

Peramalan Harga Minyak Goreng di Kalimantan Timur Menggunakan Model *Hybrid Time Series Regression Quadratic – Neural Network*

The Forecasting of Cooking Oil Price in East Kalimantan Using Time Series Regression Quadratic – Neural Network Hybrid Model

Risa Kristia Wahyuni^{1, a)}, Sri Wahyuningsih^{2, b)}, dan Meiliyani Siringoringo^{2, c)}

¹Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Mulawarman

²Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Mulawarman

^{a)}Corresponding author: risakristia110501@gmail.com

^{b)}sriwahyuningsih@fmipa.unmul.ac.id

^{c)}meiliyanisiringoringo@fmipa.unmul.ac.id

ABSTRACT

A hybrid model is a combination of two or more forecasting methods. One of hybrid model that can be used in forecasting is Time Series Regression (TSR) Quadratic – Neural Network (NN). TSR Quadratic can be used in time series data that contains quadratic trend patterns, namely an increase or decrease that forms a curved or parabolic line. NN is a method that has characteristics similar to biological neural networks in conducting data pattern recognition. This study was aimed to obtain a hybrid model of TSR quadratic-NN to forecast cooking oil prices in East Kalimantan and obtain forecasting results based on the best model. The results showed that the TSR Quadratic-NN hybrid model with 3 neurons in the hidden layer was the best model with a MAPE of 2.51368%. The forecasting results based on this model showed that cooking oil prices in East Kalimantan from January to December 2023 showed an increase.

Keywords: Cooking oil price, forecasting, hybrid, NN, TSR

1. Pendahuluan

Time Series Regression (TSR) merupakan salah satu model dalam analisis runtun waktu. Model ini mengasumsikan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel independen yang mana kedua variabel tersebut merupakan data runtun waktu. TSR mampu menangani pola hubungan berupa garis lengkungan atau parabola yang disebut TSR kuadrat. Namun demikian, model TSR kuadrat tidak fleksibel dalam memodelkan data runtun waktu karena dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi konstan apabila digunakan pada data yang tidak memuat pola tren kuadrat (Bowerman & O'Connell, 1987). Zhang (2003), menyebutkan bahwa terdapat metode peramalan yang fleksibel dalam mengenali berbagai pola runtun waktu baik linier maupun non linier. Metode yang dimaksud adalah *Neural Network* (NN).

NN merupakan suatu sistem pemrosesan informasi dengan karakteristik yang mirip dengan jaringan saraf manusia (Fausett, 1994). Kelebihan dari metode ini adalah dapat digunakan untuk meramalkan data runtun waktu yang mengandung pola non linier serta mampu menyelesaikan masalah yang tidak terstruktur dan sulit untuk didefinisikan (Pahlevi, 2016). Namun demikian, tidak terdapat metode peramalan yang sesuai dengan semua kondisi, sehingga perlu dilakukan rekonstruksi model *hybrid* (Zhang, 2003).

Model *hybrid* merupakan kombinasi antara dua atau lebih model peramalan dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan (Diksa, 2021). Pemodelan *hybrid* juga bertujuan untuk memanfaatkan kelebihan dari masing-masing model dikarenakan ketidakmampuan model individu dalam menangkap berbagai pola data secara bersamaan (Muslim, 2017). Berdasarkan pengembangan model *hybrid* TSR kuadrat-NN, peneliti mencoba mengaplikasikannya pada data harga minyak goreng di Kalimantan Timur.

Data Pusat Harga Pangan Stategis (PIHPS) (2022), menunjukkan bahwa harga minyak goreng di Kalimantan Timur mengalami tren naik sejak bulan November tahun 2021 dan pada bulan Juni tahun 2022 menunjukkan adanya penurunan, namun belum mencapai harga sebelum adanya kenaikan yaitu sebesar Rp14.000,00 per liter. Harga minyak goreng yang tidak stabil perlu menjadi perhatian pemerintah mengingat minyak goreng merupakan salah satu komoditas yang dipantau laju inflasinya oleh Tim Pengendalian Inflasi Daerah (Adinugroho, 2021). Informasi mengenai harga minyak goreng di masa yang akan datang sangat diperlukan sebagai bahan pertimbangan dalam pembentukan kebijakan stabilitas harga. Hal tersebut mendasari perlu dilakukannya peramalan harga minyak goreng di Kalimantan Timur.

Penelitian terdahulu yang menerapkan model *hybrid* telah dilakukan oleh Sulistyowati dkk. (2018) untuk meramalkan penumpang udara dan kargo di Indonesia menggunakan model *hybrid* TSR-NN, TSR-SVR, ARIMAX-NN, dan ARIMAX-SVR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan NN dalam model *hybrid* menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan SVR. Pada penelitian tersebut, model *hybrid* TSR-NN mampu mereduksi nilai akurasi MAPE dari model TSR. Penelitian terdahulu mengenai peramalan harga minyak goreng telah dilakukan oleh Fitri dkk. (2020) dengan menggunakan model ARIMA.

Model ARIMA tidak dapat mengatasi adanya komponen non linier pada data. Dengan demikian, perlu dilakukan pengembangan peramalan harga minyak goreng menggunakan model *hybrid* TSR kuadratik-NN.

Berdasarkan latar belakang tersebut, dilakukan penelitian dengan tujuan memperoleh model *hybrid* TSR kuadratik-NN terbaik untuk meramalkan harga minyak goreng di Kalimantan Timur dan memperoleh hasil peramalan harga minyak goreng di Kalimantan Timur pada periode Januari sampai Desember 2023.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Uji Tren

Uji tren merupakan suatu metode yang digunakan untuk melihat kecenderungan fluktuasi dari sebuah pola data dalam jangka panjang (Lehtinen dkk., 1997). Metode analisis tren yang digunakan dalam penelitian ini adalah uji *Mann-Kendall* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Tidak terdapat tren pada data

H_1 : Terdapat tren pada data

Menurut (Drapela & Drapelova, 2011), statistik uji *Mann-Kendall* untuk $n \leq 10$ adalah sebagai berikut.

$$S = \sum_{q=1}^{n-1} \sum_{r=q+1}^n \text{sign}(Y_r - Y_q) \tag{1}$$

di mana,

$$S = \text{sign}(Y_r - Y_q) = \begin{cases} +1, & (Y_r - Y_q) > 0 \\ 0, & (Y_r - Y_q) = 0 \\ -1, & (Y_r - Y_q) < 0 \end{cases} \tag{2}$$

dengan

Y_r = data pengamatan ke- r ($r = 1, 2, \dots, n - 1$)

Y_q = data pengamatan ke- q ($q = 1, 2, \dots, n$)

S = statistik uji *Mann-Kendall* untuk $n \leq 10$

Menurut (Motiee & McBean, 2009), Apabila $n > 10$, maka S yang diberikan oleh persamaan (1) akan mengikuti distribusi normal dengan $E(S) = 0$ dengan variansi dituliskan pada persamaan (3).

$$\text{var}(S) = \frac{n(n+1)(2n+5) - \sum_{l=1}^m (u_l - 1)(2u_l + 5)}{18} \tag{3}$$

di mana Z_S mengikuti distribusi normal dan dihitung menggunakan persamaan (4).

$$Z_S = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{var}(S)}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{var}(S)}}, & S < 0 \end{cases} \tag{4}$$

S yang diberikan pada persamaan (4) merupakan nilai yang diperoleh berdasarkan persamaan (2).

Jika $n \leq 10$, maka H_0 ditolak pada taraf signifikansi α jika $2S_{tabel} < \alpha$. S_{tabel} merupakan nilai probabilitas pada tabel *Mann-Kendall* untuk nilai $|S|$ yang mana S diperoleh berdasarkan persamaan (2) (Gilbert, 1987).

Apabila $n > 10$, H_0 ditolak pada taraf signifikansi α jika $|Z_S| > Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (Motiee & McBean, 2009).

2.2 Model TSR Kuadratik

Model TSR tren kuadratik adalah pemodelan TSR di mana data pengamatan memiliki pola tren naik atau turun yang membentuk pola lengkungan atau parabola. Model TSR kuadratik dituliskan dalam persamaan (5).

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim IIDN(0, \sigma_\varepsilon^2) \tag{5}$$

dimana

Y_t = data pengamatan untuk model TSR kuadratik pada waktu ke- t

β_0 = parameter konstanta

β_1 = parameter regresi dari waktu t

β_2 = parameter regresi dari waktu t^2

ε_t = *residual* pada waktu ke- t dengan asumsi identik independen dan berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi σ_ε^2 (Bowerman & O'Connell, 1987).

2.3 Estimasi Parameter Model TSR Kuadratik

Metode OLS merupakan suatu metode yang digunakan untuk mencari estimasi parameter model regresi dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *residual* (JKR) (Makarti & Karim, 2007). Adapun notasi matriks dari model TSR kuadratik adalah sebagai berikut.

$$Y = T\beta + \varepsilon \tag{6}$$

dengan $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]$, $\varepsilon = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n]$, $\hat{\beta} = [\hat{\beta}_0 \ \hat{\beta}_1 \ \hat{\beta}_2]$ dan $T = [1 \ t \ v]$, di mana t adalah vektor pengamatan dari t dan v adalah vektor pengamatan dari t^2 .

$\hat{\beta}$ diperoleh dengan cara meminimumkan *JKR* dengan melakukan diferensial pertama secara parsial terhadap $\hat{\beta}$. Kemudian hasil diferensial sama dengan 0, sehingga diperoleh persamaan (7) berikut.

$$\frac{\partial JKR}{\partial \hat{\beta}} = \frac{\partial (y - T\hat{\beta})'(Y - T\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}} = 0$$

$$\hat{\beta} = (T'T)^{-1}T'Y \tag{7}$$

dimana (Walpole dkk., 2012)

- $\hat{\beta}$ = vektor dari parameter yang diestimasi
- T = matriks model
- Y = vektor pengamatan dari variabel dependen

2.4 Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dapat dibagi menjadi dua, yaitu uji signifikansi parameter secara simultan dan uji signifikansi parameter secara parsial. Pengujian parameter secara simultan memiliki tujuan untuk menguji apakah estimasi parameter regresi secara bersama-sama memengaruhi variabel dependen. Uji yang digunakan adalah uji F dengan hipotesis sebagai berikut.

- $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$
(Secara simultan semua parameter tidak signifikan berpengaruh terhadap model)
- $H_1 : \text{Minimal terdapat satu } \beta_i \neq 0; i = 1, 2, \dots, p$
(Secara simultan minimal terdapat satu parameter berpengaruh terhadap model)

Adapun statistik uji yang digunakan dituliskan dalam persamaan (8).

$$F_{hitung} = \frac{\frac{R^2}{(n_p-1)}}{\frac{(1-R^2)}{(n-n_p)}} \tag{8}$$

dimana:

- R^2 = koefisien determinasi,
- n_p = banyaknya parameter dan n adalah banyaknya data

Daerah penolakan pada uji F adalah H_0 ditolak jika $F_{hitung} > F_{\alpha; db_1; db_2}$ atau $p - value < \alpha$, dengan $db_1 = n$ dan $db_2 = n - n_p$, n adalah banyaknya pengamatan dan n_p adalah banyaknya parameter dalam model (Widarjono, 2009).

Selanjutnya, uji signifikansi parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui apakah masing-masing estimasi parameter regresi memengaruhi variabel dependen. Uji yang dilakukan adalah uji t dengan hipotesis sebagai berikut.

- $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$
(Parameter ke- i tidak signifikan berpengaruh terhadap model)
- $H_1 : \beta_i \neq 0; i = 1, 2, \dots, p$
(Parameter ke- i signifikan berpengaruh terhadap model)

Statistik uji t dapat dilihat pada persamaan (9).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_i}{se(\hat{\beta}_i)} \tag{9}$$

Berdasarkan persamaan (9), $\hat{\beta}_i$ merupakan estimator parameter regresi ke- i dan $se(\hat{\beta}_i)$ merupakan *residual* standar dari estimator parameter regresi ke- i yang dapat dihitung menggunakan persamaan (10).

$$se(\hat{\beta}_i) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})} \tag{10}$$

Distribusi t adalah distribusi peluang kontinu yang memiliki mean 0 dan simpangan baku lebih besar dari 1 dengan derajat bebas lebih dari 2. Pada distribusi t, $n \sim \infty$ sehingga distribusi t mendekati distribusi normal baku (Ahsanullah dkk., 2014). Adapun daerah penolakan pada uji t adalah H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}; db}$ atau $p - value < \alpha$, dengan $db = n - n_p$ (Widarjono, 2009).

2.5 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah parameter diestimasi, dilakukan pemeriksaan diagnostik model untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai atau sudah layak digunakan dalam peramalan (Makridakis dkk., 1999). Pemeriksaan diagnostik terdiri dari uji *residual* berdistribusi normal dan uji independensi *residual*. Salah satu uji kenormalan *residual* yang dapat digunakan adalah uji *Kolmogorov-Smirnov* (Aswi & Sukarna, 2006). Menurut Wei (2006), pada tahapan pemeriksaan asumsi independensi *residual* dapat dilakukan menggunakan pengujian *Ljung-Box*.

2.6 Fungsi Otokorelasi (FOK) dan Fungsi Otokorelasi Parsial (FOKP)

FOK ($\hat{\rho}_k$) merupakan suatu hubungan linier antara Y_t dan Y_{t+k} yang dipisahkan oleh *lag* waktu ke- k pada data runtun waktu. Nilai otokorelasi untuk pengamatan waktu Y_1, Y_2, \dots, Y_t dapat diduga dengan estimator

fungsi otokorelasi yang dinotasikan dengan $\hat{\rho}_k$ dan dapat dihitung menggunakan persamaan (11) (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (11)$$

dengan \bar{Y} pada persamaan (11) merupakan rata-rata dari data pengamatan.

FOKP merupakan pengembangan dari FOK yang digunakan untuk mengukur tingkat keerratan antara Y_t dengan Y_{t+k} setelah menghilangkan efek dari variabel-variabel waktu $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k}$. Estimator fungsi otokorelasi parsial dapat dihitung menggunakan persamaan berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1,j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (12)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, j = 1, 2, \dots, k \quad (13)$$

2.7 Neural Network (NN)

Neural Network merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia dalam melaksanakan pengenalan pola (Fausett, 1994). Struktur pemrosesan informasi ini terbentuk dari sejumlah *neuron* yang saling terhubung satu sama lain dan memecahkan masalah secara bersamaan. Keterhubungan antar *neuron* membuat otak mampu melakukan fungsi pemrosesan yang kompleks serta adaptif. Adapun yang dimaksud adaptif adalah hubungan antar *neuron* bersifat dinamis dan selalu memiliki kemampuan untuk mempelajari informasi yang belum diketahui sebelumnya (Fausett, 1994).

NN memerlukan suatu fungsi aktivasi yang digunakan untuk mengaktifkan atau menonaktifkan penalaran sinyal (Yanto, 2017). Karakteristik yang harus dimiliki oleh fungsi aktivasi jaringan *backpropagation* antara lain kontinu, terdiferensialkan, dan tidak menurun secara monoton. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi aktivasi sigmoid bipolar yang memiliki *range* nilai antara 1 sampai -1 pada lapisan tersembunyi serta fungsi aktivasi linier pada lapisan keluaran (Fausett, 1994).

2.8 Standarisasi Data

Standarisasi data masukan bertujuan untuk menyesuaikan nilai dari data dengan *range* fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan. Pada penelitian ini, data akan distandarisasi dengan menggunakan standarisasi *minmax*. Rumus standarisasi *minmax* dan destandarisasi secara berturut-turut dituliskan dalam persamaan (14) dan persamaan (15) berikut.

$$\varepsilon_t^* = \frac{\varepsilon_t - \min}{\max - \min} (\text{new max} - \text{new} + \text{new min}) \quad (14)$$

dan

$$\varepsilon_t = \frac{\varepsilon_t^* - \min}{\max - \min} (\text{new max} - \text{new} + \text{new min}) \quad (15)$$

dimana: (Siang, 2005)

- ε_t = nilai data *residual* sebelum distandarisasi
- ε_t^* = nilai data *residual* hasil standarisasi
- max* = nilai maksimum data *residual*
- min* = nilai minimum data *residual*
- new max* = nilai maksimum data *residual* yang diinginkan
- new min* = nilai minimum data *residual* yang diinginkan

2.9 Algoritma Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks (Puspitaningrum, 2006). Algoritma ini menjadi salah satu metode pembelajaran mesin yang paling efisien untuk jaringan *multi layer* dalam NN dikarenakan cukup sederhana. Algoritma ini disebut *backpropagation* karena ketika diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut menuju ke unit-unit pada lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit-unit lapisan keluaran. Selanjutnya, unit-unit lapisan keluaran memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran jaringan. Saat keluaran jaringan tidak sama dengan keluaran yang diharapkan maka keluaran akan menyebar mundur pada lapisan tersembunyi, kemudian diteruskan ke unit pada lapisan masukan. *Backpropagation* terdiri dari tiga tahapan, yaitu *feed forward*, *backward propagation*, serta perubahan bobot dan *residual*. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai prediksi dan peramalan pada metode NN dituliskan pada persamaan (16) (Siang, 2005).

$$\hat{N}_t = v_{0C} + \sum_{B=1}^h v_{BC} \left(\frac{2}{1 + e^{-2(w_{0B} + \sum_{A=1}^g x_{A,t} w_{AB})}} \right) \quad (16)$$

dimana

- \hat{N}_t = nilai prediksi dan peramalan yang diperoleh dari metode NN
- v_{0C} = *residual* pada lapisan keluaran ke-C

- v_{BC} = bobot yang menghubungkan lapisan tersembunyi ke-B dengan lapisan keluaran ke-C
 w_{0B} = residual pada lapisan tersembunyi ke-B
 $x_{A,t}$ = nilai pengamatan ke- t dari variabel x ke-A
 w_{AB} = bobot yang menghubungkan lapisan masukan ke-A dengan lapisan tersembunyi ke-B.

2.10 Model Hybrid TSR Kuadratik-NN

Model *hybrid* merupakan kombinasi antara dua atau lebih model peramalan dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan (Diksa, 2021). Beberapa penelitian telah menerapkan model *hybrid* pada *residual* model individu yang tidak memenuhi asumsi independen. Secara teoritis, model yang *residual*-nya tidak independen dianggap kurang mampu menggambarkan sifat-sifat data yang diamati dan sebaiknya dilakukan pemodelan lanjutan terhadap *residual* model tersebut (Aina dkk., 2019). Menurut Zhang (2003), model *hybrid* TSR kuadratik-NN diperoleh dengan menjumlahkan model TSR kuadratik dengan NN sebagaimana dituliskan dalam persamaan (17) berikut.

$$\hat{H}_t = \hat{Y}_t + \hat{N}_t \quad (17)$$

dimana

\hat{H}_t = data peramalan model *hybrid* TSR kuadratik-NN pada waktu ke- t

\hat{Y}_t = data peramalan model TSR kuadratik pada waktu ke- t

\hat{N}_t = data peramalan metode NN pada periode waktu ke- t

2.11 Kriteria Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik dilakukan menggunakan pengukuran nilai kesalahan hasil peramalan, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai MAPE, maka hasil peramalan yang diperoleh semakin akurat. MAPE dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Pakaja & Naba, 2015).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (18)$$

2.12 Harga Minyak Goreng

Minyak goreng merupakan salah satu bagian dari Sembilan Bahan Pokok (Sembako) yang berbahan dasar *Crude Palm Oil* atau dikenal dengan minyak sawit (Pratama & Ernah, 2021). Berdasarkan Indeks Harga Konsumen, komoditas minyak goreng memiliki pengaruh yang cukup besar bagi perekonomian Indonesia karena memiliki kontribusi yang besar bagi inflasi. Hal tersebut dapat terjadi karena minyak goreng termasuk salah satu komoditas yang dikonsumsi masyarakat setiap harinya. Harga minyak goreng yang tidak stabil perlu menjadi perhatian pemerintah. Stabilitas harga pangan perlu dilakukan agar pembangunan ekonomi berjalan lancar dan kondusif untuk mendukung terciptanya stabilitas sosial, politik, dan keamanan (Sumaryanto, 2009).

3. Metodologi Penelitian

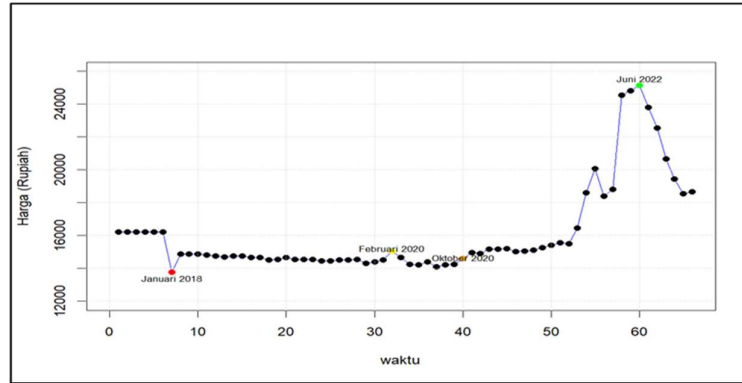
Variabel dalam penelitian ini adalah harga minyak goreng di Kalimantan Timur sebagai variabel dependen (Y) dan waktu dalam bulan sebagai variabel independen (t). Data diperoleh secara sekunder melalui *website* resmi Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional yang dikelola oleh Bank Indonesia yaitu <https://hargapangan.id/>. Periode data pengamatan dalam penelitian ini adalah bulan Januari 2017 sampai Desember 2022. Adapun langkah-langkah analisis data menggunakan model *hybrid* TSR kuadratik-NN diuraikan sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistika deskriptif menggunakan grafik runtun waktu.
2. Melakukan analisis tren.
3. Melakukan pemodelan TSR kuadratik.
4. Melakukan peramalan dengan metode NN menggunakan data *residual* dari model TSR kuadratik.
5. Membentuk model *hybrid* TSR kuadratik-NN.
6. Menghitung nilai MAPE dari model *hybrid* TSR kuadratik-NN.
7. Melakukan peramalan berdasarkan model *hybrid* TSR kuadratik-NN terbaik.
8. Menarik kesimpulan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Statistika Deskriptif

Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, dilakukan analisis statistika deskriptif dengan membuat grafik runtun waktu harga minyak goreng di Kalimantan Timur sebagaimana ditampilkan pada Gambar 1. Grafik runtun waktu dibuat dengan tujuan untuk melihat pola data harga minyak goreng di Kalimantan Timur.



Gambar 1. Grafik runtun waktu harga minyak goreng di Kalimantan Timur

Gambar 1 menunjukkan bahwa harga minyak goreng di Kalimantan Timur pada periode Juli 2017 sampai Desember 2022 mengalami tren naik. Harga minyak goreng pada Januari 2018 merupakan harga terendah dibandingkan dengan bulan lainnya yaitu sebesar Rp13.750,00. Sejak bulan Oktober 2020 terjadi peningkatan harga minyak goreng di Kalimantan Timur dan puncaknya terjadi pada Juni 2022 yang mana harga minyak goreng mencapai Rp25.150,00. Pada periode Juli hingga Desember 2022 harga minyak goreng menunjukkan adanya penurunan, meskipun masih cenderung tinggi dibandingkan tahun 2017 sampai 2020.

4.2 Pengujian Tren

Gambar 1 memperlihatkan bahwa data harga minyak goreng di Provinsi Kalimantan Timur menunjukkan adanya tren naik dan tren turun yang membentuk suatu pola lengkungan atau parabola. Hal tersebut mendasari perlu dilakukannya uji tren untuk memastikan apakah data harga minyak goreng di Kalimantan Timur memuat pola tren. Berdasarkan uji *Mann-Kendall*, diperoleh nilai $Z_S = 3,38526$ dan $p - value = 0,00071$. Nilai Z_S tersebut lebih dari $Z_{0,975} = 1,96$ dan nilai $p - value$ kurang dari $\alpha = 0,05$ sehingga diputuskan H_0 ditolak. Kesimpulan yang diperoleh adalah terdapat tren pada data harga minyak goreng.

4.3 Pemodelan TSR Kuadratik

Pemodelan TSR kuadratik diawali dengan meregresikan variabel waktu dan waktu kuadrat terhadap variabel harga minyak goreng berdasarkan persamaan (5). Nilai estimasi model yang diperoleh ditampilkan pada Tabel 1. Tahap selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter secara simultan dan diperoleh nilai F_{hitung} sebesar 69,53438 dan $p - value$ sebesar $< 2,2 \times 10^{-16}$. Karena F_{hitung} lebih dari $F_{0,05;66;63} = 1,51272$ atau $p - value$ kurang dari $\alpha = 0,05$, maka diputuskan H_0 ditolak. Berdasarkan hal tersebut, diperoleh kesimpulan bahwa secara simultan β_1 dan β_2 berpengaruh terhadap model. Selanjutnya, dilakukan uji signifikansi parameter secara parsial dan hasil pengujian disajikan dalam Tabel 1.

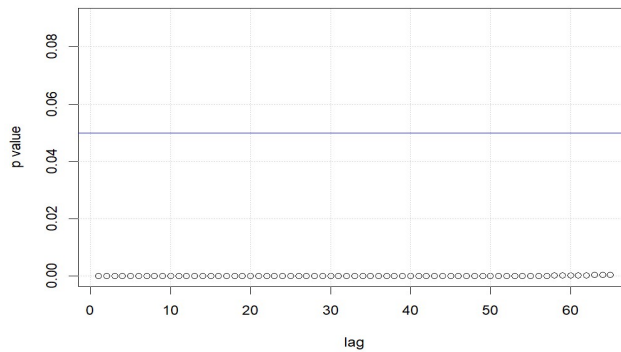
Tabel 1. Hasil Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial Model TSR Kuadratik

Parameter	Variabel	Hasil Estimasi	thitung	P-value	Keputusan
β_0	Konstanta	16.986,56905	28,21089	$< 2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
β_1	Waktu	-245,06083	5,90921	$1,51 \times 10^{-7}$	H_0 ditolak
β_2	Waktu kuadrat	4,94400	8,24155	$1,35 \times 10^{-11}$	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 1, dapat diperoleh kesimpulan bahwa $\beta_0, \beta_1,$ dan β_2 secara parsial signifikan berpengaruh terhadap model. Karena β_1 dan β_2 signifikan, maka variabel waktu dan waktu kuadrat secara parsial signifikan berpengaruh terhadap harga minyak goreng di Kalimantan Timur. Setelah dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter, diperoleh estimasi model TSR kuadratik sebagai berikut.

$$\hat{Y}_t = 16.986,56906 - 245,06083t + 4,94400t^2 \tag{19}$$

Tahap berikutnya adalah pemeriksaan diagnostik *residual* model TSR kuadratik yang terdiri dari uji normalitas *residual* dan uji independensi *residual*. Berdasarkan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov*, diperoleh nilai D_{hitung} sebesar 0,24700 dan $p - value$ sebesar 0,00049. Karena D_{hitung} lebih besar dari $D_{0,05;66} = 0,16740$ atau $p - value$ kurang dari $\alpha = 0,05$ maka diputuskan H_0 ditolak dan dapat disimpulkan bahwa *residual* tidak berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan independensi *residual* menggunakan uji *Ljung-Box*. Nilai $p - value$ pengujian *Ljung-Box* untuk semua *lag* sebagaimana ditampilkan dalam Gambar 1.



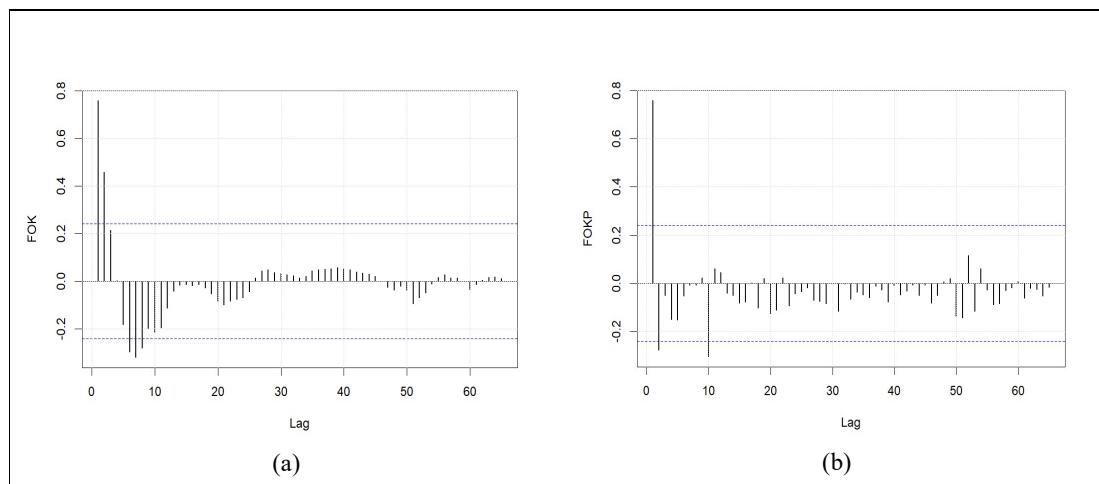
Gambar 2. Grafik nilai *p-value* uji *Ljung-Box* data *residual*

Berdasarkan Gambar 2, dapat disimpulkan bahwa terdapat otokorelasi antar *residual* model TSR kuadrat. Hal tersebut dikarenakan setiap *lag* memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dibandingkan dengan taraf signifikansi yang digunakan, yaitu 0,05 yang ditandai dengan semua nilai berada di bawah garis signifikansi (garis berwarna biru). Hasil uji independensi *residual* menunjukkan bahwa model yang diperoleh kurang mampu menggambarkan sifat-sifat dari data yang diamati. Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai MAPE model TSR kuadrat menggunakan persamaan (19) dan diperoleh nilai MAPE sebesar 5,50693%.

4.4 Pemodelan Hybrid TSR Kuadratik-NN

Berdasarkan hasil analisis sebelumnya, diperoleh nilai MAPE dari model TSR kuadrat sebesar 5,50693%. Model tersebut memiliki nilai MAPE yang kecil, namun tidak layak digunakan untuk meramalkan harga minyak goreng karena *residual* model TSR kuadrat tidak memenuhi asumsi independen serta berdistribusi normal. Hal tersebut menunjukkan perlu dilakukannya pemodelan *hybrid* TSR kuadratik-NN karena NN tidak memerlukan asumsi independen dan berdistribusi normal. Model *hybrid* TSR kuadratik-NN merupakan kombinasi antara model linier dan non linier yang diharapkan dapat mereduksi nilai MAPE dari model TSR kuadrat.

Sebelum memasuki pemodelan *hybrid* TSR kuadratik-NN, tahap pertama yang harus dilakukan adalah standarisasi data *residual* yang diperoleh berdasarkan persamaan (19) dengan menggunakan persamaan (14). Pada penelitian ini, digunakan nilai *new max* sebesar 0,9 dan *new min* sebesar -0,9. Standarisasi dilakukan karena *residual* tidak berada dalam interval (-1,1). Setelah dilakukan standarisasi, selanjutnya ditentukan variabel masukan NN berdasarkan banyaknya jumlah *lag* yang signifikan pada grafik FOK atau FOKP data *residual* yang disajikan dalam Gambar 2.

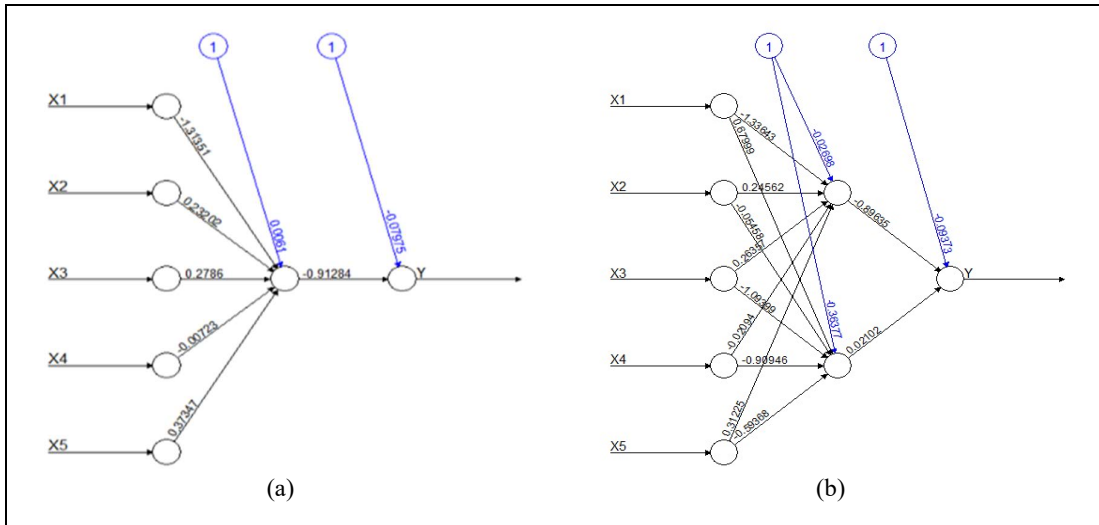


Gambar 3. Grafik nilai (a) FOKP *residual* model TSR kuadratik dan (b) FOKP *residual* model TSR kuadratik

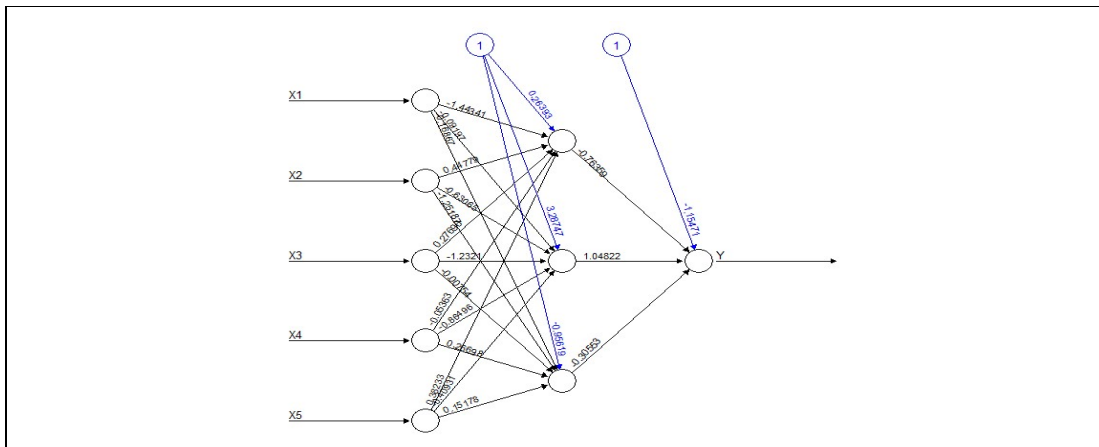
Gambar 3 menunjukkan bahwa jumlah *lag* terbanyak yang keluar dari batas signifikansi terdapat pada grafik FOK. Berdasarkan hal tersebut, variabel masukan yang digunakan pada metode NN adalah *lag* dengan nilai FOK yang signifikan. Terdapat 5 variabel masukan (x_{At}) yaitu ϵ_{t-1} sebagai x_{1t} , ϵ_{t-2} sebagai x_{2t} , ϵ_{t-5} sebagai x_{3t} , ϵ_{t-6} sebagai x_{4t} dan ϵ_{t-7} sebagai x_{5t} .

Tahap selanjutnya adalah melakukan pelatihan *backpropagation*. Pelatihan *backpropagation* diawali

dengan menentukan banyaknya *neuron* pada lapisan tersembunyi. Pada penelitian ini, jumlah *neuron* yang digunakan adalah 1 *neuron*, 2 *neuron*, dan 3 *neuron* dengan nilai *learning rate* sebesar 0,01. Adapun kondisi pemberhentian yang digunakan adalah target *error* sebesar 0,05 dan maksimum iterasi sebesar 12.000. Setelah dilakukan perhitungan, diperoleh arsitektur NN pada Gambar 4 dan gambar 5. Tahap berikutnya adalah menghitung prediksi dari data ke-8 sampai ke-66 dengan persamaan (15).



Gambar 4. Arsitektur jaringan *backpropagation* berdasarkan *residual* model TSR kuadratik menggunakan (a) 1 *neuron* dan (b) 2 *neuron*



Gambar 5. Arsitektur jaringan *backpropagation* berdasarkan *residual* model TSR kuadratik menggunakan 3 *neuron*

Setelah dilakukan pelatihan *backpropagation*, tahap selanjutnya adalah melakukan destandarisasi hasil prediksi data *residual* menggunakan persamaan (14). Destandarisasi dilakukan agar data prediksi ke-8 sampai ke-66 yang telah dihasilkan pada metode NN dikembalikan ke dalam bentuk interval pada data *residual* seperti sebelum distandarisasi.

4.5 Pemilihan Model *Hybrid* TSR kuadratik-NN Terbaik

Model *hybrid* TSR kuadratik-NN yang digunakan untuk meramalkan harga minyak goreng ditentukan berdasarkan nilai MAPE. Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai MAPE dari masing-masing model sebagaimana disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Perhitungan Nilai MAPE

Model	Nilai MAPE (%)
TSR Kuadratik	5,50693
Hybrid TSR Kuadratik-NN 1 Neuron	2,70371
Hybrid TSR Kuadratik-NN 2 Neuron	2,63264
Hybrid TSR Kuadratik-NN 3 Neuron	2,51368

Tabel 2 menunjukkan bahwa model *hybrid* TSR kuadratik-NN mampu mereduksi nilai akurasi MAPE dari model TSR kuadratik yang mengindikasikan bahwa model *hybrid* mampu menangkap informasi yang masih termuat dalam *residual* model TSR kuadratik. Berdasarkan Tabel 2, diperoleh model terbaik untuk meramalkan harga minyak goreng adalah model *hybrid* TSR kuadratik-NN dengan 3 *neuron* karena menghasilkan nilai MAPE yang paling kecil. Selain itu, Tabel 2 juga menunjukkan bahwa nilai MAPE dari ketiga model *hybrid* tidak jauh berbeda dan sangat akurat karena memiliki nilai MAPE di bawah 10%.

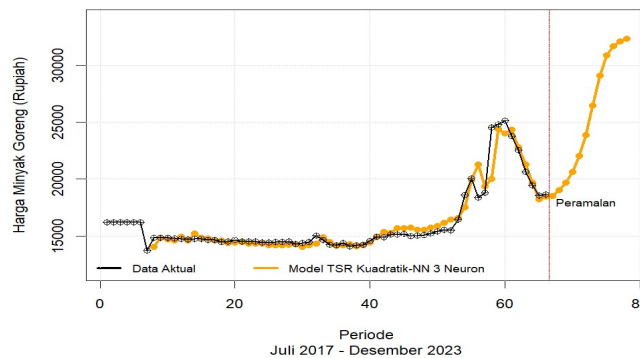
4.6 Peramalan Menggunakan Model Terbaik

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan model TSR kuadratik - NN dengan 3 *neuron*, diperoleh peramalan harga minyak goreng di Kalimantan Timur untuk 12 periode ke depan, yaitu pada bulan Januari sampai Desember 2023 sebagaimana disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan Harga Minyak Goreng di Kalimantan Timur Berdasarkan Model Terbaik

Periode	Peramalan (Rupiah)	Periode	Peramalan (Rupiah)
Januari 2023	18.521,29546	Juli 2023	26.438,77715
Februari 2023	19.022,94351	Agustus 2023	29.070,14049
Maret 2023	19.692,12308	September 2023	30.865,70157
April 2023	20.638,70607	Oktober 2023	31.670,59982
Mei 2023	22.032,81672	November 2023	32.077,67897
Juni 2023	23.881,42318	Desember 2023	32.333,84073

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 3, dapat digambarkan grafik perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan harga minyak goreng di Kalimantan Timur sebagaimana disajikan dalam Gambar 5.



Gambar 6. Grafik perbandingan data aktual dan hasil permalan

Gambar 6 memperlihatkan bahwa pola prediksi menggunakan model *hybrid* TSR kuadratik-NN dengan 3 *neuron* memiliki pola yang mengikuti data aktual, yaitu membentuk pola tren. Adapun hasil peramalan harga minyak goreng di Kalimantan Timur menunjukkan adanya kenaikan pada periode bulan Januari sampai Desember 2023.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh model terbaik untuk meramalkan harga minyak goreng di Kalimantan Timur adalah model *hybrid* TSR kuadratik-NN dengan 3 *neuron*, yaitu $\hat{H}_t = 16.986,56906 + 245,06083t + 4,94400t^2 + \hat{N}_{3,t}$. Model tersebut memiliki nilai MAPE sebesar 2,51368% yang menunjukkan bahwa model sangat akurat karena nilai MAPE kurang dari 10%. Hasil peramalan menunjukkan bahwa harga minyak goreng di Kalimantan Timur pada bulan Januari sampai Desember mengalami kenaikan dari waktu ke waktu.

Referensi

Adinugroho, W. (2021). Pendekatan Clustering Time Series Pada Peramalan Harga Minyak Goreng. *Media Edukasi Data Ilmiah dan Analisis (MEDIAN)*, 4, 47–55.

- Ahsanullah, M., Kibria, B.M.G., & Shakil, M. (2014). *Normal and Student's t Distributions and Their Application*. USA: Atlantis Press.
- Aina, M. Q., Hendikawati, P., & Walid. (2019). Time Series Modelling of Stock Price By MODWT-ARIMA Method. *UNNES Journal of Mathematics*, 8(2), 79-89.
- Aswi, & Sukarna. (2006). *Analisis Runtun Waktu Aplikasi dan Teori*. Makassar: Andira Publisher.
- Bowerman, B. L., & O'Connell, R. T. (1987). *Time Series Forecasting*. Boston: Duxbury Press.
- Diksa, I. G. B. N. (2021). Peramalan Gelombang Covid 19 Menggunakan Hybrid Nonlinear Regression Logistic – Double Exponential Smoothing di Indonesia dan Prancis. *Jambura Journal of Mathematics*, 3(1), 37–51.
- Drapela, K., & Drapelova, I. (2011). Application of Mann-Kendall Test and The Sen's Slope Estimate for Trend Detection in Deposition Data From Bily Kriz (Beskydy Mts., the Czech Republic). *Beskydy Mendel University in Brno*, 4(2), 133–146.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Network, Achitectures, Algorithms, and Applications*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Fitri A., Margasaty F., Kusmaria, Desfaryani, R. & Dewi, V. U. (2020). Peramalan Harga Minyak Goreng Di Tengah Pandemi Covid-19 Kota Bandar Lampung. *dwijenAGRO*, 10(1), 21–26.
- Gilbert, R. O. (1987). *Statistical Methods For Environmental Pollution Monitoring*. New York: Van Nostrand Reinhold Company.
- Hutasuhut, A. T. (2014). Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Di CV. Asia. *Jurnal Teknik POMITS*, 3(2), A-169.
- Lehtinen, E., Pulkkinen, U., & Porn, K. (1997). *Statistical Trend Analysis Methods for Temporal Phenomena*.
- Makarti, P., & Karim, A. (2007). Perbandingan Metode Ordinary Least Square (OLS) dan Metode Regresi Robust Pada Hasil Produksi Padi di Kabupaten Indramayu. *Seminar Nasional Pendidikan, Sains dan Teknologi*.
- Makridakis, S., & Wheelwright, S.C. & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1 Edisi 2*. Jakarta: Erlangga.
- Maricar, M. A. (2019). Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan Pada Perusahaan XYZ. *Jurnal Sistem dan Informatika*, 13(2), 36–45.
- Motiee, H., & McBean, E. (2009). An Assesment of Long Term Trends in Hydrologic Components and Implications for Water Levels in Lake Superior. *Hydrology Research*, 40(6), 564–579.
- Muslim, A. (2017). Peramalan Ekspor dengan Hibrida ARIMA-ANFIS. *Kajian Ekonomi & Keuangan*, 1(2).
- Pahlevi, O. (2016). Analisis Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Dan Logika Fuzzy Untuk Peramalan Tingkat Inflasi. *Seminar Nasional Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer*, 33-INF.40.
- Pakaja, F., & Naba, A. (2015). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Neural Networks*, 6(1), 23–28.
- Pratama, I., & Ernah, E. (2021). Analisis Proses Keputusan Pembelian Minyak Goreng Sawit: Studi Kasus pada Warga Korea di Kabupaten Bekasi. *Jurnal Ilmu Keluarga dan Konsumen*, 14(2), 176–188.
- Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS). (2022). Tabel Harga Berdasarkan Komoditas. <https://hargapangan.id/tabel-harga/pasar-tradisional/komoditas>. Diakses pada 25 Oktober 2022.
- Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Sulistyowati, R., Suhartono, Kuswanto, H., Setiawan, & Astuti, E. T. (2018). Hybrid forecasting model to predict air passenger and cargo in Indonesia. *2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018, 2018-Janua*, 442–447.
- Sumaryanto. (2009). Analisis Volatilitas Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Utama dengan Model ARCH/GARCH. *Jurnal Agro Ekonomi*, 27(2).
- Walpole, R. E., Myers, R. H., & Ye, K. (2002). *Probability and Statistics for Engineers and Scientist*.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New Jersey: Pearson Education Inc.
- Widarjono, A. (2009). *Ekonometrika: Pengantar dan Aplikasinya*. Ekonosia.
- Yanto, M. (2017). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Perceptron Pada Pola Penentuan Nilai Status Kelulusan Sidang Skripsi. *Jurnal Teknoif*, 5(2), 79–87.
- Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*, 50, 159–175.