α_2	β_1	β_2	γ_1	γ_2
1	0,381966	0,618034	0,381966	0,618034	0,381966	0,618034
2	0,618034	0,763932	0,236068	0,381966	0,236068	0,381966
3	0,763932	0,854102	0,145898	0,236068	0,145898	0,236068
4	0,854102	0,909830	0,090170	0,145898	0,090170	0,145898
5	0,909830	0,944272	0,055728	0,090170	0,055728	0,090170
….	….	….	….	….	….	….
17	0,999702	0,999856	0,059007	0,059114	0,145618	0,145726
18	0,999856	0,999846	0,058941	0,059007	0,145726	0,145790
19	0,999757	0,999856	0,058900	0,058941	0,145790	0,145834
20	0,999856	0,999747	0,058941	0,058966	0,145834	0,145855
21	0,999753	0,999856	0,058925	0,058941	0,145855	0,145877
22	0,999856	0,999644	0,058915	0,058925	0,145877	0,145876
23	0,999712	0,999856	0,058909	0,058915	0,145863	0,145877
24	0,999856	0,999500	0,058915	0,058919	0,145877	0,145861
25	0,999631	0,999856	0,058913	0,058915	0,145862	0,145877

Pengukuran nilai akurasi dengan menggunakan nilai α, β dan γ yang optimal dengan dua *treshold error* (ε_1 =0,001 dan ε_2 =0,00001) diperoleh nilai MAPE seperti disajikan oleh Tabe1 4.

Tabel 4. Perbandingan Nilai MAPE *In Sample*

E	α	β	γ	MAPE *in sample*
0,001	0,999702	0,059114	0,145618	1,9986%
0,00001	0,999856	0,058915	0,145877	1,9985%

Berdasarkan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa nilai MAPE yang diperoleh dari kedua nilai *treshold error* tersebut masih berada dalam kriteria yang sama yaitu (MAPE < 10%, tergolong kemampuan peramalan sangat baik) sehingga parameter yang dipilih ditentukan berdasarkan iterasi yang 1ebih sedikit (Al Qarani *et al*., 2018). Oleh karena itu, parameter yang digunakan pemodelan *Holt-Winters Additive Exponential Smoothing* adalah α = 0,999702, β = 0,059114 , γ = 0,145618 dengan ε_1 =0,001 sehingga didapat model terbaik:

$$L_t = 0{,}999702Y_t - S_{t-s} + (1 - 0{,}999702)(L_{t-1} + b_{t-1})$$
$$b_t = 0{,}059114(L_t - L_{t-1}) + (1 - 0{,}059114)b_{t-1}$$
$$S_t = 0{,}145618(Y_t - L_t) + (1 - 0{,}145618)S_{t-s}$$

Setelah mendapatkan model terbaik, perlu dilakukan pengukuran akurasi dengan membandingkan hasil peramalan dengan data *out sample*-nya.

Tabel 5.MAPE *Out Sample*

Periode	Aktual	Ramalan	$\left\lvert\frac{Y_t - F_t}{Y_t}\right\rvert \times 100\%$
Januari 2022	12210,86	11192,9154	8,336%
Februari 2022	12182,07	11351,6379	6,817%
Maret 2022	12172,49	11291,5567	7,237%
April 2022	12164,2	11173,1170	8,148%
Mei 2022	12155	11158,0112	8,202%
Juni 2022	12156	11232,9528	7,593%
Juli 2022	12155	11359,3618	6,546%
Agustus 2022	12276	11624,9594	5,303%
September 2022	12533	11632,3082	7,187%
Oktober 2022	12736	11646,7109	8,553%
November 2022	11012	11686,4576	6,125%
Desember 2022	11363	11820,8064	4,029%
Total			84,076%

$$MAPE = \frac{1}{12} \times 84{,}076\%$$
$$= 7{,}006\% \approx 7\%$$

Berdasarkan hasil pengukuran tingkat akurasi tersebut diperoleh nilai MAPE sebesar $7{,}006\% \approx 7\%$ masuk kriteria MAPE < 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa kemampuan peramalan dari model *Holt-Winters Additive Exponential Smoothing* yang terbentuk sangat baik. Selanjutnya dapat dilakukan perhitungan peramalan untuk 12 periode selanjutnya seperti yang sudah disajikan pada Tabe1 6.

Tabel 6. Hasil Ramalan untuk Tahun 2023

Periode	Ramalan	Periode	Ramalan
Januari 2023	10879,84	Juli 2023	11046,28
Februari 2023	11038,56	Agustus 2023	11311,88
Maret 2023	10978,48	September 2023	11319,23
April 2023	10860,04	Oktober 2023	11333,63
Mei 2023	10844,93	November 2023	11373,38
Juni 2023	10919,87	Desember 2023	11507,73

5. KESIMPULAN

Rata-rata harga beras ditingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia dari Januari 2010 hingga Desember 2022 menunjukkan pola *trend* naik dan terdapat musiman aditif. Berdasarkan perhitungan optimasi parameter menggunakan metode optimasi *Golden Section* diperoleh parameter optimal yaitu $\alpha = 0{,}999702$; $\beta = 0{,}059114$; $\gamma = 0{,}145618$ dengan nilai MAPE *in sample* 1,9986%. Model terbaik memberikan nilai peramalan yang mendekati data sebenarnya, karena diketahui nilai MAPE *out sample* nya sebesar 7,006%. Nilai MAPE tersebut masuk kategori MAPE < 10%, hal ini menunjukkan bahwa kemampuan peramalan dengan model *Holt-Winters Additive* yang terbentuk sangat baik. Peramalan harga beras di tahun 2023 menunjukkan adanya fluktuasi tetapi perubahannya tidak terlalu signifikan. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pemerintah, petani serta masyarakat untuk bersinergi menjaga kestabilan harga beras di Indonesia sehingga ketahanan pangan dapat terjamin di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

[BPS] Badan Pusat Statistik. 2023. *Harga Perdagangan Besar*. https://www.bps.go.id/subject/20/harga-perdagangan-besar.html. Diakses : 19 Desember 2022.

Ai, T.J. 2002. *Penyelesaian NonLinier Programming dengan Kendala Menggunakan Modifikasi Golden Section*. Jurnal Teknologi Industri Vol. 6, No. 1.

Al Qarani, M. A. 2018. *Pengembangan Estimasi Parameter Pada Metode Exponential Smoothing Holt-Winters Additive Menggunakan Metode Optimasi Golden Section (Studi Kasus: Wisatawan Mancanegara yang Menggunakan Jasa Akomodasi di DIY)*. Jurnal Gaussian Vol. 7, No. 4 : Hal. 348–360.

Aryati, A., Purnamasari, I., dan Nasution, Y. N. 2020. *Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia)*. Jurnal Eksponensial Vol. 11, No. 1 : Hal. 99–106.

Chang, P., Wang, & Liu, C. 2007. *The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting*. Journal Expert System with Applications Vol.32, No. 1 : Hal.86–96.

Ghulam, B., Shidiq, A., Furqon, M. T., dan Muflikhah, L. 2022. *Prediksi Harga Beras Menggunakan Metode Least Square*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer Vol. 6, No. 3 : Hal. 1149–1154.

Heizer, J., dan Render, B. 2011. *Operations management global Edition 10th edition*. *Pearson Education, Inc* (p. 890).

Lestari, S., Ahmar, A. S., dan Ruliana, R. 2020. *Eksplorasi Metode Triple Exponential Smoothing Pada Peramalan Jumlah Penggunaan Air Bersih di PDAM Kota Makassar*. Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research Vol. 2, No. 3 : Hal. 128.

Mahkya, D., Yasin, H., dan Mukid, M. 2014. *Aplikasi Metode Golden Section Untuk Optimasi Parameter Pada Metode Exponential Smoothing*. Jurnal Gaussian Vol. 3, No. 4.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V. E. 1999. *Metode dan aplikasi peramalan*. Jakarta: Erlangga.

Sofiana, S., Suparti, Hakim, A. R., & Triutami, I. 2020. *Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Di Bandara Internasional Ahmad Yani Dengan Metode Holt Winter'S Exponential Smoothing Dan Metode Exponential Emoothing Event Based*. Jurnal Gaussian Vol.9, No. 4 : Hal.535–545. 8

Suhartono. 2008. *Analisis Data Statistik dengan R*. Surabaya: Lab. Statistik Komputasi ITS.