

PENERAPAN HOLT-WINTERS UNTUK PERAMALAN HARGA BERAS DI PROVINSI JAWA TIMUR DENGAN PENDEKATAN TIME SERIES

Frisda Dita Isnaini^{1*}, Yisti Vita Via², Eka Prakarsa Mandyartha³

^{1,2,3}Informatika; Fakultas Ilmu Komputer; Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur; Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Jawa Timur; 0318706369/0318706372

Received: 12 Juli 2024

Accepted: 31 Juli 2024

Published: 7 Agustus 2024

Keywords:

Time Series;

Forecasting;

Harga Beras;

Holt-Winters

Correspondent Email:

yistivia.if@upnjatim.ac.id

Abstrak. Beras adalah makanan pokok mayoritas masyarakat Indonesia, dengan padi sawah sebagai komoditas utama. Pada 2024, harga beras mencapai Rp19.550 di seluruh Indonesia, termasuk Jawa Timur, karena masa paceklik. Pola pergerakan harga beras penting untuk diketahui guna membantu pengambil kebijakan dan petani dalam menjaga stabilitas harga. Penelitian ini bertujuan memodelkan peramalan harga beras di 20 wilayah Provinsi Jawa Timur dari 2017 – 2023 menggunakan Holt-Winters Exponential Smoothing, yang mempertimbangkan komponen level, tren, dan musiman. Hasil penelitian menunjukkan harga beras cenderung naik saat pergantian tahun dan menurun di pertengahan tahun. Pengujian dilakukan dengan K-Fold ($k = 3$ dan $k = 5$) dan menguji rentang parameter alpha, beta, dan gamma dari 0,1 – 0,9 dan 0,01 – 0,9. Parameter optimal ditemukan pada nilai alpha 0,9, beta 0,01, dan gamma 0,9 dengan $k = 5$. Model ini menghasilkan nilai error MAPE terbaik di Banyuwangi sebesar 0,03%.

Abstract. Rice is the staple food for the majority of the Indonesian population, with paddy rice being the main commodity. In 2024, rice prices reached Rp19,550 across Indonesia, including East Java, due to a drought period. Understanding the pattern of rice price movements is crucial for policymakers and farmers to maintain price stability. This study aims to model rice price forecasting in 20 regions of East Java Province from 2017 to 2023 using Holt-Winters Exponential Smoothing, which considers the level, trend, and seasonal components. The results show that rice prices tend to rise at the turn of the year and fall in the middle of the year. Testing was conducted using K-Fold ($k = 3$ and $k = 5$) and examining the parameter ranges of alpha, beta, and gamma from 0.1 – 0.9 and 0.01 – 0.9. The optimal parameters were found at alpha 0.9, beta 0.01, and gamma 0.9 with $k = 5$. This model achieved the best MAPE error rate in Banyuwangi at 0.03%.

1. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara agraris dengan jumlah penduduk yang bekerja di sektor pertanian per tahun 2022 adalah 88,89%. Jumlah rumah tangga usaha pertanian mencapai 15.550.786 per tahun 2023, dengan padi sawah sebagai komoditas yang paling banyak ditanam [1]. Padi menjadi komoditas utama karena mayoritas penduduk Indonesia menjadikan beras sebagai makanan pokok, namun per tahun 2021 ketersediaan beras menurun dan berakibat pada kenaikan harga. Pada tahun 2021, harga beras

tertinggi mencapai Rp13.550, namun per Februari 2024 sudah mencapai Rp19.550 di pasar tradisional. Kenaikan harga beras terjadi secara nasional di seluruh wilayah, termasuk Jawa Timur sebagai penghasil beras terbesar. Apabila tidak ditangani maka kenaikan harga beras akan berdampak pada ketahanan pangan nasional dan mempengaruhi stabilitas ekonomi serta politik. Ketahanan pangan nasional berkaitan dengan terpenuhinya kebutuhan pangan dengan mutu dan akses yang terjangkau secara berkelanjutan sesuai UU Nomor 18 Tahun 2012. Ketahanan pangan berkontribusi dalam

pencapaian tujuan.

Sustainable Development Goals (SDG's) kedua, yaitu tidak ada kelaparan, mencapai ketahanan pangan, perbaikan nutrisi, serta mendorong budidaya pertanian yang berkelanjutan [2]. Indeks ketahanan pangan Indonesia pada tahun 2022 sebesar 60,2 lebih rendah dibandingkan pada tahun 2018 – 2020 yang mencapai 62,4, rata-rata global sebesar 62,2, dan rata-rata Asia Pasifik sebesar 63,4. Hal ini menunjukkan bahwa ketahanan pangan masih menjadi isu penting bagi Indonesia sebagai satu dari negara dengan jumlah penduduk terbesar.

Ketahanan pangan penting dalam menjaga stabilitas ekonomi dan politik, ketersediaan pangan dengan harga yang terjangkau, serta mendorong peningkatan produksi [3]. Ketahanan pangan juga berkaitan dengan stabilitas ekonomi dan kebijakan stabilitas nasional [4]. Menurut Kementerian Pertanian (2022), komoditas pangan yang paling dibutuhkan oleh mayoritas penduduk Indonesia adalah beras sebagai makanan pokok yang belum tergantikan oleh komoditas lainnya. Pada tahun 2023, jumlah penduduk bertambah sebesar 2.922,4 dibandingkan tahun 2022 meningkatkan kebutuhan beras. Kebutuhan akan beras tersebut tidak diiringi dengan peningkatan produksi beras yang akhirnya berimbas pada kenaikan harga beras hingga saat ini. Menurut Pusat Sosial Ekonomi dan Kebijakan Pertanian Kementerian Pertanian (2023), siklus produksi padi sedang pada periode paceklik sehingga terjadi ketidakseimbangan antara kebutuhan dan ketersediaan yang menyebabkan harga terus naik. Kementerian Keuangan menyatakan bahwa kenaikan harga beras akan berdampak pada penurunan ketahanan pangan dan peningkatan inflasi karena kenaikan biaya hidup, kenaikan Indeks Harga Konsumen (IHK) harga komoditas lainnya. Selain itu, data dari Badan Pusat Statistik (BPS) menunjukkan beras memberikan andil terbesar pada peningkatan inflasi. Beras memberikan andil sebesar 0,38% dari 2,85% indeks total inflasi kelompok makanan, minuman, dan tembakau sebagai inflasi terbesar [1]. Pernyataan terkait inflasi diperkuat dengan penelitian berjudul “Analisis Pengaruh Jumlah Persediaan Beras dan Harga Beras Terhadap Pembentukan Inflasi di Provinsi DKI Jakarta” menunjukkan bahwa harga beras berpengaruh signifikan terhadap inflasi [5].

Kenaikan harga beras perlu dilakukan penanganan dengan menciptakan kebijakan yang dapat menstabilkan harga beras agar tidak berdampak pada stabilitas nasional dan kesejahteraan rakyat. Dalam pengambilan keputusan untuk menciptakan kebijakan terkait harga beras dapat didukung dengan peramalan. Peramalan merupakan kegiatan yang dapat

mengetahui kejadian di masa depan. Dengan melakukan peramalan pergerakan harga beras ke depannya dapat diketahui dan pihak terkait dapat menciptakan kebijakan yang sesuai, seperti mitigasi risiko kenaikan harga beras, pembenahan kebijakan, atau pun lainnya. Peramalan harga beras dapat dilakukan dengan model *Holt-Winters Exponential Smoothing* yang memiliki kemampuan untuk memecah pola tersembunyi dari data sehingga pola pergerakan beras dapat terdefinisi dengan jelas. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Muna & Kuntoro (2021) dalam melakukan peramalan Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU) di Kota Surabaya menggunakan *Holt-Winters Exponential Smoothing* cocok untuk data yang memiliki musiman. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai MAPE yang sangat baik, sebesar 0,104355 [6]. Harga beras memiliki tren yang bergerak bersamaan dengan jumlah produksi padi. Apabila produksi padi rendah seperti saat ini maka harga beras akan naik. Produksi padi dan beras akan dipengaruhi oleh iklim yang bersifat musiman. Untuk itu, dipilih metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* yang berfokus pada proses perhitungan level, tren, dan musiman dari data.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun aplikasi peramalan harga beras di Jawa Timur dengan mengimplementasikan *Holt-Winters Exponential Smoothing*, mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi harga beras berdasarkan data historis, serta mengevaluasi tingkat akurasi prediksi dibandingkan dengan data aktual. Dengan peramalan ini, akan diketahui apakah harga beras akan mengalami kenaikan atau penurunan, yang dapat membantu pihak terkait dalam mengambil kebijakan yang tepat. Manfaat penelitian ini adalah menyediakan prediksi harga beras di Jawa Timur yang dapat digunakan oleh pengambil kebijakan, petani, dan pemangku kepentingan lainnya di sektor pertanian untuk mengambil keputusan terkait produksi, distribusi, serta kebijakan dalam rangka menjaga stabilitas harga beras. Penelitian ini dibatasi dengan menggunakan dua puluh wilayah yang memiliki jumlah penduduk di atas rata-rata penduduk Jawa Timur sebagai sampel untuk peramalan harga beras dengan data harga beras medium dari tahun 2017 hingga 2023, yang diambil dari Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok di Jawa Timur (SISKAPERBAPO) milik Dinas Perindustrian dan Perdagangan Jawa Timur. Dengan menggunakan data tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang pergerakan harga beras, khususnya di wilayah dengan jumlah penduduk yang tinggi, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam menjaga stabilitas harga beras.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Harga

Menurut Badan Pengembangan dan Pembinaan Bahasa, harga adalah nilai barang yang ditentukan atau dirupakan dengan uang [7]. Harga yang adil menguntungkan kedua pihak, memberikan keuntungan bagi penjual dan manfaat bagi pembeli (Said Habibi Harahap, 2024). Sejak tahun 2021, harga beras di Indonesia mengalami kenaikan karena permintaan yang meningkat tidak diimbangi oleh produksi. Harga beras tertinggi pada tahun 2021 adalah Rp13.550, sedangkan pada tahun 2024 mencapai Rp19.550 [9]. Kenaikan ini terjadi merata di seluruh provinsi.

2.2. Time Series Analysis

Analisis Deret Waktu (*Time Series Analysis*) menggunakan teknik statistik untuk memprediksi kejadian di masa depan berdasarkan data historis [10]. Analisis ini mengidentifikasi tren dan pola dalam data dari waktu ke waktu. Metodenya termasuk *smoothing*, proyeksi regresi, metode musiman, metode tren, dan dekomposisi [11].

2.3. Holt-Winters Exponential Smoothing

Holt-Winters digunakan untuk meramalkan data dengan pola tren dan musiman. Metode ini mendekomposisi data deret waktu untuk mengantisipasi tren dan variasi musiman, memberikan hasil yang lebih baik untuk data non-stasioner [12]. Metode ini mempertimbangkan tiga komponen, yaitu level, tren, dan musiman, serta menawarkan variasi aditif atau multiplikatif tergantung pada pola musiman data.

Rumus Peramalan:

$$y_{t+k} = L_t + T_t + S_{t+k-s} \quad (1)$$

Pemulusan level:

$$L_t = \alpha \times (y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}); 0 > \alpha > 1 \quad (2)$$

Pemulusan Tren:

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}; 0 > \beta > 1 \quad (3)$$

Pemulusan Musiman:

$$S_t = \gamma \times (y_t - L_t) + (1 - \gamma) \times s_{t-s}; 0 > \gamma > 1 \quad (4)$$

Dimana:

s_{t-s} :Perkiraan musiman pada periode t

α, β, γ :Parameter pemulusan musiman

S_{t+k-s} :Bilangan bulat yang memastikan bahwa perkiraan indeks musiman yang digunakan untuk peramalan berasal dari periode terakhir data sampel

2.4. Confidence Interval

Confidence interval adalah rentang nilai yang menunjukkan seberapa yakin peneliti terhadap perkiraan parameter populasi [13]. Interval ini memberikan rentang di mana nilai sebenarnya dari parameter diharapkan berada, berdasarkan data sampel.

$$\bar{X} \pm z \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (5)$$

Dimana:

\bar{X} : mean dari sample

z : nilai-z untuk *confidence-level*

σ : standard deviasi populasi

n : jumlah observasi di dalam sample

Dalam hal ini, x mewakili rata-rata sampel dan z mewakili nilai kritis.

2.5. Grid Search

Grid search adalah metode optimasi *hyperparameter* yang mengevaluasi semua kombinasi yang mungkin dalam rentang yang diberikan untuk menemukan parameter terbaik bagi model [14].

2.6. K-Fold

K-Fold Cross Validation adalah teknik evaluasi kinerja model dengan membagi data menjadi k bagian yang sama, secara bergantian menggunakan setiap bagian sebagai set uji sementara melatih model dengan data lainnya. Teknik ini memberikan ukuran akurasi rata-rata [15].

2.7. Evaluasi Model

Akurasi model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang mengukur kesalahan prediksi relatif terhadap nilai aktual. Kategori MAPE dapat dikelompokkan berdasarkan nilainya, semakin kecil maka semakin baik. Nilai MAPE berkisar dari (<10%) sangat akurat hingga (>50%) tidak akurat [16].

$$\frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - f_t}{y_t} \right| \quad (6)$$

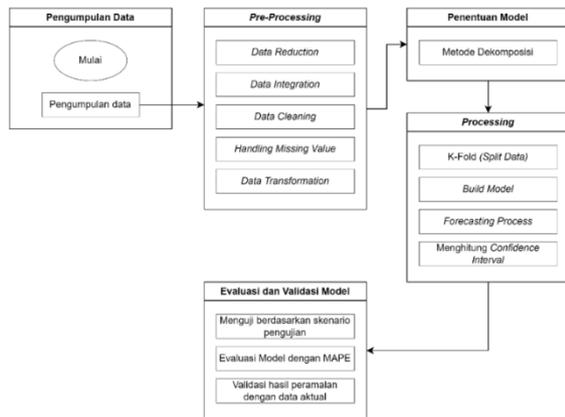
Dimana:

y_t : nilai aktual pada periode t

f_t : nilai *forecast* pada periode t

3. METODE PENELITIAN

Dalam melakukan penelitian, penulis melalui beberapa tahapan, seperti pengumpulan data, *pre-processing*, penentuan model, *processing*, serta evaluasi dan validasi model. Berikut adalah gambaran metode penelitian secara umum yang dilakukan penulis.



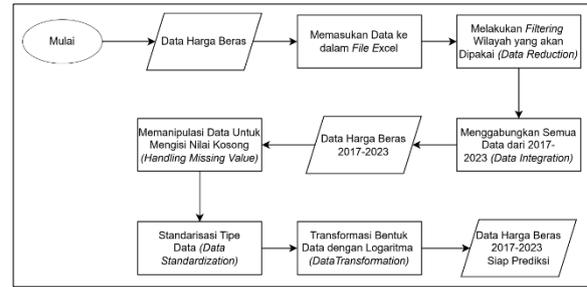
Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kuantitatif berupa angka yang dapat diukur dan dihitung. Data yang digunakan adalah harga beras dari dua puluh wilayah di Jawa Timur. Data diambil dari Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok di Jawa Timur (SISKAPERBAPO) milik Dinas Perindustrian dan Perdagangan Jawa Timur yang dapat diakses melalui SISKAPERBAPO (jatimprov.go.id). Data dari situs akan dimasukkan ke dalam Microsoft Excel untuk dilakukan tahap *pre-processing* dan diteruskan pengerjaan dengan Google Colab. Situs SISKAPERBAPO menampilkan data seluruh wilayah di Jawa Timur per hari. Tahapan *pre-processing* data mencakup pengubahan format kolom harga, pengurangan informasi yang dibutuhkan, dan penggabungan data agar menjadi data *time series*.

3.2. Pre-processing Data

Data yang didapatkan dari SISKAPERBAPO merupakan data mentah yang tidak dapat langsung dipahami oleh mesin. Oleh karena itu, diperlukan tahap *pre-processing* untuk mengubah data mentah menjadi format yang sesuai dan dapat dipahami oleh mesin. Tahapan *pre-processing* data mencakup lima tahap berikut.



Gambar 2. Alur Pre-processing Data

3.2.1. Data Reduction

Pada tahap ini, dilakukan pengurangan jumlah informasi dengan menurunkan ukuran sampel tanpa mempengaruhi hasil analisis data. Pengurangan dilakukan melalui *feature selection* dengan memilih 20 dari 38 wilayah sebagai sampel dengan syarat jumlah penduduk wilayah tersebut lebih dari jumlah penduduk rata-rata di Provinsi Jawa Timur.

3.2.2. Data Integration

Pada tahap ini, dilakukan penggabungan semua data yang didapatkan dengan memastikan kesamaan format antar data. Data dari *website* ditampilkan per hari, sehingga diperlukan penggabungan agar dapat melihat pola data secara utuh dari tahun 2017 hingga 2023.

3.2.3. Handling Missing Value

Pada data yang didapatkan, kemungkinan ada variabel yang hilang atau tidak tercatat. Untuk itu, dilakukan *handling missing value* dengan menyamakan nilai kosong berdasarkan nilai sebelumnya. Hal ini dilakukan karena harga beras biasanya tidak berubah drastis dalam waktu singkat. Tujuan dari *handling missing value* adalah untuk memastikan data lengkap sehingga dapat terbentuk pola pergerakan harga beras.

3.2.4. Data Standarization

Pada tahapan ini, dilakukan pengubahan tipe data agar sesuai dengan ketentuan yang diperlukan oleh sistem. Tipe data pada *website* SISKAPERBAPO adalah string, sehingga akan diubah menjadi integer dengan menghapus tanda koma.

3.2.5. Data Transformation

Pada tahap ini, dilakukan transformasi data menggunakan logaritma natural untuk membuat distribusi data menjadi normal dan memudahkan proses peramalan. Transformasi dilakukan karena pergerakan data berubah sejak tahun 2020, dengan

pola yang berbeda dari tahun 2017-2019. Transformasi dilakukan dengan mencari hasil logaritma natural dari data asli ditambah satu untuk menghindari hasil logaritma bernilai 0. Dengan transformasi ini, rentang data menjadi lebih berdekatan.

3.3. Penentuan Model

Data hasil *pre-processing* akan didekomposisi untuk memastikan data memiliki komponen sesuai model *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Dekomposisi akan membagi data menjadi komponen *observed*, *tren*, *seasonal*, dan *residual*.

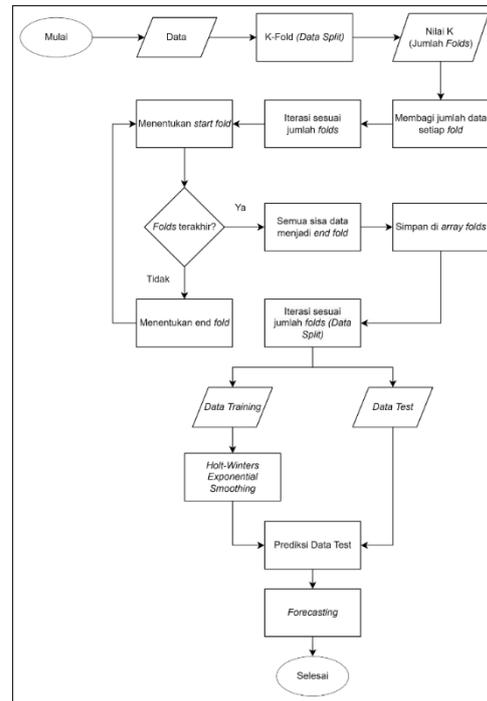


Gambar 3. Alur Penentuan Model

1. Pemanggilan data
Data harga beras yang berbentuk numerik akan diubah ke dalam bentuk plot untuk melihat pola pergerakan data.
2. Mencari nilai tren
Nilai tren menggambarkan pergerakan data dalam satuan waktu, dicari melalui *double moving average*. *Window size* yang digunakan adalah dua belas bulan sesuai dengan jumlah bulan dalam satu tahun.
3. Mencari nilai *seasonal*
Nilai *seasonal* didapatkan dari pengurangan data aktual atau nilai observasi dengan nilai tren. Nilai *seasonal* murni dicari dengan menghitung rata-rata nilai *seasonal* dan residual di bulan yang sama.
4. Mencari nilai residual
Nilai residual adalah nilai sisa dari data observasi setelah dikurangi dengan nilai tren dan *seasonal*.

3.4. Processing

Tahapan *processing* akan melalui pembagian data menggunakan K-Fold, *forecasting* dengan *Holt-Winters Exponential Smoothing*, dan menghitung *confidence interval*.



Gambar 4. Alur Processing

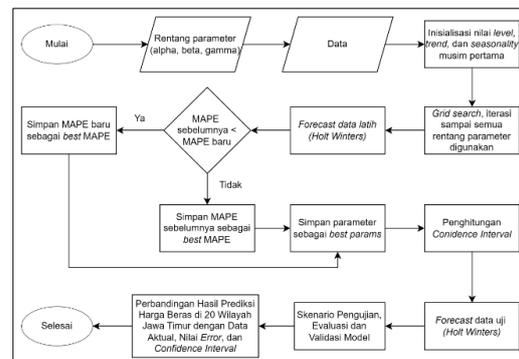
3.4.1. Pembagian Data dengan K-Fold

Data dibagi menjadi data latih (*training*) dan data uji (*test*) melalui K-Fold. Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk menguji model peramalan. Berikut adalah contoh implementasi pembagian data dengan K-Fold.

1. Menentukan jumlah *fold*, misalkan nilai dalam penelitian ini nilai k adalah 3 dan 5 yang juga digunakan sebagai skenario pengujian.
2. Menentukan jumlah data di setiap *fold* dengan membagi jumlah semua data dengan nilai k.
3. Menentukan *fold* yang menjadi data latih dan data uji.

3.4.2. Forecasting

Proses peramalan akan melewati tahap berikut ini.



Gambar 5. Alur Forecasting

Berikut ini adalah penjelasan setiap tahap yang dilalui dalam *forecasting*.

1. Deklarasi rentang parameter
Parameter alpha, beta, dan gamma yang digunakan ada menggunakan 2 macam rentang. Pertama, berada di rentang 0,1 – 0,9 dengan *step* 20. Kedua, berada di rentang 0,01 – 0,9 dengan *step* 20. Kedua rentang ini juga akan menjadi skenario pengujian dengan melihat rentang mana yang menghasilkan nilai *error* MAPE terbaik.
2. Inisialisasi komponen awal
Mencari komponen level dengan menghitung rata-rata harga beras di periode pertama, tren dicari dengan menghitung selisih rata-rata periode pertama dan kedua, serta *seasonal* dicari per bulan untuk periode pertama melalui pembagian data observasi dengan nilai tren.
3. Pelatihan data
Nilai komponen periode pertama akan menjadi acuan menghitung nilai komponen periode kedua dan seterusnya dengan rumus *Holt-Winters*. Setelah nilai komponen diperbarui maka akan dilakukan *forecasting* data pelatihan dengan mencoba semua rentang parameter dan membandingkan hasil *error* MAPE. Parameter yang menghasilkan *error* terkecil akan disimpan dan digunakan sebagai parameter untuk *forecasting* data uji.
4. *Forecasting*
Forecasting data uji akan dilakukan menggunakan parameter yang paling optimal pada proses sebelumnya.
5. Confidence Interval
Hasil *forecasting* akan dibandingkan dengan data aktual untuk dihitung *error standard* dan dikali dengan nilai 1.96 sebagai nilai *confidence interval*. Nilai *confidence interval* ini akan menjadi rentang peramalan dimana data aktual akan jatuh. Selama berada di rentang peramalan maka dinyatakan hasil peramalan dan data aktual sesuai.

3.5. Evaluasi dan Validasi Model

Hasil peramalan akan dihitung nilai *error* MAPE untuk setiap skenario pengujian. Terdapat 4 skenario pengujian yang melibatkan proses pembagian data dengan K-Fold dan optimalisasi parameter dengan *grid search*. Adapun skenario pengujian yang pertama adalah data akan dibagi menjadi 3 bagian ($k=3$) dengan rentang parameter 0,1 – 0,9 *step* 20, kedua data akan dibagi menjadi 3 bagian ($k=3$) dengan rentang parameter 0,01 – 0,9 *step* 20, ketiga data akan dibagi menjadi 5 bagian ($k=5$) dengan rentang parameter 0,1 – 0,9 *step* 20, dan data akan dibagi

menjadi 5 bagian ($k=5$) dengan rentang parameter 0,01 – 0,9 *step* 20. Dari keseluruhan hasil akan dilihat berapa nilai parameter paling optimal beserta nilai MAPE terbaiknya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini adalah hasil dari setiap tahapan penelitian yang dilakukan oleh penulis.

4.1. Pre-processing Data

Pada penelitian ini, pada *pre-processing data* dilakukan dalam lima tahapan. Berikut ini adalah hasil dari setiap tahapan.

4.1.1. Data Reduction

Data yang didapatkan dari SISKAPERBAPO menampilkan 38 wilayah dan akan dikurangi menjadi 20 wilayah, berikut adalah hasilnya.

Tabel 1. Hasil *Data Reduction* Januari 2017

Wilayah	Harga
Kab Bangkalan	8,666
Kab Banyuwangi	9,600
Kab Blitar	8,500
Kab Bojonegoro	8,700
Kab Gresik	9,000
Kab Jember	8,833
Kab Jombang	8,466
Kab Kediri	8,500
Kab Lamongan	8,250
Kab Lumajang	8,733
Kab Malang	9,800
Kab Mojokerto	8,750
Kab Nganjuk	8,500
Kab Pasuruan	9,300
Kab Probolinggo	8,500
Kab Sidoarjo	9,250
Kab Sumenep	8,850
Kab Tuban	8,833
Kab Tulungagung	9,066
Kota Surabaya	9,500

4.1.2. Data Integration

Data yang didapatkan dari situs SISKAPERBAPO hanya menampilkan dalam satu waktu saja. Untuk itu, akan dilakukan penggabungan data dari Januari 2017 – Desember 2023 untuk membentuk pola data *time series*.

Tabel 2. Data Integration 2017 - 2023

Wilayah	2017-01-01	...	2023-12-01
Kab Bangkalan	8,666	...	11,133

Wilayah	2017-01-01	...	2023-12-01
Kab Banyuwangi	9,600	...	10,900
Kab Blitar	8,500	...	11,000
Kab Bojonegoro	8,700	...	11,200
Kab Gresik	9,000	...	10,933
Kab Jember	8,833	...	10,860
Kab Jombang	8,466	...	11,300
Kab Kediri	8,500	...	11,300
Kab Lamongan	8,250	...	11,525
Kab Lumajang	8,733	...	12,633
Kab Malang	9,800	...	11,570
Kab Mojokerto	8,750	...	11,475
Kab Nganjuk	8,500	...	11,500
Kab Pasuruan	9,300	...	11,000
Kab Probolinggo	8,500	...	12,000
Kab Sidoarjo	9,250	...	12,200
Kab Sumenep	8,850	...	12,000
Kab Tuban	8,833	...	11,483
Kab Tulungagung	9,066	...	10,866
Kota Surabaya	9,500	...	10,900

4.1.3. Handling Missing Value

Handling missing value hanya dilakukan untuk wilayah yang memiliki nilai kosong, yaitu Kabupaten Kediri, Pasuruan, dan Probolinggo.

Tabel 3. Hasil Handling Missing Value

Tanggal	Kediri	Pasuruan	Probolinggo
2017-01-01	8,500	9,300	8,500
2017-02-01	8,500	9,266	8,600
2017-03-01	8,500	9,066	8,566
2017-04-01	8,500	9,066	8,566
2017-05-01	8,500	9,000	8,566
2017-06-01	8,500	9,000	8,566
2017-07-01	8,500	9,000	8,750
2017-08-01	8,500	9,000	8,650
2017-09-01	8,500	9,000	8,650

4.1.4. Data Standarization

Pada tahap data standardization data pada tahap sebelumnya seperti pada tabel 1-3 yang bertipe data string dengan tanda koma yang memisahkan nilai ribuan dan ratusan akan dihilang dan menjadi bertipe data integer agar sesuai dengan model yang akan mengolah data.

Tabel 4. Data Standarization 2017 - 2023

Wilayah	2017-01-01	...	2023-12-01
Kab Bangkalan	8666	...	11133
Kab Banyuwangi	9600	...	10900
Kab Blitar	8500	...	11000
Kab Bojonegoro	8700	...	11200
Kab Gresik	9000	...	10933
Kab Jember	8833	...	10860
Kab Jombang	8466	...	11300
Kab Kediri	8500	...	11300
Kab Lamongan	8250	...	11525
Kab Lumajang	8733	...	12633
Kab Malang	9800	...	11570
Kab Mojokerto	8750	...	11475
Kab Nganjuk	8500	...	11500
Kab Pasuruan	9300	...	11000
Kab Probolinggo	8500	...	12000
Kab Sidoarjo	9250	...	12200
Kab Sumenep	8850	...	12000
Kab Tuban	8833	...	11483
Kab Tulungagung	9066	...	10866
Kota Surabaya	9500	...	10900

4.1.5. Data Transformation

Pada tahap data transformation akan dilakukan pengubahan rentang nilai data untuk harga beras. Hal ini dilakukan untuk menyederhanakan atau memperkecil luas rentang harga beras agar lebih homogen atau seragam.

Tabel 5. Data Transformation 2017 - 2023

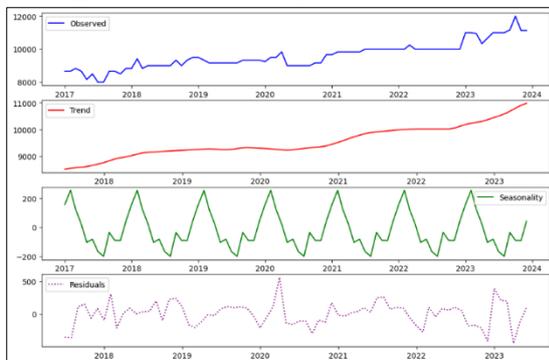
Wilayah	2017-01-01	...	2023-12-01
Kab Bangkalan	9.06727	...	9.39274
Kab Banyuwangi	9.16962	...	9.29661
Kab Blitar	9.04793	...	9.30574
Kab Bojonegoro	9.07119	...	9.32375
Kab Gresik	9.10509	...	9.29963

Wilayah	2017-01-01	...	2023-12-01
Kab Jember	9.08636	...	9.29293
Kab Jombang	9.04393	...	9.33264
Kab Kediri	9.04793	...	9.33264
Kab Lamongan	9.33264	...	9.35236
Kab Lumajang	9.07497	...	9.44414
Kab Malang	9.19024	...	9.35625
Kab Mojokerto	9.07692	...	9.04739
Kab Nganjuk	9.04793	...	9.35018
Kab Pasuruan	9.13787	...	9.30574
Kab Probolinggo	9.30574	...	9.26549
Kab Sidoarjo	9.13248	...	9.40927
Kab Sumenep	9.08828	...	9.39274
Kab Tuban	9.39274	...	9.34871
Kab Tulungagung	9.34871	...	9.29348
Kota Surabaya	9.15915	...	9.29661

Hasil dari tahap *data transformation* pada tabel 5 menunjukkan perbedaan rentang nilai harga beras jika dibandingkan dengan tabel 1-4. Pada tabel 1-4 rentang nilai harga beras adalah 7500 – 12700. Sedangkan pada tabel 5 rentang nilai harga beras menjadi 8.000 – 9.500. Dengan luas rentang nilai harga beras yang lebih sempit maka data lebih homogen, sehingga menghindari hasil peramalan yang tidak stabil atau tidak sesuai data aktual.

4.2. Penentuan Model

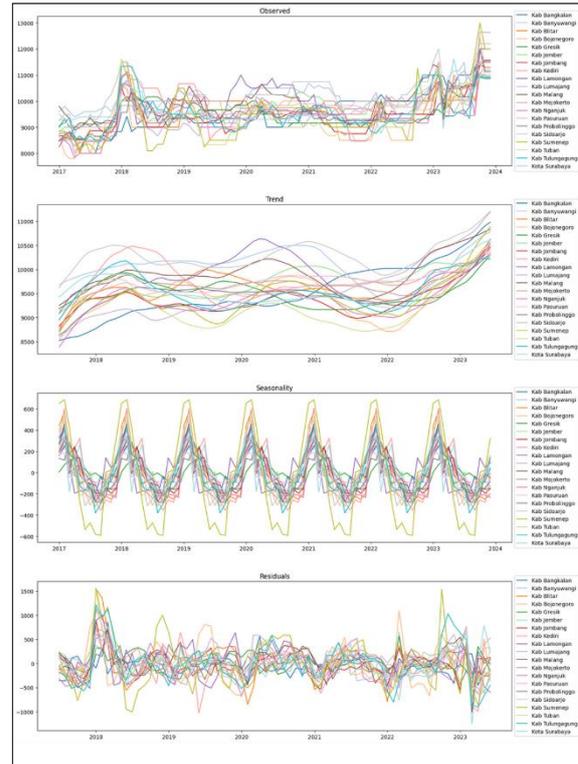
Penentuan model mendekomposisinya menjadi empat komponen akan dilakukan untuk setiap wilayah agar terlihat bagaimana pola pergerakan data harga beras pada wilayah tersebut dan apakah memiliki komponen yang sesuai dengan model *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Berikut adalah hasil dekomposisi salah satu wilayah.



Gambar 6. Dekomposisi Kabupaten Bangkalan

Hasil dekomposisi dari Kabupaten Bangkalan menunjukkan terdapat pergerakan yang cenderung meningkat, dilihat dari kenaikan pada grafik merah

tren, grafik hijau menggambarkan terdapat pola berulang atau *seasonal* dimana naik pada pergantian tahun dan menurun saat pertengahan tahun. Residual menggambarkan sisa data yang tidak termasuk tren atau pun *seasonal*. Untuk wilayah lain memiliki pola yang hampir sama. Berikut adalah hasil penggabungan grafik dari 20 wilayah.



Gambar 7. Dekomposisi 20 Wilayah

Kecenderungan harga beras meningkat terjadi setelah tahun 2021 dengan pola naik pada saat pergantian tahun dan turun di pertengahan tahun. Pola yang cukup konstan menandakan akan sesuai dengan *Holt-Winters Additive*

4.3. Processing Data, Evaluasi, dan Validasi Model

Pada tahap ini proses peramalan akan dilakukan untuk setiap wilayah sesuai dengan skenario pengujian yang ada pada sub bab 3.5. Setiap wilayah akan menghasilkan 16 grafik atau 16 hasil peramalan dari 4 skenario pengujian. Setiap hasil peramalan akan digambarkan dengan grafik dan dibandingkan dengan *confidence interval* dan data aktual untuk dilakukan validasi. Berikut ini adalah hasil terbaik dari setiap wilayah.

Tabel 6. Hasil Evaluasi *Forecasting* Terbaik

Wilayah	MAPE	K	Parameter
Kab Bangkalan	0,14%	K=5, fold=5	Alpha: 0,9

Wilayah	MAPE	K	Parameter
Kab Banyuwangi	0,03%	K=5, fold=2	Beta:0,01
			Gamma:0,9
Kab Blitar	0,14%	K=5, fold=2	Alpha: 0,9
			Beta:0,0056
Kab Bojonegoro	0,31%	K=5, fold=1	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kab Gresik	0,05%	K=5, fold=4	Beta:0,01
			Gamma:0,9
Kab Jember	0,14%	K=5, fold=2	Alpha: 0,9
			Beta:0,01
Kab Jombang	0,21%	K=3, fold=1	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kab Kediri	0,15%	K=5, fold=4	Beta:0,01
			Gamma:0,7
Kab Lamongan	0,10%	K=5, fold=1	Alpha: 0,9
			Beta:0,01
Kab Lumajang	0,11%	K=5, fold=2	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kab Malang	0,04%	K=5, fold=3	Beta:0,01
			Gamma:0,9
Kab Mojokerto	0,17%	K=5, fold=5	Alpha: 0,9
			Beta:0,01
Kab Nganjuk	0,13%	K=3, fold=1	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kab Pasuruan	0,07%	K=5, fold=2	Beta:0,01
			Gamma:0,9

Wilayah	MAPE	K	Parameter
Kab Probolinggo	0,15%	K=5, fold=4	Alpha: 0,9
			Beta:0,01
Kab Sidoarjo	0,23%	K=5, fold=3	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kab Sumenep	0,25%	K=5, fold=3	Beta:0,056
			Gamma:0,7
Kab Tuban	0,22%	K=3, fold=1	Alpha: 0,9
			Beta:0,01
Kab Tulungagung	0,20%	K= 5, fold=2	Gamma:0,9
			Alpha: 0,9
Kota Surabaya	0,06%	K= 3, fold=2	Beta:0,01,
			Gamma:0,9
		K= 5, fold=3	Alpha: 0,9,
			Beta:0,01,
		K= 5, fold=4	Alpha: 0,9,
			Beta:0,01,
			Gamma:0,9

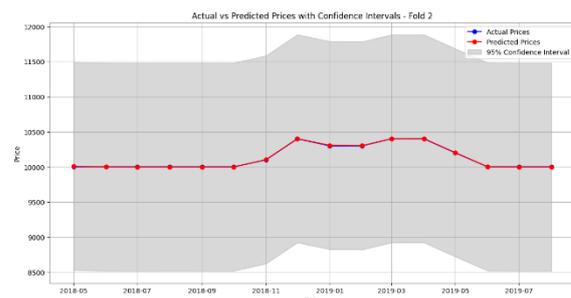
Keterangan

MAPE : Menggambarkan nilai *error*

Nilai k : Pembagian data yang dilakukan, dibagi menjadi 3 atau 5. *Fold* menggambarkan bagian ke berapa yang menjadi *data test*.

Parameter : Menunjukkan parameter optimal

Berdasarkan tabel 6 menunjukkan nilai MAPE terbaik ada pada 0,03% dengan nilai bagian atau k untuk pemabagian data terbaik adalah 5 dengan rentang parameter 0,01 – 0,9 karena terdapat 15 dari 23 peramalan yang menggunakan kombinasi tersebut. Berikut ini adalah grafik yang menggambarkan peramalan dengan nilai MAPE terbaik dari Kabupaten Banyuwangi



Gambar 8. Hasil Peramalan Kabupaten Banyuwangi

Pada hasil peramalan harga beras di Kabupaten Banyuwangi terlihat bahwa posisi hasil peramalan sangat dekat dengan data aktual. Hal ini dapat dilihat dari garis biru yang menggambarkan data aktual menyatu bersama garis merah yang menggambarkan hasil peramalan. Selain itu, dari semua hasil peramalan menggunakan data 2017 – 2023 untuk setiap wilayah akan mengalami peningkatan pada masa pergantian tahun dan baru menurun ketika pertengahan tahun. Pergerakan tersebut dapat dilihat dari gambar 3 dimana terjadi kenaikan pada bulan November sampai dengan April dan baru mulai turun kemudian stabil setelah bulan April. Pergerakan harga beras untuk setiap wilayah memiliki musiman yang sama dimana akan mengalami kenaikan ketika pergantian tahun mulai bulan September – Februari dan baru turun atau stabil ketika melewati bulan Februari.

5. KESIMPULAN

- a. Pola pergerakan harga beras yang secara seragam mengalami naik turun dalam satu periode. Berdasarkan data harga beras 2017 – 2023 kenaikan harga beras akan terjadi pada akhir tahun sampai dengan awal tahun atau biasanya dimulai pada bulan September sampai dengan Februari. Pergerakan harga beras akan kembali stabil atau mengalami penurunan pada pertengahan tahun pada bulan Maret atau April.
- b. Tingkat akurasi pada model yang diukur melalui nilai error terkecil dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) mendapatkan hasil 0,03% dan terbesar adalah 1,31%. Berdasarkan predikat model yang digunakan sangat akurat sesuai dengan klasifikasi hasil MAPE oleh Lewis (1982).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Bps,” Badan Pusat Statistik. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/>
- [2] “Fao,” Food And Agriculture Organization Of United States. Accessed: Mar. 08, 2024. [Online]. Available: <https://www.fao.org/home/en>
- [3] E. Pusvita, S. Sriati, And D. Adriani, “Analisis Strategi Penguatan Ketahanan Pangan Beras Di Kabupaten Ogan Komering Ulu,” *Sepa: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian Dan Agribisnis*, Vol. 15, No. 2, P. 97, Aug. 2019, Doi: 10.20961/Sepa.V15i2.27862.
- [4] Tranggono, R. M. Januar Ibnu Akbar, V. Zakiah Rahma Putri, N. Arifah, O. Galih Wikarsa, And R. Jadwa Ramadhan, “Krisis Ketahanan Pangan Penyebab Ketergantungan Impor Tanaman Pangan Di Indonesia,” *Azzahra: Scientific Journal Of Social Humanities*, Vol. 1, Pp. 73–81, 2023, Accessed: Feb. 08, 2024. [Online]. Available: <https://journal.csspublishing/index.php/Azzahra>
- [5] R. Rahman Farizi, Y. Kornitasari, And Y. Komilasari, “Analisis Pengaruh Jumlah Persediaan Beras Dan Harga Beras Terhadap Pembentukan Inflasi Di Provinsi Dki Jakarta,” *Journal Of Development Economic And Social Studies*, Vol. 2, 2023, Doi: 10.21776/Idess.2023.02.2.14.
- [6] S. Muna And Kuntoro, “Application Of The Holt-Winters Exponential Smoothing Method On The Air Pollution Standard Index In Surabaya,” *Jurnal Biometrika Dan Kependudukan*, Vol. 10, No. 1, Pp. 53–60, Jun. 2021, Doi: 10.20473/Jbk.V10i1.2021.53-60.
- [7] “Kamus Bahasa Indonesia,” Badan Pengembangan Dan Pembinaan Bahasa. [Online]. Available: <https://kbbi.kemdikbud.go.id/>
- [8] Said Habibi Harahap, “Analisis Peran Bulog Dalam Kebijakan Stabilitas Harga Beras Pada Kerangka Maqashid Syariah (Studi Kasus Perum Bulog Kantor Wilayah Sumut),” *Wawasan: Jurnal Ilmu Manajemen, Ekonomi Dan Kewirausahaan*, Vol. 2, Pp. 60–70, 2024.
- [9] “Pihps,” Bank Indonesia. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/Hargapangan/Home>
- [10] S. B. Pasaribu, R. H. S. Aji, K. W. Utomo, And A. Herawati, *Statistika Ekonomi Dan Bisnis*. 2021.
- [11] A. Lusiana And P. Yularty, “Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Atap Di Pt X,” *Industri Inovatif - Jurnal Teknik Industri Itm Malang*, 2020.
- [12] N. Nurhamidah, N. Nusyirwan, And A. Faisol, “Forecasting Seasonal Time Series Data Using The Holt-Winters Exponential Smoothing Method Of Additive Models,” *Jurnal Matematika Integratif*, Vol. 16, No. 2, P. 151, Dec. 2020, Doi: 10.24198/Jmi.V16.N2.29293.151-157.
- [13] L. Hidayati, N. Chamidah, And I. N. Budiantara, “Estimasi Selang Kepercayaan Nilai Ujian Nasional Berbasis Kompetensi Berdasarkan Model Regresi Semiparametrik Multirespon Truncated Spline,” *Media Statistika*, Vol. 13, No. 1, Pp. 92–103, Jun. 2020, Doi: 10.14710/Medstat.13.1.92-103.
- [14] T. A. E. Putri, T. Widiari, And R. Santoso, “Penerapan Tuning Hyperparameter Randomsearchcv Pada Adaptive Boosting Untuk Prediksi Kelangsungan Hidup Pasien Gagal Jantung,” *Jurnal Gaussian*, Vol. 11, No. 3, Pp. 397–406, Jan. 2023, Doi: 10.14710/J.Gauss.11.3.397-406.
- [15] T. E. Naldy And Andri, “Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko Bangunan Mdn,” *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, Vol. 2, 2021.
- [16] I. G. Anjani, A. B. Saputri, A. N. P. Armeira, And D. Januarita, “Analisis Konsumsi Dan Produksi Minyak Kelapa Sawit Di Indonesia Dengan Menerapkan Metode Moving Average,” *Jurikom (Jurnal Riset Komputer)*, Vol. 9, No. 4, P. 1014, Aug. 2022, Doi: 10.30865/Jurikom.V9i4.4506.

