

Analisis Model *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) dalam Meramalkan Nilai Tukar Petani di Provinsi Jawa Timur

Analysis of The Markov Switching Autoregressive (MSAR) Model in Forecasting The Farmer's Exchange Rate in East Java Province

Imro'atun Sholihah^{1*}, Ayu Septiani², Umam Hidayaturrohman³

^{1,2,3}Universitas Hamzanwadi, Jl. Cut Nyak Dien No.85, Nusa Tenggara Barat

*Penulis Korespondensi. e-mail: imroatunsholihah512@gmail.com.

ABSTRACT

The agricultural sector plays a strategic role in meeting food needs, absorbing labor, and contributing to the national Gross Domestic Product (GDP). In 2023, it contributed 12.40% to GDP and absorbed 29.96% of the workforce. However, most agricultural actors remain poor and vulnerable to poverty. Farmers' welfare is measured by the Farmer's Exchange Rate (NTP), where values above 100 indicate relatively good welfare. East Java Province, one of Indonesia's main food-producing regions, experienced fluctuating NTP values during 2019–2024, with alternating increases and decreases. This instability highlights the need for pattern analysis and forecasting of NTP to understand future trends and support policy formulation aimed at improving farmers' welfare. This study uses monthly NTP data for East Java from January 2019 to December 2024, transformed into returns, and applies the Markov Switching Autoregressive (MSAR) method for forecasting. In addition to predicting NTP for 2025, the MSAR model estimates the probability of a regime persisting or shifting to another regime. The data are divided into training and testing sets. Based on the training data, the best model identified is MS(3)AR(1). The model is also used to forecast NTP for 2024, and the results are compared with actual testing data to assess accuracy. The comparison yields a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 1.59%, indicating very high forecasting accuracy.

Keywords: East Java, Farmer's Exchange Rate, MSAR.

ABSTRAK

Sektor pertanian memiliki peran strategis dalam pemenuhan kebutuhan pangan, penyerapan tenaga kerja, serta kontribusi terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) nasional. Pada tahun 2023, sektor ini menyumbang 12,40% terhadap PDB dan menyerap 29,96% tenaga kerja. Namun, sebagian besar pelaku di sektor ini masih tergolong miskin dan rentan terhadap kemiskinan. Kesejahteraan petani diukur melalui Nilai Tukar Petani (NTP), di mana nilai di atas 100 mengindikasikan tingkat kesejahteraan yang relatif baik. Provinsi Jawa Timur sebagai salah satu lumbung pangan nasional menunjukkan fluktuasi NTP selama periode 2019–2024 dengan pola kenaikan dan penurunan yang bergantian. Ketidakstabilan ini menegaskan perlunya analisis pola dan peramalan NTP untuk memperoleh gambaran kecenderungan nilai di masa mendatang sebagai dasar perumusan kebijakan peningkatan kesejahteraan petani. Penelitian ini menggunakan data NTP Provinsi Jawa Timur pada Januari 2019 hingga Desember 2024 yang kemudian diubah ke dalam bentuk *return*, dengan analisis peramalan menggunakan metode *Markov Switching Autoregressive* (MSAR). Selain dapat meramalkan

NTP pada periode berikutnya (2025), MSAR dapat menentukan peluang suatu *regime* dapat bertahan atau berpindah ke *regime* lain. Data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Hasil analisis dari data *training* didapatkan model MSAR terbaik yaitu MS(3)AR(1). Selain meramalkan NTP pada periode 2025, model tersebut juga digunakan untuk melihat peramalan pada periode 2024 yang kemudian dibandingkan dengan data aktual *testing* untuk melihat seberapa akurat model dalam melakukan peramalan. Berdasarkan perhitungan antara hasil peramalan data *testing* dan data aktual *testing* didapatkan nilai MAPE sebesar 1,59% yang menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik.

Kata kunci: Jawa Timur, MSAR, Nilai Tukar Petani.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang dikenal sebagai negara agraris karena sebagian besar penduduknya bergantung pada sektor pertanian (Desvina & Meijer, 2018). Pada tahun 2023, sektor ini menyumbang sekitar 12,40% terhadap PDB nasional dan menyerap tenaga kerja terbesar, yaitu 29,96% dari keseluruhan tenaga kerja di Indonesia (Mubarok, 2023). Namun, sebagian besar tenaga kerja yang tergolong miskin dan rentan terhadap kemiskinan justru bekerja di sektor pertanian (Kasanah & Fitriady, 2018). Oleh karena itu, peningkatan kesejahteraan petani sebagai pelaku utama pembangunan pertanian perlu menjadi prioritas pemerintah untuk mewujudkan keberhasilan pembangunan pertanian (Sari, *et al.*, 2023).

Badan Pusat Statistik (BPS) secara berkala menerbitkan Nilai Tukar Petani (NTP) sebagai instrumen yang digunakan pemerintah untuk mengukur tingkat kesejahteraan petani di Indonesia (Jolanda, *et al.*, 2024). Semakin tinggi nilai NTP, semakin baik tingkat kesejahteraan petani (Oktaviani, *et al.*, 2021). Di Provinsi Jawa Timur, NTP mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu (Hariri, 2025). Pada 2019, NTP Jawa Timur menempati posisi kedua terendah di Pulau Jawa setelah Jawa Tengah, dengan penurunan sebesar 0,89% (Ibrahim, 2019). Pada April 2021, NTP kembali turun sebesar 0,89% akibat penurunan indeks harga yang diterima petani sebesar 0,79% dan kenaikan indeks harga yang dibayar petani sebesar 0,10% (BPS Kabupaten Tulungagung, 2021). Sebaliknya, pada Desember 2023 mencapai 116,05 yang merupakan pencapaian tertinggi selama periode 2019-2023. Peningkatan ini mendukung posisi Jawa Timur sebagai Lumbung Pangan Nasional (Diskominfo Provinsi Jawa Timur, 2024). Sementara itu, disepanjang tahun 2024, NTP Jawa Timur seringkali mengalami penurunan (BPS Provinsi Jawa Timur, 2024).

Fluktuasi NTP Provinsi Jawa Timur sepanjang Januari 2019 hingga Desember 2024 menunjukkan kondisi yang belum stabil di atas 100, sehingga diperlukan upaya berkelanjutan untuk menjaga kestabilannya. Mengingat pentingnya NTP sebagai tolok ukur kesejahteraan petani, penelitian ini menggunakan metode peramalan *time series* untuk memperoleh gambaran NTP di masa yang akan datang. Tetapi, pendekatan klasik dalam pemodelan *time series* tidak mampu mempertimbangkan perubahan pola atau struktur data seiring waktu (Martina, *et al.*, 2024). Beberapa model yang bisa digunakan untuk mengatasi masalah perubahan struktur, diantaranya *Threshold Autoregressive* (TAR), *Self Exciting Threshold Autoregressive* (SETAR) dan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR). Model TAR dan SETAR memungkinkan adanya pergeseran kondisi, tetapi tidak mempertimbangkan peluang untuk bertahan dalam satu kondisi atau berpindah ke kondisi lainnya (Rahman, *et al.*, 2014). Berbeda dengan MSAR, selain dapat menjelaskan perubahan struktur, model tersebut dapat mengetahui peluang dari perubahan kondisi dan lamanya masing-masing kondisi berlangsung (Rahman, *et al.*, 2014).

Data NTP yang menunjukkan *trend* dan perbedaan skala antarperiode diubah ke dalam bentuk *return* untuk menstabilkan keragaman data. Penggunaan *return* dinilai lebih tepat untuk pemodelan

deret waktu seperti *Markov Switching Autoregressive* (MSAR), karena membantu memenuhi asumsi stasioner, menstabilkan varians, serta mempresentasikan perubahan relatif yang relevan terhadap kesejahteraan petani. Penggunaan MSAR pada NTP, khususnya melalui transformasi *return* masih terbatas, sementara pendekatan ini diyakini lebih mampu menangkap dinamika perubahan dan meningkatkan akurasi peramalan. Perubahan NTP ke dalam bentuk *return* sekaligus menambah bukti empiris mengenai efektivitas model nonlinier dalam menangkap perubahan pola atau *regime* pada data ekonomi sektoral. Hal ini diharapkan dapat memberikan rujukan baru dalam pemilihan model dan menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik. Dengan demikian, dihasilkan NTP pada periode selanjutnya (2025) dalam kondisi stabil yang mencerminkan kesejahteraan petani semakin membaik.

METODOLOGI

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian kuantitatif. Data yang digunakan adalah Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Jawa Timur yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). NTP adalah angka perbandingan antara Indeks Harga yang Diterima Petani (IT) dengan Indeks Harga yang Dibayar Petani (IB) (Marnia, *et al.*, 2025). Jumlah data yang digunakan pada penelitian sebanyak 72 data dalam periode Januari 2019 hingga Desember 2024.

Teknik analisis yang diterapkan dalam penelitian ini yaitu analisis deret waktu dengan metode MSAR menggunakan *software* RStudio versi 4.4.0 dan *package* MsWM. Metode ini digunakan untuk memperoleh hasil peramalan pada Nilai Tukar Petani (NTP) dari Januari-Desember 2025. Berikut tahapan analisis menggunakan metode MSAR:

1. Menginput data bulanan NTP Provinsi Jawa Timur pada *software* R studio
2. Melakukan analisis deskriptif pada data
3. Melakukan uji perubahan struktur pada data
4. Melakukan estimasi jumlah *breaks* untuk mengetahui banyak *state*
5. Melakukan uji stasioneritas pada data
6. Mengubah data ke bentuk *return* agar memenuhi stasioneritas sehingga tersisa data sebanyak 71
7. Identifikasi model AR menggunakan *plot* ACF dan PACF pada data *return*
8. Membagi data *return* menjadi data training sebanyak 59 dan data testing sebanyak 12
9. Mengestimasi parameter model menggunakan metode MLE yang dikombinasikan dengan *filtering* dan *smoothing* pada data training
10. Memilih model terbaik berdasarkan kriteria BIC
11. Melakukan uji diagnostik model
12. Melakukan peramalan periode 2024 untuk menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan periode 2025 untuk melihat perkembangan NTP di Provinsi Jawa Timur
13. Menghitung kebaikan model menggunakan MAPE berdasarkan data aktual testing dan hasil peramalan testing
14. Mengubah hasil peramalan dari bentuk *return* ke bentuk asli
15. Membuat kesimpulan dari hasil yang diperoleh

Uji Perubahan Struktur

Pengujian perubahan struktur bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat titik perubahan dalam data. Adanya perubahan tersebut, maka data layak dipakai untuk pemodelan *Markov Switching*. Salah satu pendekatan statistik yang digunakan dalam mengidentifikasi perubahan struktur pada data deret waktu adalah uji *Chow Breakpoint* yang didasarkan pada uji statistik F (Anggana, *et al.*, 2023). Berikut hipotesis yang digunakan:

$H_0 : \delta = 0$ (Tidak terdapat perubahan struktur)

$H_1 : \delta \neq 0$ (Terdapat perubahan struktur)

Adapun tahapan dalam melakukan uji *Chow Breakpoint* yaitu (Martina, et al., 2024):

1. Menjumlahkan kuadrat residual model
2. Menjumlahkan kuadrat residual sebelum dan setelah terjadinya *break*
3. Menghitung statistik uji F menggunakan persamaan berikut

$$F = \frac{\frac{(RSS_C - (RSS_1 + RSS_2))}{s}}{\frac{(RSS_1 + RSS_2)}{(T - 2s)}} \tag{1}$$

Keterangan:

- RSS_C : Jumlah kuadrat residual model regresi dengan keseluruhan data
- RSS_1 : Jumlah kuadrat residual model regresi sebelum terjadi *break*
- RSS_2 : Jumlah kuadrat residual model regresi setelah terjadi *break*
- s : Jumlah parameter yang diestimasi
- T : Jumlah data pengamatan

4. Membandingkan nilai uji F dengan nilai kritis
Tolak H_0 jika nilai $F \geq F_{(s, T-2s)}$ atau $p\text{-value} \leq \alpha = 0,05$.

Uji Stasioner

Stasioneritas diartikan sebagai kondisi tidak adanya perubahan yang signifikan dalam data (Khoerunnisa, et al., 2022). Suatu deret waktu dikatakan stasioneritas apabila data berfluktuasi di sekitar nilai tengah yang tetap seiring waktu (Bartolomius, et al., 2021).

Stasioner dalam Varians

Ketidastasioneran dalam varians dapat diindikasikan ketika hasil *Rounded Value* belum menunjukkan nilai 1, untuk mengatasi hal tersebut, data perlu ditransformasi hingga *Rounded Value* bernilai 1 (Gikungu, et al., 2015). Metode yang pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Cox (1964) yaitu melalui transformasi Box-Cox yang bertujuan untuk menstabilkan varians atau menjadikannya homogen (Wei, 2006). Adapun persamaan transformasi Box-Cox dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei dalam Fauzi, 2015):

$$T(y_t) = \frac{y_t^\lambda - 1}{\lambda} \tag{2}$$

dengan Y_t menyatakan nilai data pada waktu ke- t dan λ merupakan nilai parameter transformasi.

Beberapa nilai λ yang umum digunakan beserta bentuk transformasinya dapat dilihat pada tabel berikut (Nasrudin, 2019).

Tabel 1. Transformasi Box-Cox

λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{y_t}}$
0	$\ln y_t$
0,5	$\sqrt{y_t}$
1	y_t (tidak ditransformasikan)

Stasioner dalam Mean

Pengujian *unit root* pada penelitian ini dilakukan menggunakan *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF Test). Pengujian ini memperhitungkan adanya kemungkinan autokorelasi dalam residual ketika deret waktu yang dianalisis bersifat non stasioner (Aktivani, 2021).

Pengujian hipotesis pada uji ini yaitu:

$H_0 : \phi = 0$ (Data bersifat non stasioner)

$H_1 : \phi \neq 0$ (Data bersifat stasioner)

dengan statistik uji:

$$\tau = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \quad (3)$$

dimana $\hat{\phi}$ merupakan nilai dugaan ϕ dan $SE(\hat{\phi})$ adalah simpangan baku dari ϕ .

Adapun kriteria ujinya:

Tolak H_0 jika nilai $|\tau| > \tau_{\alpha,n}$ dimana nilai $\tau_{\alpha,n}$ dilihat pada tabel Dickey-Fuller atau apabila nilai p-value $< \alpha = 0,05$, artinya data tersebut bersifat stasioner (Wei dalam Agustina, 2021).

Ketidakstasioneran data terhadap *mean* khususnya pada variabel ekonomi bisa diatasi dengan menggunakan nilai *return*. Adapun rumus dalam menghitung *return* adalah sebagai berikut:

$$R_t = \ln\left(\frac{y_t}{y_{t-1}}\right) \quad (4)$$

dengan R_t ialah nilai *return* pada waktu ke- t , y_t merupakan nilai variabel pada waktu ke- t dan y_{t-1} yakni nilai variabel pada periode sebelumnya (Ariyani, *et al.*, 2014).

Model Markov Switching Autoregressive (MSAR)

Model *Markov Switching* merupakan salah satu model deret waktu nonlinier yang juga dikenal sebagai *Regime Switching* model (Martina, *et al.*, 2024). Adanya perubahan kondisi ini, model mampu menangkap dinamika pergerakan data yang lebih kompleks, serta dapat mengetahui peluang dari perubahan kondisi dan lamanya masing-masing kondisi berlangsung (Ariyani, *et al.*, 2014). Model MSAR merupakan pengembangan dari model AR yaitu mengintegrasikan rantai *markov* dengan proses *autoregressive* (Bofan, *et al.*, 2023).

Model *Markov Switching* dirancang secara strategis agar mampu beradaptasi secara dinamis terhadap perubahan pola data yang dipengaruhi oleh variabel diskrit yang tidak teramati secara langsung, yaitu s_t yang disebut sebagai *state* atau *regime*. Dalam hal ini, diasumsikan bahwa s_t mengikuti proses rantai *markov* orde pertama, dimana nilai suatu *state* pada waktu tertentu hanya bergantung pada nilai *state* waktu sebelumnya s_{t-1} . Nilai s_t berupa bilangan bulat $\{1, 2, \dots, m\}$ dengan m menunjukkan banyaknya *state* yang ada (Inayati, *et al.*, 2014). Dengan demikian, rantai *markov* dapat didefinisikan sebagai berikut (Bartolomius, *et al.*, 2021):

$$\begin{aligned} P\{s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots, s_{t-p} = m\} \\ = P\{s_t = j | s_{t-1} = i\} = p_{ij} \end{aligned} \quad (5)$$

dengan

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, m \text{ and } 0 \leq p_{ij} \leq 1 \quad (6)$$

dimana p_{ij} menunjukkan peluang transisi dari *state* i ke j . Selanjutnya, nilai peluang transisi tersebut dirangkum dalam sebuah matriks peluang transisi ($P_{m \times m}$) seperti berikut (Inayati, *et al.*, 2014):

$$p = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2m} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \tag{7}$$

Berdasarkan nilai diagonal matriks peluang transisi dapat diketahui rata-rata lamanya suatu *state* dapat dipertahankan (Ashariansyah, 2020). Berikut rumus untuk menghitung durasi rata-rata *state* (Silva, 2021):

$$E(D_i) = \frac{1}{1-p_{jj}} \tag{8}$$

dengan $E(D_1) = \frac{1}{1-p_{11}}$ dan $E(D_2) = \frac{1}{1-p_{22}}$, dimana p_{jj} merupakan diagonal matriks peluang transisi.

Adapun model MSAR dapat ditulis sebagai berikut (Ariyani, *et al.*, 2014):

$$y_t - \mu_{s_t} = \phi_1(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \cdots + \phi_p(y_{t-p} - \mu_{s_{t-p}}) + \varepsilon_t \tag{9}$$

dengan $\varepsilon_t \sim iid N(0, \sigma_{st}^2)$.

Keterangan:

- y_t, \dots, y_{t-p} : Return NTP
- ϕ_1, \dots, ϕ_p : Koefisien *autoregressive* orde p
- $\mu_{s_t}, \dots, \mu_{s_{t-p}}$: Mean yang dipengaruhi perubahan *state*
- σ_{st}^2 : Varians yang dipengaruhi perubahan *state*
- s_t : *Regime* pada saat t
- ε_t : Galat pada saat t

Pendugaan parameter pada model MSAR dilakukan melalui pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang dikombinasikan dengan algoritma *filtering* dan *smoothing* untuk memperkirakan peluang suatu observasi berada pada *state* tertentu (Ariyani, *et al.*, 2014).

MLE bertujuan untuk memperoleh estimasi parameter μ_{s_t} , p_{ij} , dan ϕ_p dengan cara memaksimalkan fungsi *likelihood* berdasarkan fungsi densitas peluang. Tahapan ini dimulai dengan menetapkan fungsi densitas terlebih dahulu, lalu mengubahnya menjadi fungsi *log likelihood* (Chow dalam Bartolomius, *et al.*, 2021).

Secara umum, fungsi densitas model MSAR dirumuskan sebagai berikut:

$$f(y_t | s_t, s_{t-1}, \Omega_{t-1}; \theta) = \frac{1}{\sigma_{st} \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{((y_t - \mu_{s_t}) - \phi(y_t - \mu_{s_{t-1}}))^2}{2\sigma_{st}^2} \right] \tag{10}$$

dengan $\Omega_{t-1} = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$ adalah nilai observasi, dan $\theta = (\mu_{s_t}, \sigma_{st}^2, \phi_p)$ adalah parameter model MSAR (Munawwaroh, 2020).

Setiap parameter dalam $\theta = (\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_{12}^2, p_{11}, p_{22}, \phi_1)$ dihitung dengan cara memaksimalkan fungsi *log-likelihood*. Proses tersebut dilakukan dengan menurunkan fungsi *log-likelihood* terhadap setiap parameter, kemudian menyamakannya dengan nol. Sehingga, didapatkan estimasi parameter yang dirumuskan sebagai berikut (Ariyani, *et al.*, 2014):

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{t=1}^T y_t P(s_t = j | y_t; \theta)}{\sum_{t=1}^T P(s_t = j | y_t; \theta)} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{\mu}_j)^2 P(s_t = j | y_t; \hat{\theta})}{\sum_{t=1}^T P(s_t = j | y_t; \hat{\theta})} \quad (12)$$

$$\hat{p}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T P(s_t = j, s_{t-1} = i | \Omega_T; \hat{\theta})}{\sum_{t=2}^T P(s_{t-1} = i | \Omega_T; \hat{\theta})} \quad (13)$$

$$\hat{\phi}_r = \frac{\sum_{t=1}^T \{\sum_{j=1}^{m=2} (y_t - \hat{\mu}_j) P(s_t = j | \Omega_T; \theta)\}}{\sum_{t=1}^T \{\sum_{j=1}^{m=2} P(s_t = j | \Omega_T; \theta)\}} \quad (14)$$

Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dapat ditentukan menggunakan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Sebuah model dianggap terbaik jika memiliki nilai BIC yang paling kecil (Khoerunnisa, *et al.*, 2022). Rumus untuk menghitung nilai BIC adalah sebagai berikut (Anggana, *et al.*, 2023):

$$BIC = \log \hat{\sigma}^2 \frac{k \log(n)}{n} \quad (15)$$

dimana $\log \hat{\sigma}^2$ merupakan ukuran *likelihood*, k adalah jumlah parameter dan n yaitu jumlah pengamatan (Wizsa, *et al.*, 2016).

Diagnostic Checking

Diagnostic checking bertujuan untuk menilai kualitas model sekaligus memastikan model tersebut memenuhi asumsi yang diperlukan (Mawaddah, 2023). Pemeriksaan diagnostik dilakukan dengan dua uji, yaitu pengujian asumsi *white noise* dan distribusi normal terhadap residual.

White Noise

Proses *white noise* dilakukan untuk mengevaluasi kelayakan model. Apabila nilai autokorelasi residual adalah nol, maka residual memenuhi kriteria *white noise* dan model layak digunakan untuk peramalan (Khoerunnisa, *et al.*, 2022).. Pemeriksaan asumsi residual yang *white noise* dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut (Ilmiyah, 2018).

Hipotesis uji:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (Residual *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_j \neq 0$ (Residual tidak *white noise*)

Statistik uji:

Berikut pengujian kesesuaian model *white noise* menggunakan uji Ljung-Box.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \left(\frac{r_k^2}{n-k} \right) \quad (16)$$

dengan n yakni jumlah data, k merupakan nilai *lag*, K sebagai *lag* maksimum dan r_k^2 yaitu autokorelasi residual *lag* ke- k .

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha = 5\%$. Artinya, residual tidak memenuhi asumsi *white noise*.

Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal atau tidak. Residual dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \tag{17}$$

dengan e_t merupakan residual pada waktu ke- t , y_t adalah nilai *return* NTP hasil pengamatan dan \hat{y}_t adalah nilai *return* NTP hasil pendugaan model.

Uji yang dapat dilakukan untuk mengetahui normalitas residual yaitu uji Jarque-Berra dengan hipotesis sebagai berikut (Agustina, 2021).

Hipotesis uji:

H_0 = Residual berdistribusi normal

H_1 = Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

Berikut pengujian normalitas menggunakan uji Jarque-Berra (Bofan, *et al.*, 2023):

$$JB = T \left(\frac{S^2}{6} - \frac{(K - 3)^2}{24} \right) \tag{18}$$

dimana s adalah *skewness*, K adalah kurtois dan T merupakan jumlah residual.

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha = 5\%$. Artinya, residual tidak berdistribusi normal (Mukhlis, *et al.*, 2019).

Akurasi Peramalan

Penelitian ini menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menghasilkan akurasi peramalan. MAPE dihitung melalui selisih antara data aktual dan data peramalan. (Arfiana, 2021). MAPE digunakan untuk mengevaluasi tingkat kesalahan pada metode yang digunakan (Eha & Suwanda, 2023). Nilai MAPE dapat dihitung dengan rumus (Inayati, *et al.*, 2024):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \tag{19}$$

dengan y_i adalah data sebenarnya, \hat{y}_i yakni data ramalan serta n menunjukkan jumlah data.

Berikut ini tabel nilai MAPE untuk evaluasi prediksi (Jeneka, 2021):

Tabel 2. Akurasi Prediksi MAPE

Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
$MAPE \leq 10\%$	Sangat Baik
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Baik
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Cukup
$MAPE > 50\%$	Rendah

HASIL DAN PEMBAHASAN

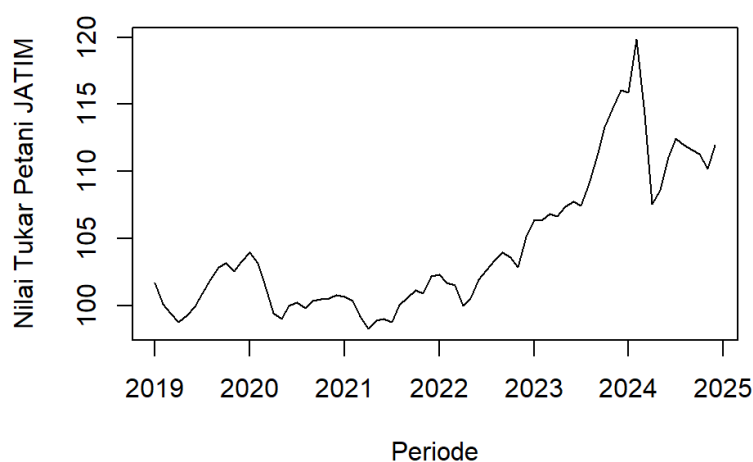
Analisis Deskriptif

Statistika deskriptif bertujuan dalam memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data yang digunakan. Untuk memberikan gambaran tersebut, berikut ini dapat dilihat tabel statistika deskriptif data Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Jawa Timur.

Tabel 3. Statistika Deskriptif

<i>Case</i>	Nilai Tukar Petani (NTP)
Nilai Minimum	98,31
Nilai Maksimum	119,85
Rata-rata	104,35

Berdasarkan tabel 3, diketahui bahwa nilai minimum NTP di Provinsi Jawa Timur selama periode 2019–2024 adalah sebesar 98,31, sedangkan nilai maksimum mencapai 119,85. Nilai rata-rata NTP selama periode tersebut tercatat sebesar 104,35 yang menunjukkan bahwa secara umum NTP berada sedikit di atas angka 100. Hal ini mengindikasikan bahwa secara rata-rata, petani di Provinsi Jawa Timur masih memiliki daya tukar yang relatif baik, meskipun terdapat periode tertentu ketika NTP berada di bawah maupun di atas rata-rata. Lebih jelasnya berikut pola dari data NTP di Provinsi Jawa Timur.

Gambar 1. *Plot* Data Nilai Tukar Petani

Gambar 1 menunjukkan perkembangan NTP di Provinsi Jawa Timur selama rentang waktu 2019-2024 sebanyak 72 data. Pada periode 2019-2021, NTP relatif stabil. Berdasarkan BPS Kabupaten Tulungagung (2021), NTP mengalami penurunan pada April 2021 akibat turunnya indeks harga yang diterima petani. Memasuki tahun 2022, NTP mulai menunjukkan *trend* kenaikan yang lebih konsisten dan meningkat cukup signifikan sepanjang 2023, hingga mencapai puncaknya pada Februari 2024, dengan kenaikan sebesar 3,45% dari 115,86 menjadi 119,85. Kenaikan tersebut dipicu oleh peningkatan indeks harga yang diterima petani sebesar 4,06% lebih tinggi dibandingkan kenaikan indeks harga yang dibayar petani sebesar 0,59% (BPS Provinsi Jawa Timur, 2024). Setelah mencapai puncak tersebut, terjadi penurunan tajam lalu kembali meningkat hingga akhir 2024.

Uji Perubahan Struktur

Uji perubahan struktur dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat perubahan struktur atau tidak pada data yang digunakan. Dengan menggunakan uji statistik F Chow yang diolah menggunakan *software* RStudio diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Uji Perubahan Struktur

F-hitung	P-value
248,21	$< 2,2 \times 10^{-16}$

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Berdasarkan tabel 4 mengenai hasil uji perubahan struktur, didapatkan nilai $p\text{-value} < 0.05$. Artinya, terdapat perubahan struktur pada data NTP di Provinsi Jawa Timur. Adanya perubahan struktur tersebut, maka data layak dipakai untuk pemodelan *Markov Switching*. Selanjutnya, untuk dugaan jumlah *breaks* yang terjadi digunakan kriteria BIC minimum dengan menggunakan *software* RStudio, hasil yang didapatkan adalah sebagai berikut.

Tabel 5. Identifikasi Jumlah *Break*

<i>b</i>	<i>Breakpoints at observation number</i>	<i>Corresponding to breakdates</i>	BIC
0	-	-	450
1	48	2022(12)	349
2	44,56	2022(8),2023(8)	324
3	35,47,57	2021(11),2022(11),2023(9)	328
4	15,33,47,57	2020(3),2021(1),2021(11),2022(11),2023(9)	330
5	15,25,35,47,57	2020(3),2021(1),2021(11),2022(11),2023(9)	338
6	10,20,32,42,52,62	2019(10),2020(8),2021(8),2022(6),2023(4),2024(2)	365

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Tabel 5 menunjukkan bahwa data yang dianalisis menghasilkan adanya dua *breaks* (Agustus 2022 dan Agustus 2023) dengan nilai BIC terkecil yaitu 324. Adanya dua *breaks* tersebut, data terbagi menjadi tiga periode berbeda yang masing-masing memiliki karakteristik tersendiri. Karena terdapat dua *breaks*, maka terbentuk tiga *state*. *State* pertama menggambarkan periode sebelum Agustus 2022, *state* kedua berlangsung dari Agustus 2022 sampai Agustus 2023, sedangkan *state* ketiga mencerminkan kondisi setelah Agustus 2023. Dengan demikian, model *Markov Switching* (MS) yang sesuai adalah MS(3).

Uji Stasioneritas terhadap Varians

Pemeriksaan asumsi stasioneritas dalam varians dilakukan menggunakan uji BoxCox dengan bantuan *software* RStudio. Hasilnya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 6. Hasil Uji Stasioner terhadap Varians

	Uji BoxCox	
	Aktual	<i>Return</i>
Nilai Lambda (λ)	-0,9999	1,0371

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Tabel 6 memberikan informasi bahwa data aktual NTP Provinsi Jawa Timur belum stasioner dalam varians, karena nilai $\lambda < 1$. Sedangkan setelah dilakukan *differencing log* atau mengubah data menjadi *return*, nilai λ yang dihasilkan sebesar $1.0371 \geq 1$, artinya data telah mencapai kondisi stasioner terhadap varians.

Uji Stasioner terhadap Mean

Asumsi stasioneritas pada *mean* dilakukan menggunakan uji ADF. Data yang tidak stasioner dapat diubah ke bentuk *return* agar data menjadi stasioner. Adapun hasilnya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 7. Hasil Uji Stasioner terhadap Mean

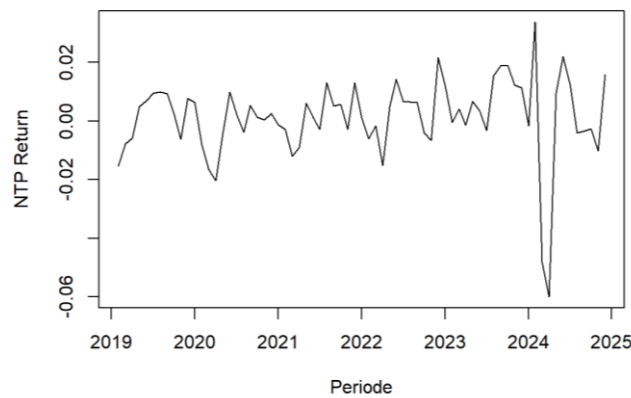
	Uji ADF	
	Aktual	Return
<i>P-value</i>	0,6463	0,0126
Nilai <i>Dickey-Fuller</i>	-1,8257	-4,0471

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Hasil uji ADF pada tabel 7 menunjukkan data aktual belum mencapai kestasioneran terhadap mean dikarenakan nilai *p-value* > 0,05. Sehingga, dilakukan *differencing log* atau data diubah menjadi *return* agar data menjadi stasioner. Hasil uji pada data *return* memperlihatkan nilai *p-value* sebesar $0,0126 < 0,05$, artinya data *return* memenuhi asumsi stasioner terhadap mean.

Identifikasi Model

Visualisasi dari data yang sudah stasioner yaitu dalam bentuk *return* dapat dilihat pada gambar berikut ini.

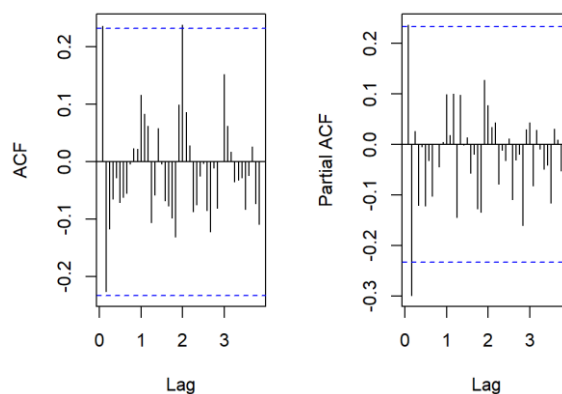


Gambar 2. Plot Data Return Nilai Tukar Petani

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Berdasarkan gambar 2, laju perubahan NTP di Provinsi Jawa Timur mengalami penurunan tajam pada awal tahun 2024 dan mengalami lonjakan naik setelahnya yang mengindikasikan adanya pergeseran dalam perubahan nilai. Hal ini mencerminkan adanya transisi antar kondisi atau *state* dalam pergerakan nilai tukar petani. Data yang telah diubah menjadi *return* mengakibatkan periode mundur dan tersisa data sebanyak 71. Data *return* akan dibagi menjadi data *training* sebanyak 59 dan data *testing* sebanyak 12.

Penentuan orde AR dilakukan berdasarkan grafik ACF dan PACF pada data *return* berikut.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Data Return

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan *software* RStudio diperoleh hasil pada gambar 3, dimana *plot* ACF membentuk gelombang sinus dan *plot* PACF menunjukkan adanya *cut off* setelah *lag* kedua. Maka, berdasarkan teori umum ACF dan PACF, model yang terbentuk adalah AR(*p*). Oleh karena itu, model tentatif yang dapat dicoba adalah AR(1) dan AR(2). Berdasarkan penentuan banyak *state* sebelumnya dan nilai AR yang didapat, maka identifikasi awal model MSAR yang digunakan adalah MS(3)AR(1) dan MS(3)AR(2). Model sementara yang terbentuk akan diuji menggunakan data *training return* sebanyak 59 data.

Estimasi Parameter Model MSAR

Pemodelan MSAR telah ditetapkan pada tahap sebelumnya, yakni pada bagian identifikasi model. Berikutnya, melakukan estimasi parameter pada model dengan bantuan *software* RStudio. Hasil estimasi parameter pada model yang terbentuk disajikan pada tabel 7 berikut ini.

Tabel 8. Hasil Estimasi Parameter Model MS(3)AR(1) dan MS(3)AR(2)

MS(3)AR(1)					
State	Parameter	Koefisien	P-value	R-squared	BIC
State 1	$\hat{\mu}_1$	0,0035	0,0518	0,3694	-355,93
	$\hat{\phi}_1$	0,4565	0,0001***		
State 2	$\hat{\mu}_2$	-0,0074	$1,343 \times 10^{-05***}$	0,8568	
	$\hat{\phi}_1$	0,8621	$< 2,2 \times 10^{-16***}$		
State 3	$\hat{\mu}_3$	0,0120	$< 2,2 \times 10^{-16***}$	0,9513	
	$\hat{\phi}_1$	-1,0551	$< 2,2 \times 10^{-16***}$		
MS(3)AR(2)					
State	Parameter	Koefisien	P-value	R-squared	BIC
State 1	$\hat{\mu}_1$	0,0054	0,0014**	0,0233	-348,58
	$\hat{\phi}_1$	-0,0567	0,8222		
	$\hat{\phi}_2$	0,1581	0,5357		
State 2	$\hat{\mu}_2$	-0,0066	$3,836 \times 10^{-07***}$	0,8780	
	$\hat{\phi}_1$	0,9641	$< 2,2 \times 10^{-16***}$		
	$\hat{\phi}_2$	0,2844	0,0277*		
State 3	$\hat{\mu}_3$	-0,0012	0,0864	0,8540	
	$\hat{\phi}_1$	1,1061	$< 2,2 \times 10^{-16***}$		
	$\hat{\phi}_2$	-0,5217	$6,51 \times 10^{-09***}$		

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Keterangan :

- * : Parameter signifikan pada taraf 5%
- ** : Parameter signifikan pada taraf 1%
- *** : Parameter signifikan pada taraf 0,1%

Tabel 8 menunjukkan bahwa model MS(3)AR(1) memiliki nilai BIC lebih kecil dibandingkan dengan MS(3)AR(2). Selain itu, model MS(3)AR(1) hanya mempunyai satu parameter yang tidak signifikan serta memiliki nilai *R-squared* di masing-masing *state* yang mendekati nilai satu. Maka, model MS(3)AR(1) dipilih sebagai model terbaik.

Model MS(3)AR(1) memiliki koefisien yang bernilai positif pada *state* 1 yaitu sebesar 0,0035, artinya rata-rata nilai tukar petani pada *state* tersebut mengalami peningkatan. Sebaliknya, pada *state* 2, koefisien bernilai negatif sebesar -0,0074, yang mengindikasikan bahwa nilai berada dalam kondisi penurunan. Sementara untuk *state* 3, koefisien bernilai positif yakni sebesar 0,0120 yang berarti data

berada pada kondisi peningkatan yang tajam. Dengan demikian, model MS(3)AR(1) dapat dituliskan sebagai berikut:

State 1

$$y_t - \mu_{s_t} = 0,4565(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t$$

State 2

$$y_t - \mu_{s_t} = 0,8621(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t$$

State 3

$$y_t - \mu_{s_t} = -1,0551(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t$$

dengan:

$$\hat{\mu}_1 = 0,0035 \quad \text{untuk } s_t = 1 \text{ (Peningkatan Ringan)}$$

$$\hat{\mu}_2 = -0,0074 \quad \text{untuk } s_t = 2 \text{ (Penurunan)}$$

$$\hat{\mu}_3 = 0,0120 \quad \text{untuk } s_t = 3 \text{ (Peningkatan Tajam)}$$

Estimasi parameter model MSAR menghasilkan matriks peluang transisi yang menggambarkan peluang perpindahan antar *state* atau kondisi. Matriks tersebut diperoleh dari model terbaik yaitu MS(3)AR(1).

$$P = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{State 1} & \text{State 2} & \text{State 3} \end{matrix} \\ \begin{matrix} \text{State 1} \\ \text{State 2} \\ \text{State 3} \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0,7364 & 0,4313 & 3,2879 \times 10^{-1} \\ 0,2004 & 0,2654 & 6,7120 \times 10^{-1} \\ 0,0631 & 0,3032 & 1,1750 \times 10^{-20} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Matriks transisi dari model MS(3)AR(1) tersebut menunjukkan bahwa peluang bertahan pada *state* 1 sebesar 0,7364, artinya nilai tukar petani cenderung tetap berada pada *state* 1. Sementara itu, peluang berpindah dari *state* 1 ke *state* 2 adalah 0,4313 dan peluang berpindah ke *state* 3 sebesar 0,3287. Selanjutnya, peluang bertahan pada *state* 2 sebesar 0,2654, yang menunjukkan nilai tukar petani cenderung tetap berada dalam *state* 2. Sedangkan peluang *state* 2 beralih ke *state* 3 sebesar 0,6712 dan kembali ke *state* 1 sebesar 0,2004. Adapun pada *state* 3 peluang bertahan sebesar $1,1750 \times 10^{-20}$, sedangkan peluang berpindah dari *state* 3 ke *state* 2 sebesar 0,3032 dan kembali ke *state* 1 sebesar 0,0631. Perhitungan durasi rata-rata masing-masing *state*, baik pada kondisi peningkatan ringan, penurunan, maupun peningkatan tajam dapat menggunakan persamaan 6 berikut.

$$\text{Durasi Peningkatan Ringan} = \frac{1}{1 - p_{11}} = \frac{1}{1 - 0,7364} = 3,7936 \approx 4$$

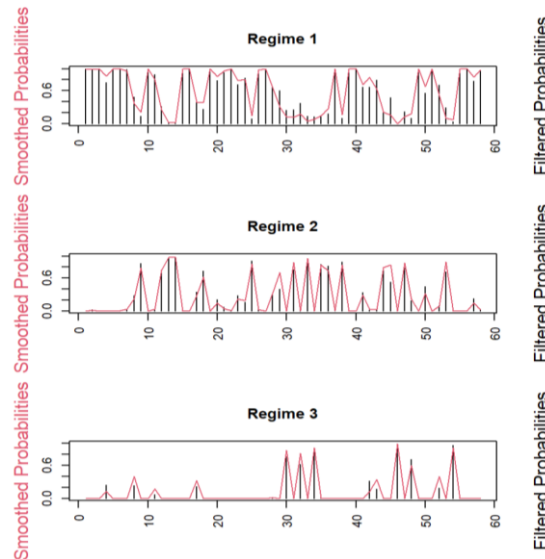
$$\text{Durasi Penurunan} = \frac{1}{1 - p_{22}} = \frac{1}{1 - 0,2654} = 1,3612 \approx 1$$

$$\text{Durasi Peningkatan Tajam} = \frac{1}{1 - p_{33}} = \frac{1}{1 - 1,1750 \times 10^{-20}} = 1$$

Durasi peningkatan pada *state* 1 terkait perubahan nilai tukar petani selama periode Januari 2019 hingga Desember 2024 diperkirakan bertahan dengan rata-rata sebesar 4 periode (bulan) sebelum berpindah ke kondisi lain. Dengan demikian, selama rentang waktu kurang lebih 4 bulan, perubahan nilai tukar petani diprediksi berada pada kondisi peningkatan yang ringan. Sedangkan pada *state* 2

diperkirakan bertahan pada kondisi penurunan kurang lebih 1 bulan sebelum berpindah ke kondisi lain. Begitupun dengan *state* 3 akan bertahan dengan waktu yang sama dengan *state* 2.

Estimasi parameter menghasilkan visualisasi dari proses *filtering* dan *smoothing* pada nilai tukar petani. Proses *filtering* bertujuan untuk memperoleh peluang nilai suatu *state*, sedangkan proses *smoothing* digunakan untuk memperoleh estimasi terbaik.



Gambar 4. *Plot Filtering dan Smoothing*
 Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Gambar 4 menyajikan *plot* hasil proses *filtering* dan *smoothing*, yang menunjukkan peluang setiap *state* berada dalam kondisi peningkatan dan penurunan serta stabil. Pola yang terbentuk pada setiap interval data memperlihatkan fluktuasi yang bervariasi. Hal ini menunjukkan bahwa NTP mengalami pergerakan secara dinamis pada setiap periode pengamatan. Pola ini menunjukkan adanya transisi kondisi yang mencerminkan dinamika perubahan nilai dari kondisi peningkatan ke penurunan atau ke stabilan, begitupun sebaliknya.

Diagnostic Checking

Tahap selanjutnya setelah pemilihan model terbaik adalah melakukan uji diagnostik untuk mengevaluasi kesesuaian model berdasarkan kriteria residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* menggunakan uji Ljung-Box. Hasil dari uji tersebut dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 9. Hasil Uji White Noise Model MS(3)AR(1)

Model	P-value	Keterangan
MS (3)AR(1)	0,5373	<i>White noise</i>

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Berdasarkan pengujian asumsi *white noise* pada tabel 9, dapat disimpulkan bahwa asumsi residual *white noise* pada model MS(3)AR(1) telah terpenuhi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *p-value* lebih besar dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, sehingga model tersebut dapat digunakan. Selanjutnya, dilakukan pemeriksaan asumsi normalitas residual menggunakan uji Jarque-Berra pada tabel berikut.

Tabel 10. Hasil Uji Normalitas Model MS(3)AR(1)

Model	P-value	Keterangan
MS (3)AR(1)	0,4082	Normal

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Tabel 10 menunjukkan hasil uji normalitas menggunakan uji Jarque-Berra, didapatkan hasil nilai *p-value* lebih besar dari $\alpha = 5\%$. Maka, dapat disimpulkan bahwa residual pada model MS(3)AR(1) berdistribusi normal.

Peramalan

Model terbaik telah diperoleh berdasarkan hasil estimasi model pada data training. Selanjutnya, peramalan dilakukan menggunakan model terbaik untuk periode 2024 dan dibandingkan dengan data aktual *testing* untuk mengetahui seberapa baik model dalam peramalan. Sedangkan, peramalan periode 2025 digunakan untuk melihat perkembangan dan kestabilan NTP dibandingkan periode sebelumnya. Berikut disajikan hasil peramalan periode 2024 dan 2025 menggunakan model MSAR terbaik, yakni model MS(3)AR(1).

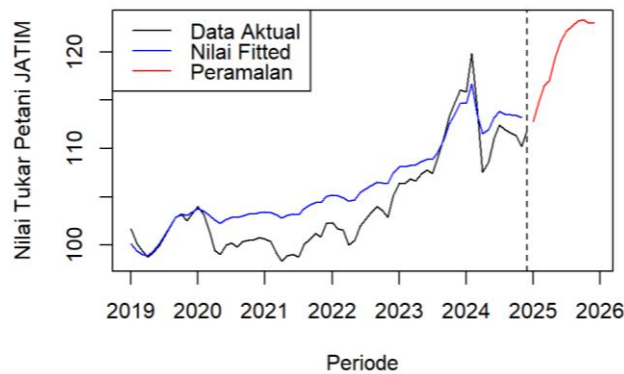
Tabel 11. Hasil Peramalan Model MS(3)AR(1)

Bulan	Peramalan (2024)	Peramalan (2025)
Januari	114,28	112,78
Februari	113,70	114,75
Maret	112,58	116,48
April	112,10	117,06
Mei	111,75	119,55
Juni	111,83	121,20
Juli	112,23	122,18
Agustus	111,53	122,67
September	112,46	123,21
Oktober	112,13	123,32
November	111,02	122,99
Desember	112,58	123,09

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Tabel 11 menunjukkan hasil peramalan dari model MS(3)AR(1) untuk periode Januari hingga Desember tahun 2024 dan 2025. Hasil peramalan memperlihatkan adanya *trend* kenaikan di tahun 2025 apabila dibandingkan dengan tahun 2024. Pada bulan Januari, NTP sebesar 112,78 dan mengalami peningkatan yang konsisten hingga Oktober yang mencapai nilai sebesar 123,32 atau meningkat sekitar 9,35% dalam sepuluh bulan. Setelah itu, terdapat fluktuasi ringan dengan penurunan tipis pada November sebesar 122,99 dan sedikit kenaikan kembali pada Desember, yaitu sebesar dan 123,09. Secara keseluruhan, hasil peramalan NTP Provinsi Jawa Timur di tahun 2025 memiliki nilai di atas 100. Lebih jelas berikut pola pergerakan hasil peramalannya.

Gambar 6 menunjukkan hasil peramalan secara visualisasi *plot* antara data aktual yang berwarna hitam dengan pola data prediksi berwarna biru dikatakan cukup baik karena keduanya hampir saling mendekati. Hal tersebut menunjukkan bahwa model mampu menangkap *trend* dan dinamika pergerakan NTP. Hasil peramalan untuk 12 periode kedepan (2025) mengalami kenaikan yang digambarkan pada *plot* berwarna merah yang dihasilkan sesuai dengan tabel 11. NTP di Provinsi Jawa Timur diperkirakan berada pada kisaran nilai yang lebih tinggi dibandingkan rata-rata tahun sebelumnya, dengan kecenderungan meningkat dan melebihi nilai maksimum di tahun sebelumnya. Hal ini mengindikasikan adanya prospek perbaikan daya tukar petani di Jawa Timur pada periode 2025.



Gambar 6. *Plot* Hasil Peramalan Nilai Tukar Petani
 Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Akurasi Peramalan Model MS(3)AR(1)

Pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model MS(3)AR(1) untuk meramalkan NTP di Provinsi Jawa Timur. Kriteria ketepatan model dapat dilihat dari nilai MAPE yang dihasilkan berdasarkan perhitungan dari hasil peramalan testing dengan data aktual testing. Berikut ini hasil perhitungan MAPE menggunakan bantuan *software* RStudio yang dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 12. Akurasi Peramalan Model MS(3)AR(1)

Model	MAPE
MS(3)AR(1)	1,59

Sumber: BPS Provinsi Jawa Timur, diolah

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap model MS(3)AR(1), diperoleh nilai MAPE sebesar 1,59%. Nilai tersebut termasuk dalam kategori sangat baik karena $MAPE \leq 10\%$, yang menunjukkan bahwa tingkat kesalahan peramalan relatif rendah. Kecilnya nilai MAPE ini mengindikasikan bahwa model mampu merepresentasikan pola data dengan baik.

KESIMPULAN DAN SARAN

Peramalan yang dihasilkan oleh model MS(3)AR(1) mengalami *trend* yang meningkat secara bertahap dari Januari hingga Oktober diikuti penurunan tipis pada November dan kembali naik pada Desember. Hasil peramalan selama 12 periode (2025) menunjukkan nilai berada di atas 100 yang menandakan kesejahteraan petani dalam kondisi yang baik. Adapun nilai MAPE dari model MS(3)AR(1) dihitung berdasarkan data aktual *testing* dan hasil peramalan *testing* sebesar 1,59% yang berarti nilai akurasi yang dihasilkan sangat baik. Maka, model MSAR dianggap cocok dalam penelitian ini. Untuk pengembangan lebih lanjut, peneliti menyarankan untuk melakukan penelitian yang lebih maksimal dengan data yang lebih luas dan menarik serta lebih banyak perbandingan dengan metode lain guna memperoleh hasil yang lebih optimal dalam meramalkan data.

DAFTAR PUSTAKA

Agustina, L. (2021). *Perbandingan Metode ARIMA, Single Exponential Smoothing dan Double Exponential Smoothing untuk Memprediksi Jumlah Pengguna KB Implant dan Suntikan di Lombok Timur Tahun 2021* (Universitas Hamzanwadi: Pancor).
 Aktivani, S. (2021). Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri dan Kompetensi*, 6(1), 26–33.

- Anggana, F., Devianto, D., & Yanuar, F. (2023). Pemodelan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) pada Inflasi DKI Jakarta. *Jurnal Matematika UNAND*, 12(1), 35–45.
- Ariyani, F. D., Warsito, B., & Yasin, H. (2014). Pemodelan *Markov Switching Autoregressive*. *Jurnal Gaussian*, 3(3), 381–390.
- Arfiana, N. M. (2021). *Penerapan Metode Fuzzy Time Series Chen Orde Tinggi pada Peramalan Hasil Penjualan* (Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang: Malang).
- Ashariansyah, A. R., Iriawan, N., & Mukarromah, A. (2020). Pemodelan Harga Cryptocurrency Menggunakan *Markov Switching Autoregressive*. *Inferensi*, 3(2), 81. <https://doi.org/10.12962/J27213862.V3i2.7726>.
- Badan Pusat Statistik. (2025). Nilai Tukar Petani menurut Provinsi (2018=100), 2019-2024. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTc0MSMy/ntp-nilai-tukar-petani-menurut-provinsi-2018-100.html> (diakses pada 14 Agustus 2025)
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Tulungagung. (2021). *Perkembangan Nilai Tukar Petani Jawa Timur Bulan April 2021* (Berita Resmi Statistik No. 28/05/35/Th. XIX). Badan Pusat Statistik Kabupaten Tulungagung.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. (2024). Perkembangan Nilai Tukar Petani Januari 2024. <https://jatim.bps.go.id/id/pressrelease/2024/02/01/1414/nilai-tukar-petani--ntp--provinsi-jawa-timur-bulan-januari-2024-sebesar-115-86-atau-turun-0-16-persen.html> (diakses pada 8 September 2025).
- Bartolomius, Martha, S., Aprizkiyandari, S. (2021). Pemodelan *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) Pada Data Inflasi Di Indonesia. *Buletin Ilmiah Math.Stat dan Terapannya*, 10(4), 495–504.
- Bofan, W., Handoko, B., & Darmawan, G. (2023). *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) Untuk Memodelkan Suhu Udara di Kota Cimahi. *BIAStatistics: Jurnal Statistika Teori dan Aplikasi: Biomedics, Industry & Business and Social Statistics*, 2023(2), 55–65.
- Desvina, A. P., & Meijer, I. O. (2018). Penerapan Model ARCH/GARCH untuk Peramalan Nilai Tukar Petani. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 4(1), 43-54.
- Dinas Komunikasi dan Informatika Provinsi Jawa Timur. (2024). NTP Jatim Desember 2023 Tertinggi Sejak 2019 Capai 116,05. <https://kominfo.jatimprov.go.id/berita/ntp-jatim-desember-2023-tertinggi-sejak-2019-capai-116-05> (diakses pada 6 September 2025).
- Eha, E. D., & Suwanda. (2023). Pemodelan *Fuzzy Time Series* Cheng untuk Meramalkan Nilai Ekspor Migas Di Indonesia. *In Bandung Conference Series: Statistics*, 3(2), 130-139.
- Fauzi, A. (2015). *Peramalan menggunakan model arima pada harga saham telkom dan lippo* (Institut Teknologi Sepuluh November: Surabaya).
- Gikungu, S. W., Waititu, A. G. & Kiboro, J. M. (2015). Forecasting inflation rate in Kenya using sarima model. *American Journal of Theoretical and Applied Statistic*, 4(1), 15-19.
- Hariri, R. A. (2025). Peramalan dan Analisis Subsektoral Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Jawa Timur. *JIA (Jurnal Ilmiah Agribisnis): Jurnal Agribisnis dan Ilmu Sosial Ekonomi Pertanian*, 10(2), 185-198.
- Ibrahim, A. M. (2019). BPS: Nilai Tukar Petani Jatim Turun 0,89 Persen. <https://jatim.antaranews.com/berita/280553/bps-nilai-tukar-petani-jatim-turun-089-persen#:~:text=Ia%20mengatakan%2C%20dari%20lima%20provinsi%20di%20Pulau,persen%2C%20diikuti%20Provinsi%20Jawa%20Timur%20sebesar%200%2C89> (diakses pada 6 September 2025).
- Ilmiah, M. (2018). *Aplikasi Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Winter's Exponential Smoothing untuk Meramalkan Omzet Koperasi Al-Kautsar Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya*. (Universitas Islam Negeri Sunan Ampel: Surabaya).
- Inayati, S., Iriawan, N., & Irhamah. (2024). *A Markov Switching Autoregressive Model With Time-*

- Varying Parameters. Forecasting*, 2024(6), 568–590.
- Jeneka, Y. (2021). *Penerapan Fuzzy Time Series Model Chen dan Cheng dalam Data Harga Penutupan Saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.(IDX: BBRI)(Studi Kasus: Harga Penutupan Saham (Closing Price) PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.(IDX: BBRI) Periode 8 Desember 2020-7 Juni 2021)* (Doctoral dissertation, Universitas Islam Indonesia).
- Jolanda, H. P., Sulandjari, K., & Wijaya, I. P. E. (2024). Analisis Peramalan Nilai Tukar Petani di Provinsi Jawa Barat. *Mimbar Agribisnis: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 10(1), 343-353.
- Kasanah, E. U. & Fitriady, A. (2018). *Pekerja Miskin di Indonesia dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya*. Tesis. Magister Ekonomika Pembangunan, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Khoerunnisa, A., Nur, I., M., Arum., P., R. (2022). Metode *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) untuk Peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). *Prosiding Seminar Nasional UNIMUS*, 3, 608–623.
- Marnia, S., Cahyono, E., & Pimpi, L. (2025). Implementasi Metode *Fuzzy Time Series* pada Prediksi Nilai Tukar Petani di Provinsi Sulawesi Tenggara. *Jurnal Matematika Komputasi dan Statistika*, 5(1), 830-838.
- Martina, A., Jajuli, M. A., & Cahyandari, R. (2024). Peramalan Menggunakan Metode MS-AR , MS-Regression dan MS-Var Pada Model Perubahan Struktur. *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, 9(1), 18-29.
- Mawaddah, E. (2023). Penerapan model deret waktu ARIMA pada data kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Mempawah. *Buletin Ilmiah Mat. Stat dan Terapannya*, 12(4), 325-334.
- Mubarok, F. (2023). Pertanian Berhasil Menyumbang 12,40% PDB. <https://tirto.id/bps-catat-sektor-pertanian-berhasil-menyumbang-1240-pdb-gSYI#:~:text=BPS%20Catat%20Sektor%20Pertanian%20Berhasil%20Menyumbang%2012%20C40%25%20PDB> (diakses pada 6 September 2025).
- Mukhlis, Syahrial, M., Nasir, & Elvina. (2019). Estimasi Inflasi di Kota Lokseumawe dengan Metode Box Jenkins Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Banda Aceh.
- Munawwaroh, N. A. (2020). *Penerapan Model Switching Autoregressive Pada Data Inflasi (Indeks Harga Konsumen)* (Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim: Malang).
- Nasrudin, M. (2019). *Pemodelan Harga Saham Menggunakan Markov Switching Autoregressive* (Institut Teknologi Sepuluh Nopember: Surabaya).
- Oktaviani, S., Rofatin, B., & Nuryaman, H. (2021). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Petani Subsektor Hortikultura di Indonesia Tahun 2014-2018. *Jurnal Agristan*, 3(1), 44-53.
- Rahman, J., Puspita, E., & Suherman, M. (2014). *Markov Switching Autoregressive*. *Eureka Matika*, 2(1), 65–78.
- Sari, Y. N., Akbarita, R., & Robby, R. R. (2023, December). Perbandingan Metode Moving Average dan Metode Naive dalam Meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Jawa Timur. In *Prosiding Seminar Nasional Sains Dan Terapan* (Vol. 1, No. 1, pp. 16-23).
- Silva, C. A. G. da. (2021). The Covid-19 Pandemic Crisis On The Volatility Of The S & P 500 : An Application Of The Markov Switching Autoregressive Model. *Journal of Research in Business and Management*, 9(4), 1–10.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate And Multivariate Methods*. United State of America. Addison-Wesley Publishing Company.
- Wizsa, U. A., Devianto, D., & Maiyastri. (2016). Model Laju Perubahan Nilai Tukar Rupiah (IDR) Terhadap Poundsterling (GBP) dengan Metode *Markov Switching Autoregressive* (MSAR). *Jurnal Matematika UNAND*, 5(3), 56–64.