



**PEMODELAN MARKOV *SWITCHING* AUTOREGRESSIVE (MSAR) PADA
INFLASI PROVINSI DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA**

***MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE (MSAR) MODELING ON INFLATION IN
THE SPECIAL REGION OF YOGYAKARTA PROVINCE***

Ardan Andhirta*, Program Studi Matematika Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

Syarifah Inayati, Program Studi Statistika Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

*e-mail korespondensi: ardanandhirta.2022@student.uny.ac.id

Abstrak

Struktur ekonomi Daerah Istimewa Yogyakarta yang didominasi sektor pendidikan dan pariwisata menyebabkan tingkat inflasi cenderung berfluktuasi. Sementara itu, tingginya ketimpangan pendapatan menyebabkan inflasi memberikan dampak yang berbeda antar kelompok masyarakat. Penelitian ini bertujuan memodelkan inflasi menggunakan model Markov *Switching Autoregressive* (MSAR) untuk mengidentifikasi *regime* inflasi rendah dan inflasi tinggi. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan mengetahui peluang bertahan pada masing-masing *regime* dan berpindah ke *regime* lain, serta lama durasi setiap *regime*. Penelitian ini menggunakan data inflasi Daerah Istimewa Yogyakarta tahun 2015-2024. Pemodelan MSAR dilakukan menggunakan estimasi parameter *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan pendekatan algoritma *Expectation-Maximization* (EM), serta pemilihan model terbaik berdasarkan nilai Akaike *Information Criterion* (AIC) dan hasil asumsi residual. Selain itu, dilakukan *monitoring process* untuk mengidentifikasi dinamika inflasi. Hasil penelitian menunjukkan model MSAR yang terbaik adalah model MS(2)-AR(2). Model ini mampu menangkap perbedaan *regime* inflasi. Hasil model menunjukkan peluang inflasi rendah bertahan pada kondisinya sebesar 0,8851 dan peluang berpindah ke inflasi tinggi sebesar 0,1149, dengan durasi bertahan sekitar 8 sampai 9 bulan. Sementara itu, kondisi inflasi tinggi memiliki peluang bertahan sebesar 0,5943 dan peluang berpindah ke inflasi rendah sebesar 0,4057, dengan durasi bertahan sekitar 2 sampai 3 bulan. Perbedaan ini menunjukkan inflasi rendah terjadi lebih dominan dibandingkan inflasi tinggi.

Kata kunci: Inflasi, Markov *Switching Autoregressive*, *Monitoring Process*, Nonlinearitas, *Regime*

Abstract

The economic structure of the Special Region of Yogyakarta, dominated by the education and tourism sectors, causes inflation rates to fluctuate. Meanwhile, high income inequality causes inflation to have different impacts across social groups. This study aims to model inflation using the Markov *Switching Autoregressive* (MSAR) model to identify low- and high-inflation regimes. In addition, this study also aims to determine the probability of surviving in each regime and switching to another regime, as well as the duration of each regime. This study uses inflation data from the Special Region of Yogyakarta for 2015-2024. MSAR modeling is carried out using Maximum Likelihood Estimation (MLE) parameter estimation with the Expectation-Maximization (EM) algorithm approach, and the best model is selected based on the Akaike Information Criterion (AIC) value and residual assumption results. In addition, process monitoring is carried out to identify inflation dynamics. The results show that the best MSAR model is the MS(2)-AR(2) model. This model is able to capture differences in inflation regimes.

The model results show a 0.8851 probability of low inflation remaining at its current state, and a 0.1149 probability of transitioning to high inflation, with a duration of approximately 8 to 9 months. Meanwhile, high inflation has a 0.5943 probability of persistence, and a 0.4057 probability of transitioning to low inflation, with a duration of approximately 2 to 3 months. This difference indicates that low inflation is more dominant than high inflation.

Keywords: Inflation, Markov Switching Autoregressive, Monitoring Process, Nonlinearity, Regime

PENDAHULUAN

Inflasi merupakan kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus-menerus dalam jangka waktu tertentu. Kenaikan harga dari beberapa barang dan jasa tidak dapat disebut inflasi kecuali bila kenaikan meluas sehingga memengaruhi atau mengakibatkan kenaikan harga pada barang atau jasa yang lainnya. Inflasi sendiri merupakan salah satu indikator ekonomi makro yang sangat penting di Indonesia. Pada tingkat nasional, inflasi sering kali diakibatkan oleh beberapa faktor seperti depresiasi nilai tukar, peningkatan harga komoditas, *negative supply shocks*, dan peningkatan permintaan barang atau jasa yang melebihi ketersediaannya. Inflasi merupakan salah satu faktor yang dapat memberikan dampak terhadap pertumbuhan ekonomi (Safitriyana, 2021).

Secara regional, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) merupakan salah satu daerah dengan karakteristik ekonomi yang unik karena didukung oleh sektor pendidikan dan pariwisata yang cukup dominan yang mana status DIY sebagai kota pelajar dan destinasi wisata utama. Tercatat dari survei Kementerian Perhubungan, DIY menjadi salah satu tujuan mudik terbesar secara nasional dengan lebih dari 9,4 juta pemudik pada tahun 2025 (TPID DIY, 2025). Hal ini menunjukkan kuatnya daya tarik DIY sekaligus kontribusi sektor pendidikan dan pariwisata terhadap ekonomi daerah. Selain sebagai pusat pendidikan dan budaya, DIY sering mengalami lonjakan inflasi selama liburan atau acara kebudayaan yang membuat permintaan tinggi terhadap barang konsumsi sehingga menyebabkan kenaikan harga. Kondisi perekonomian DIY juga tercermin dari tingkat ketimpangan pendapatan, bahkan DIY menjadi yang terbesar di antara daerah lainnya (Sigit, 2024). Inflasi di DIY bisa dikatakan cukup fluktuatif seperti pada bulan Februari 2025 terjadi deflasi sebesar 0,30 persen dan pada bulan Maret 2025 terjadi inflasi sebesar 0,52 persen. Berdasarkan hal tersebut, inflasi di DIY terindikasi dapat berubah secara tajam dalam waktu singkat dan inflasi dapat berubah secara tiba-tiba.

Berdasarkan Borio, Lombardi, Yetman, dan Zakrasek (2023), Inflasi dapat dijelaskan melalui pendekatan dua *regime* yaitu *regime* inflasi rendah dan inflasi tinggi. Kedua *regime* tersebut memiliki karakteristik yang berbeda. Inflasi rendah cenderung bersifat stabil dan perubahan harga antar sektor tidak saling memengaruhi secara kuat. Berbeda dengan inflasi tinggi yang memiliki hubungan antar harga yang kuat serta perubahan harga cenderung menyebar secara luas. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa perilaku inflasi tidak bersifat konstan, melainkan bergantung pada *regime*. Oleh karena itu, dibutuhkan pemodelan untuk menangkap pengaruh *regime* agar dapat mengidentifikasi dinamika inflasi di DIY.

Salah satu pemodelan yang dapat menangkap perbedaan *regime* adalah dengan menggunakan model Markov *Switching Autoregressive* (MSAR). Penelitian yang dilakukan Bartolomius, Martha, dan Aprizkiyandari (2021) mengenai pemodelan Markov *Switching Autoregressive* (MSAR) pada data inflasi di Indonesia yang digunakan untuk menunjukkan nilai peluang transisi setiap *regime*. Selain itu, penelitian juga dilakukan oleh Anggana, Devianto, dan Yanuar (2023) mengenai pemodelan MSAR pada inflasi DKI Jakarta bertujuan untuk mengetahui besar peluang perpindahan dan bertahanannya suatu *regime*, serta besarnya dugaan durasi masing-masing *regime*. Pemodelan Markov *Switching Autoregressive* (MSAR) terbukti dapat memodelkan data nonlinear dan mengalami perubahan struktur, sebagaimana

ditunjukkan dalam sejumlah penelitian terdahulu. Hal tersebut menjadi dasar penulis untuk melakukan penelitian tentang pemodelan MSAR data inflasi di DIY untuk menangkap adanya pola data nonlinear. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi nilai peluang transisi pada setiap *regime*, menganalisis durasi masing-masing *regime* dan kecocokan data inflasi di DIY dengan model MSAR.

METODE

Deskripsi Data

Dalam Penelitian ini, populasi yang diteliti adalah keseluruhan data inflasi di DIY. Sampel yang digunakan adalah kumpulan data yang diambil dari populasi, yaitu data berbentuk runtun waktu bulanan. Data yang digunakan adalah data inflasi periode Januari 2015 sampai Desember 2024 dengan jumlah data sebanyak 120 pengamatan. Data diperoleh dari IHK dan inflasi bulanan (bulan ke bulan) Provinsi DIY yang dipublikasikan Badan Pusat Statistika (BPS) Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah inflasi bulanan di Provinsi DIY, yang didefinisikan sebagai persentase perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK) antara dua periode waktu. Variabel ini diukur dalam satuan persen (%) berdasarkan data BPS.

Uji Nonlinearitas dan Perubahan Struktur

Tujuan dari kedua uji adalah untuk mengetahui apakah dalam data terdapat pola nonlinearitas dan mengalami perubahan struktur atau tidak. Salah satu uji yang digunakan untuk uji nonlinearitas adalah uji Teräsvirta. Uji Teräsvirta adalah salah satu dari uji pendeteksi nonlinearitas yang dikembangkan berdasarkan pendekatan ekspansi Taylor dan termasuk dalam kelompok uji tipe Lagrange Multiplier. Prosedur dalam pengujian Teräsvirta dijabarkan sebagai berikut (Luukkonen, Saikkonen, & Terasvirta, 1988):

- Meregresikan X_t pada $1, X_{t-1}, \dots, X_{t-p}$ sehingga diperoleh model linier $X_t = f_t + \hat{\varepsilon}_t$ dengan $f_t = \phi_0 + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p}$. Kemudian menghitung jumlah kuadrat nilai residual $SSR_0 = \sum \hat{\varepsilon}_t^2$.
- Meregresikan $\hat{\varepsilon}_t$ pada $1, X_{t-1}, \dots, X_{t-p}$ dan m prediktor tambahan yang berasal dari nilai koefisien suku kuadrat dan kubik yang dihasilkan dari pendekatan ekspansi deret Taylor. Selanjutnya hitung jumlah kuadrat dari residualnya $SSR_1 = \sum \hat{v}_t^2$.

Statistik uji Teräsvirta dituliskan sebagai berikut:

$$LM = T \frac{(SSR_0 - SSR_1)}{SSR_0}, \quad (1)$$

dengan,

SSR_0 : jumlah kuadrat residual model linear,

SSR_1 : jumlah kuadrat residual model auxiliary,

T : banyaknya data pengamatan.

Hipotesis uji nonlinearitas adalah:

$H_0 : f(x)$ merupakan model linear (pola data mengikuti model linear).

$H_1 : f(x)$ merupakan model nonlinear (pola data mengikuti model nonlinear).

Kriteria keputusan yang digunakan adalah:

$LM > \chi^2_{\alpha, (\frac{p(p+1)}{2} + p)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 .

Selanjutnya, untuk uji perubahan struktur adalah menggunakan uji Chow. Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat perubahan secara mendadak pada parameter model dalam suatu runtun waktu pada titik waktu tertentu. Uji ini dapat dilakukan dengan menggunakan uji Chow (Chow, 1960). Hipotesis uji Chow adalah:

H_0 : tidak ada perubahan struktur pada data.

H_1 : terdapat perubahan struktur pada data.

Statistik uji Chow dituliskan sebagai berikut:

$$F_{hit} = \frac{(SSR_c - (SSR_1 + SSR_2))/s}{(SSR_1 + SSR_2)/(T - 2s)}, \quad (2)$$

dengan,

SSR_c : jumlah kuadrat residual model regresi dengan keseluruhan data,

SSR_1 : jumlah kuadrat residual model regresi sebelum jeda,

SSR_2 : jumlah kuadrat residual model regresi setelah jeda,

T : banyaknya data pengamatan,

s : banyaknya parameter yang diestimasi.

Kriteria keputusan yang digunakan adalah:

$F_{hitung} > F_{\alpha, (s, T-2s)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 ditolak.

Uji Stasioner dalam Rata-rata

Uji stasioneritas adalah uji yang digunakan untuk mengetahui apakah suatu data runtun waktu memiliki sifat statistik yang konstan seiring berjalannya waktu. Kestasioneran diperlukan untuk memperkecil kekeliruan pada model (Wizsa, Devianto, & Maiyastri, 2016). Salah satu bentuk kestasioneran adalah stasioner dalam rata-rata, yaitu kondisi nilai rata-rata data runtun waktu konstan sepanjang waktu. Pengujian kestasioneran dalam rata-rata dapat dilakukan dengan uji *Augmented* Dickey-Fuller (ADF). Pengujian dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2009):

Hipotesis uji stasioner adalah:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat akar unit, data runtun waktu tidak stasioner).

$H_1 : \delta < 0$ (tidak terdapat akar unit, data runtun waktu stasioner).

Statistik uji ADF dinyatakan sebagai berikut:

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}, \quad (3)$$

dengan,

$\hat{\delta}$: pendugaan kuadrat terkecil dari δ ,

$SE(\hat{\delta})$: standar galat untuk $\hat{\delta}$.

Kriteria keputusan uji ADF yang digunakan adalah:

$\tau < \tau_\alpha$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dengan α adalah taraf signifikan maka H_0 ditolak.

Model Markov Switching

Model Markov *switching* adalah model runtun waktu nonlinear yang digunakan untuk menggambarkan data yang berubah perilakunya (*regime*) dari waktu ke waktu, dengan perpindahannya mengikuti proses Markov. Parameter Markov *switching* dapat bergantung pada *regime* yang tidak teramati, sehingga nilai parameter dapat berbeda pada setiap kondisi (Kim & Nelson, 1999). Model dengan *switching* pada nilai rata-rata dan varians dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = \mu_{s_t} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

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

Sedangkan s_t adalah *regime* dengan $s_t \in \{0, 1, \dots, M\}$ yang dipengaruhi oleh waktu t dan M adalah banyaknya *regime* (Hamilton, 1994).

Model Markov *Switching Autoregressive* (MSAR)

Model Markov *Switching Autoregressive* (MSAR) adalah penggabungan model rantai Markov dengan model runtun waktu klasik AR. Model MSAR dirancang agar mampu beradaptasi secara dinamis terhadap perubahan pola yang dipengaruhi oleh variabel diskrit yang tidak teramati secara langsung, yaitu s_t yang disebut sebagai *regime* (Sholihah, Septiani, & Hidayaturrohmah, 2025). Nilai s_t berupa bilangan bulat $\{1, 2, 3, \dots, M\}$, dengan M menunjukkan banyaknya *regime* yang terdapat pada model. Rumusan model Markov *switching* pada M *regime* dengan AR pada orde p dapat dinyatakan sebagai $MS(M)$ -AR(p) yang dapat dituliskan sebagai berikut (Hamilton, 1994):

$$(y_t - \mu_{s_t}) = \Phi_1(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \dots + \Phi_p(y_{t-p} - \mu_{s_{t-p}}) + \varepsilon_t, \quad (5)$$

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

Estimasi parameter model MSAR menggunakan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Namun, keberadaan variabel laten menyebabkan fungsi *likelihood* model MSAR menjadi kompleks dan tidak dapat dimaksimalkan secara langsung. Oleh karena itu, estimasi parameter dilakukan secara iteratif dengan memanfaatkan prosedur *filtering* dan *smoothing*, yang secara implisit mengikuti algoritma *Expectation-Maximization* (EM). Menurut Hamilton (1989), model MSAR memiliki fungsi densitas sebagai berikut:

$$f(y_t | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-p}, \Omega_{t-1}; \theta) = \frac{1}{\sigma_{s_t} \sqrt{2\pi}} \exp \left(- \frac{[(y_t - \mu_{s_t}) - \phi_1(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) - \phi_2(y_{t-2} - \mu_{s_{t-2}}) - \dots - \phi_p(y_{t-p} - \mu_{s_{t-p}})]^2}{2\sigma_{s_t}^2} \right), \quad (6)$$

dengan,

$\Omega_{t-1} = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$: data pengamatan pada masa lalu,

$\theta = (\mu_{s_t}, \sigma_{s_t}^2, \phi_p, p_{ij})$: parameter model MSAR.

Proses *filtering* dan *smoothing* adalah sebagai berikut:

Langkah-langkah proses *filtering* dan *smoothing* dimulai dengan menghitung probabilitas awal,

$$P[s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | \Omega_{t-1}] =$$

$$P[s_t = j | s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n] P[s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | \Omega_{t-1}],$$

dengan $P[s_t = j | s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n]$ adalah probabilitas transisi.

Selanjutnya, menghitung peluang berikut:

$$P[s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | \Omega_t] = \frac{P[s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | y_t, \Omega_{t-1}] f(y_t | s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n, y_t | \Omega_{t-1})}{f(y_t | \Omega_{t-1})}.$$

Hasil dari proses *filtering* ditunjukkan sebagai berikut:

$$\frac{f(y_t | s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n, \Omega_{t-1}) \times P(s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | \Omega_{t-1})}{\sum_{s_t=1}^M \sum_{s_{t-1}=1}^M f(y_t | s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n, \Omega_{t-1}) \times P(s_t = j, s_{t-1} = i, \dots, s_{t-p} = n | \Omega_{t-1})}. \quad (7)$$

Selanjutnya, dilakukan proses *smoothing* dengan persamaan sebagai berikut:

$$P(s_t^* = j, s_{t+1}^* = k | \Omega_T; \theta) =$$

$$\frac{P(s_{t+1}^* = k | \Omega_T; \theta) \times P(s_t^* = j | \Omega_1; \theta) \times P(s_{t+1}^* = k | s_t^* = j, \Omega_1; \theta)}{P(s_{t+1}^* = k | \Omega_1; \theta)}, \quad (8)$$

Berdasarkan fungsi densitas $f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta)$, dengan $t = 1, 2, 3, \dots, T$. Fungsi log *likelihood* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\ln L(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta), \quad (9)$$

Estimasi parameter diperoleh melalui MLE dengan menggunakan algoritma EM. Fungsi log *likelihood* dioptimalkan terhadap seluruh parameter model (Hamilton, 1990) sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{t=1}^T y_t \times P(s_t = j | \Omega_T; \theta)}{\sum_{t=1}^T P(s_t = j | \Omega_T; \theta)}, \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{t=2}^T (y_t - \mu_1)^2 \times P(s_t = j | \Omega_T; \theta)}{\sum_{t=2}^T P(s_t = j | \Omega_T; \theta)}, \quad (11)$$

$$\hat{\phi}_j = \left(\sum_{t=p+1}^T P(s_t = j | \Omega_T; \theta) x_t x_t' \right)^{-1} \left(\sum_{t=p+1}^T P(s_t = j | \Omega_T; \theta) x_t (y_t - \mu_1) \right), \quad (12)$$

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

Akaike Information Criterion (AIC)

Pemilihan model terbaik dipilih berdasarkan beberapa kriteria statistik. Salah satunya dapat dilakukan dengan menggunakan nilai Akaike *Information Criterion* (AIC). Menurut Konishi dan Kitagawa (2007), AIC dikembangkan dengan pendekatan teori informasi untuk memilih model yang paling mendekati kecocokannya dengan data sebenarnya. AIC berfungsi sebagai estimator terhadap jarak tersebut sehingga model dengan nilai AIC terkecil dianggap model yang paling baik. Persamaan AIC sebagai berikut:

$$AIC = -2\ln(\hat{L}) + 2k, \quad (14)$$

dengan,

$\ln(\hat{L})$: ukuran *log-likelihood*,

k : banyaknya parameter.

Pengujian Asumsi Residual

Pengujian residual digunakan untuk mengevaluasi apakah suatu model yang dibangun memenuhi asumsi-asumsi yang mampu menggambarkan data dengan baik. Pengujian asumsi dilakukan dengan dua asumsi, yaitu asumsi *white noise* dan normalitas. Asumsi *white noise* adalah pengujian yang dilakukan untuk mengetahui residual dalam suatu model tidak saling berkorelasi antar pengamatan. Uji ini dilakukan dengan uji Ljung-Box untuk mengukur perbedaan antara residual. Jika perbedaan antar residual besar dan acak, maka model dianggap baik karena tidak terdapat pola (Ljung & Box, 1978). Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (Residual tidak saling berkorelasi).

H_1 : minimal ada satu $\rho_K \neq 0$ (Residual saling berkorelasi).

Statistik uji Ljung-Box dituliskan dengan sebagai berikut

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k}{n-k}, \quad (15)$$

dengan,

$\hat{\rho}_k$: taksiran autokorelasi residual lag k ,
 k : maksimum lag,
 n : banyaknya pengamatan.

Kriteria keputusan yang digunakan adalah:

H_0 ditolak jika nilai $Q > \chi^2_{\alpha, (k-p)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, hal ini menunjukkan bahwa residual tidak saling berkorelasi.

Selanjutnya uji normalitas dilakukan menggunakan uji Jarque-Bera yang menggunakan ukuran skewness dan kurtosis (Jarque & Bera, 1980).

Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : $S = 0$ dan $K = 3$ (Residual berdistribusi normal).

H_1 : $S \neq 0$ dan $K \neq 3$ (Residual tidak berdistribusi normal).

Statistik uji Jarque-Bera dituliskan sebagai berikut:

$$JB = \frac{n}{6} \left(s^2 + \frac{(K - 3)^2}{4} \right), \quad (16)$$

dengan,

$$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{3}{2}}}$$

dan

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2},$$

dengan,

x_i : residual ke- i ,
 $\bar{x}$: rata-rata residual,
 n : banyaknya pengamatan,
 S : skewness,
 K : kurtosis.

Kriteria keputusan yang digunakan adalah:

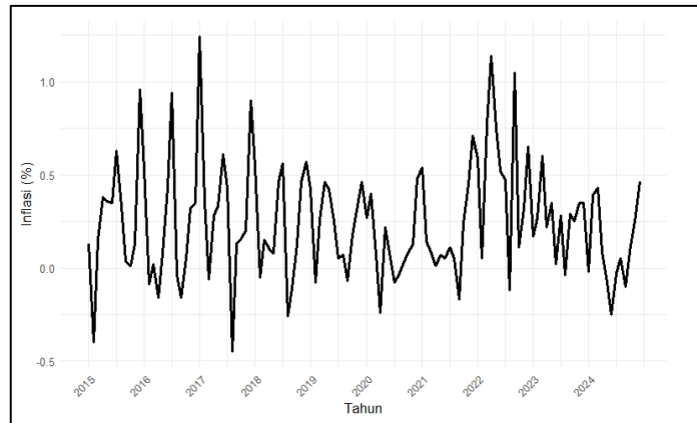
H_0 ditolak jika nilai $JB > \chi^2_{\alpha, 2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, hal ini menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

1. Deskripsi Data

Data yang digunakan adalah data inflasi DIY tahun 2015-2024. Jumlah data sebanyak 120 observasi yang memiliki nilai rata-rata sebesar 0,24 dengan nilai varians sebesar 0,09. Nilai minimum inflasi yaitu sebesar -0,45 yang terjadi pada bulan Agustus 2017. Adapun nilai maksimum inflasi terjadi pada bulan Januari 2017 yaitu sebesar 1,24. Selain itu karakteristik data juga dapat dijelaskan menggunakan plot runtun waktu data inflasi di DIY yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Data Inflasi DIY

Berdasarkan Gambar 1, menunjukkan plot runtun waktu data inflasi DIY. Fluktuasi data bergerak di sekitaran nilai rata-rata yang relatif konstan dari waktu ke waktu, dengan variasi yang relatif konstan juga. Pola pergerakan inflasi terlihat konsisten sepanjang periode pengamatan, terdapat puncak dan lembah yang menandai naik turunnya inflasi setiap bulan. Meskipun pola menunjukkan bahwa inflasi bergerak di sekitar rata-rata dengan varians yang stabil, hal tersebut belum menjamin linearitas pada data inflasi. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk mengetahui pola nonlinear yang tidak terlihat secara visual.

2. Pengujian Nonlinearitas dan Perubahan Struktur

Pada penelitian ini, sebelum melakukan pemodelan MSAR pada data inflasi, akan dilakukan uji nonlinearitas dan perubahan struktur pada data. Hasil uji nonlinearitas dengan uji Teräsvirta disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Uji Teräsvirta

<i>Lag</i>	χ^2	<i>p-value</i>	Keputusan
1	0,39512	0,8207	Gagal tolak H_0
2	14,652	0,04072	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 1, diperoleh hasil pengujian pada *lag* 2 diperoleh nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikan (α) sebesar $0,04072 < 0,05$. Oleh karena itu, H_0 ditolak yang mengindikasikan pada *lag* 2 terdapat unsur nonlinearitas. Secara keseluruhan hasil uji Teräsvirta menunjukkan bahwa meskipun pada *lag* 1 data bersifat linear, namun pada *lag* 2 terdapat indikasi nonlinearitas. Hasil ini menunjukkan bahwa data tidak sepenuhnya linear.

Selanjutnya akan diuji perubahan struktur pada data dengan menggunakan uji Chow. Hasil uji Chow disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Chow

<i>Lag</i>	F	<i>p-value</i>	Keputusan
1	0,26103	0,7707	Gagal tolak H_0
2	3,6692	0,01445	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh hasil pengujian pada *lag* 2, dengan nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikan (α) sebesar $0,01445 < 0,05$. Oleh karena itu, H_0 ditolak yang mengindikasikan pada *lag* 2 terdapat unsur perubahan struktur. Secara keseluruhan hasil uji Chow menunjukkan bahwa meskipun pada *lag* 1 data belum terindikasi ada perubahan struktur, namun pada *lag* 2 terdapat indikasi perubahan struktur. Hasil ini menunjukkan bahwa data terindikasi adanya perubahan struktur.

3. Pengujian Stasioneritas

Pengujian stasioneritas dilakukan pada rata-rata dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian stasioneritas dalam rata-rata untuk data inflasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller

Uji	ADF	Nilai Kritis 5%	<i>p-value</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-4,7312	-1,95	0,01

Berdasarkan Tabel 3. diperoleh hasil pengujian stasioneritas dalam rata-rata yang menunjukkan nilai statistik ADF lebih kecil dari nilai kritis pada taraf signifikan (α) sebesar $-4,7312 < -1,95$, atau nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikan (α) sebesar $0,01 < 0,05$. Oleh karena itu, H_0 ditolak yang artinya tidak terdapat akar unit atau data inflasi di DIY sudah stasioner dalam rata-rata.

4. Pemodelan Markov *Switching Autoregressive* (MSAR)

Pemodelan MSAR data inflasi dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan dua ($M = 2$) *regime*. *Regime* 1 dan *regime* 2 masing-masing merepresentasikan kondisi inflasi yang berbeda, yaitu periode inflasi rendah dan inflasi tinggi. Estimasi model dilakukan dengan mempertimbangkan model AR orde 1 sampai dengan orde 5. Pemilihan orde AR hingga 5 sudah cukup layak dalam pemodelan data runtun waktu karena dapat merepresentasikan ketergantungan data terhadap nilai masa lalu tanpa menimbulkan kompleksitas model yang berlebihan dan orde terlalu besar menyebabkan kurang efektif untuk mencari model terbaik. Selain itu, model MSAR yang digunakan hanya menerapkan *switching* pada parameter rata-rata dan varians. Estimasi parameter dilakukan pada masing-masing model. Adapun beberapa modelnya, yaitu MS(2)-AR(1), MS(2)-AR(2), MS(2)-AR(3), MS(2)-AR(4), dan MS(2)-AR(5).

Salah satu model yang terbentuk adalah model MS(2)-AR(2). Model MS(2)-AR(2) disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Model MS(2)-AR(2)

Model MS(2)-AR(2)		
Parameter	<i>Regime 1</i>	<i>Regime 2</i>
$\hat{\mu}$	0,1759	0,5065
$\hat{\phi}_1$	0,2116	0,2116
$\hat{\phi}_2$	-0,1966	-0,1966
$\hat{\sigma}$	0,2067	0,3761

Berdasarkan Tabel 4, diperoleh model MSAR dengan dua *regime* dan AR pada orde 2, yaitu model MS(2)-AR(2). Pada *regime* 1, diperoleh nilai parameter $\hat{\mu}_1$ sebesar 0,1759 dan parameter $\hat{\sigma}_1$ sebesar 0,2067 yang mengindikasikan inflasi rendah. Sementara itu, pada *regime* 2, nilai parameter $\hat{\mu}_2$ sebesar 0,5065 dan parameter $\hat{\sigma}_2$ sebesar 0,3761 yang mengindikasikan inflasi tinggi. Selain itu, nilai parameter $\hat{\phi}_1$ dan $\hat{\phi}_2$ masing-masing sebesar 0,2116 dan -0,1966 untuk kedua *regime* yang menunjukkan tidak ada perbedaan pada masing-masing *regime*.

5. Pengujian Asumsi Residual

Pada penelitian ini asumsi residual *white noise* dan distribusi normal harus terpenuhi. Untuk menguji asumsi tersebut pada residual model MSAR, dilakukan uji *white noise* dengan menggunakan uji Ljung-Box. Hasil uji Ljung-Box untuk kelima model disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Uji Ljung-Box

Model	<i>Regime</i>	χ^2	<i>p-value</i>	Keputusan
MS(2)-AR(1)	1	3,1895	0,6708	Gagal tolak H_0
	2	5,4686	0,1405	Gagal tolak H_0

MS(2)-AR(2)	1	3,6701	0,5978	Gagal tolak H_0
	2	0,9208	0,8204	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(3)	1	3,3899	0,6401	Gagal tolak H_0
	2	0,7347	0,865	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(4)	1	4,8673	0,4323	Gagal tolak H_0
	2	1,179	0,7581	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(5)	1	3,0495	0,6924	Gagal tolak H_0
	2	1,1978	0,7535	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh bahwa model MS(2)-AR(1), MS(2)-AR(2), MS(2)-AR(3), MS(2)-AR(4), dan MS(2)-AR(5) memiliki nilai p -value $> \alpha$, yaitu masing-masing sebesar 0,6708; 0,5978; 0,6401; 0,4323; dan 0,6924 untuk *regime* 1, serta sebesar 0,1405; 0,8204; 0,865; 0,7581; dan 0,7535 untuk *regime* 2. Semua nilai p -value tersebut lebih besar dari 0,05. Oleh karena itu, H_0 gagal ditolak yang menunjukkan bahwa *regime* 1 dan *regime* 2 pada kelima model memiliki residual yang bersifat *white noise*, sehingga asumsi terpenuhi.

Selanjutnya akan diuji asumsi normalitas dengan menggunakan uji Jarque-Bera. Hasil uji Jarque-Bera untuk kelima model disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Uji Jarque-Bera

Model	Regime	χ^2	p -value	Keputusan
MS(2)-AR(1)	1	2,9137	0,233	Gagal tolak H_0
	2	1,3643	0,5055	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(2)	1	1,0467	0,5925	Gagal tolak H_0
	2	1,1486	0,5631	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(3)	1	0,9781	0,6132	Gagal tolak H_0
	2	1,115	0,5726	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(4)	1	1,0779	0,5834	Gagal tolak H_0
	2	0,8125	0,6661	Gagal tolak H_0
MS(2)-AR(5)	1	1,5289	0,4656	Gagal tolak H_0
	2	0,6523	0,7217	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 6, diperoleh bahwa model MS(2)-AR(1), MS(2)-AR(2), MS(2)-AR(3), MS(2)-AR(4), dan MS(2)-AR(5) memiliki nilai p -value $> \alpha$, yaitu masing-masing sebesar 0,233; 0,5925; 0,6132; 0,5834; dan 0,4656 untuk *regime* 1, serta sebesar 0,5055; 0,5631; 0,5726; 0,6661; dan 0,7217 untuk *regime* 2. Semua nilai p -value tersebut lebih besar dari 0,05. Oleh karena itu, H_0 gagal ditolak yang menunjukkan bahwa *regime* 1 dan *regime* 2 pada kelima model memiliki residual berdistribusi normal, sehingga asumsi terpenuhi.

6. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai AIC dan hasil uji asumsi residual masing-masing model. Model dengan nilai AIC terkecil dan memenuhi uji asumsi residual, yaitu asumsi residual *white noise* dan distribusi normal adalah model yang paling baik. Perbandingan nilai AIC dan hasil asumsi residual masing-masing model disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Pemilihan Model Terbaik

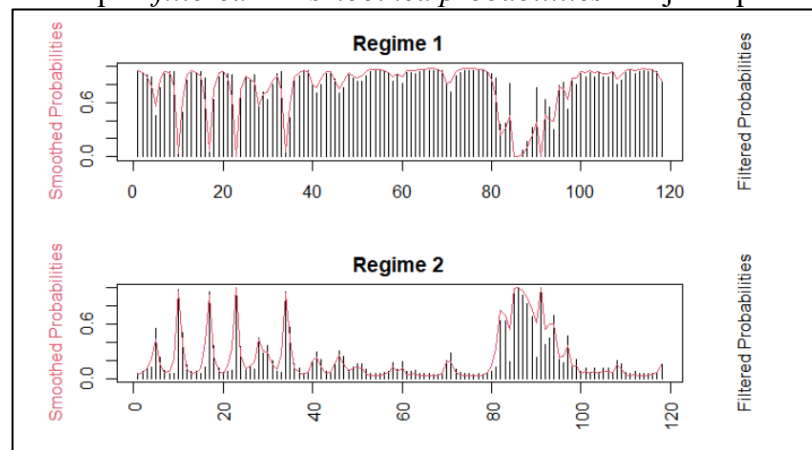
Model	AIC	Asumsi Residual <i>White Noise</i>	Asumsi Residual Berdistribusi Normal
MS(2)-AR(1)	42,4762	Terpenuhi	Terpenuhi
MS(2)-AR(2)	33,726	Terpenuhi	Terpenuhi

MS(2)-AR(3)	36,2716	Terpenuhi	Terpenuhi
MS(2)-AR(4)	36,7872	Terpenuhi	Terpenuhi
MS(2)-AR(5)	36,14813	Terpenuhi	Terpenuhi

Berdasarkan Tabel 7, hasil pengujian menunjukkan bahwa *regime 1* dan *regime 2* pada seluruh model memenuhi asumsi residual bersifat *white noise* dan residual berdistribusi normal. Selanjutnya, dipilih model dengan nilai AIC paling kecil, yaitu model MS(2)-AR(2) dengan nilai AIC sebesar 33,726 yang lebih kecil dibandingkan dengan model MS(2)-AR(1), MS(2)-AR(3), MS(2)-AR(4), dan MS(2)-AR(5) yang masing-masing bernilai 42,4762; 36,2716; 36,7872; dan 36,14813.

7. Monitoring Process

Monitoring process dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah diperoleh dalam memodelkan data. Pada penelitian ini, *monitoring process* dilakukan dengan tiga pendekatan, yaitu melalui plot *filtered* dan *smoothed probabilities*, *Average Run Length* (ARL), dan durasi *regime*. Hasil plot *filtered* dan *smoothed probabilities* disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot Filtered dan Smoothed Probabilities

Berdasarkan plot pada Gambar 2, hasil estimasi model MS(2)-AR(2) menunjukkan bahwa perbandingan antara *smoothed probabilities* dan *filtered probabilities* menunjukkan bahwa *smoothed probabilities* memberikan pola yang lebih stabil, sedangkan pada *filtered probabilities* menunjukkan pola yang lebih fluktuatif. Nilai probabilitas data inflasi yang berada pada *regime 1* lebih besar daripada nilai probabilitas yang berada pada *regime 2*. Hal ini disebabkan karena nilai *filtered probabilities* dan *smoothed probabilities* pada *regime 1* cenderung mendekati 1, sedangkan pada *regime 2* cenderung mendekati 0.

Selanjutnya, *monitoring process* juga dilakukan dengan *Average Run Length* (ARL). Hasil ARL disajikan pada Tabel 8

Tabel 8. Hasil Average Run Length

<i>Run Length</i>	<i>Regime 1</i>	<i>Regime 2</i>
<i>Max Run Length</i>	47	13
<i>Min Run Length</i>	5	1
<i>Number of Runs</i>	6	5
ARL	17	3,4

Berdasarkan hasil Tabel 8, perhitungan diperoleh nilai ARL pada *regime 1* sebesar 17 bulan yang menunjukkan rata-rata lama *regime* sebelum mengalami perubahan dan pada *regime 2* sebesar 3,4 bulan. Panjang periode maksimum untuk *regime 1* adalah 47 bulan dengan minimum 6 bulan, sedangkan *regime 2* memiliki panjang maksimum 13 bulan dan minimum 1 bulan. Selain itu, terdapat 6 siklus *regime 1* dan 5 siklus *regime 2*, yang menunjukkan bahwa

meskipun periode *regime* 1 lebih lama tetapi jumlah munculnya kedua *regime* relatif hampir sama.

Selain itu, *monitoring process* juga dilakukan dengan mengetahui durasi *regime*. Berdasarkan hasil estimasi model MS(2)-AR(2) diperoleh nilai matriks probabilitas transisi sebagai berikut:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,8851 & 0,1149 \\ 0,4057 & 0,5943 \end{bmatrix}.$$

Dari probabilitas matriks di atas, dapat diketahui bahwa probabilitas inflasi untuk bertahan pada *regime* 1 di periode selanjutnya sebesar 0,8851. Kemudian probabilitas transisi dari *regime* 1 ke *regime* 2 di periode selanjutnya sebesar 0,1149. Sedangkan untuk *regime* 2, probabilitas inflasi untuk bertahan di *regime* 2 di periode selanjutnya sebesar 0,5943 dan probabilitas transisi dari *regime* 2 ke *regime* 1 di periode selanjutnya sebesar 0,4057. Berdasarkan matriks probabilitas transisi dapat diketahui durasi pada masing-masing *regime* sebagai berikut:

$$\text{Durasi } regime\ 1 = \frac{1}{1 - p_{11}} = \frac{1}{1 - 0,8851} = 8,7053.$$

$$\text{Durasi } regime\ 2 = \frac{1}{1 - p_{22}} = \frac{1}{1 - 0,5943} = 2,4651.$$

Berdasarkan hasil perhitungan durasi lama *regime* 1 bertahan kurang lebih selama 8,7053 bulan, sedangkan durasi lama *regime* 2 bertahan kurang lebih selama 2,4651 bulan.

Pembahasan

Hasil pemodelan diperoleh bahwa data inflasi memiliki karakteristik nonlinear, yang ditunjukkan dengan adanya perubahan pola perilaku data dari waktu ke waktu yang diuji menggunakan uji Teräsvirta. Hasil uji Teräsvirta menunjukkan *p-value* lebih kecil dari nilai taraf signifikan pada *lag* kedua. Hal ini mengindikasikan bahwa model linear tidak cukup untuk menggambarkan pola data, sehingga penggunaan model nonlinear menjadi lebih tepat. Selain itu, hasil uji Chow diperoleh hasil *p-value* lebih kecil dari nilai taraf signifikan pada *lag* kedua. Hal ini menunjukkan adanya perubahan struktur pada data.

Berdasarkan hasil analisis lima model MSAR, yaitu MS(2)-AR(1), MS(2)-AR(2), MS(2)-AR(3), MS(2)-AR(4), dan MS(2)-AR(5). Model MSAR yang terbaik adalah MS(2)-AR(2) yang ditunjukkan dengan nilai AIC terkecil yaitu 33,726 dan memenuhi semua asumsi residual. Model MS(2)-AR(2) menggambarkan bahwa terdapat dua kondisi *regime* yang memengaruhi dinamika data. Perbedaan kondisi *regime* tersebut dipengaruhi oleh nilai rata-rata dan varians. Bentuk Model MS(2)-AR(2) adalah sebagai berikut:

$$\hat{y}_t = \hat{\mu}_{s_t} + 0,2116(y_{t-1} - \hat{\mu}_{s_{t-1}}) - 0,1966(y_{t-2} - \hat{\mu}_{s_{t-2}}),$$

dengan,

$$\hat{\mu}_{s_t} = \begin{cases} 0,1759, & \text{jika } s_t = 1, \\ 0,5065, & \text{jika } s_t = 2, \end{cases}$$

dan

$$\hat{\sigma}_{s_t}^2 = \begin{cases} 0,0427, & \text{jika } s_t = 1, \\ 0,1415, & \text{jika } s_t = 2. \end{cases}$$

Model juga memberikan hasil matriks probabilitas transisi sebagai berikut:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,8851 & 0,1149 \\ 0,4057 & 0,5943 \end{bmatrix}.$$

Pada *regime* 1, nilai parameter rata-rata ($\hat{\mu}_1$) sebesar 0,1759 menunjukkan nilai yang relatif kecil. Selain itu, nilai varians ($\hat{\sigma}_1^2$) pada *regime* 1 sebesar 0,0427 memberikan gambaran mengenai volatilitas data yang mana menunjukkan volatilitas yang relatif

rendah dan berada pada inflasi rendah. Berbeda dengan *regime* 2, nilai parameter rata-rata ($\hat{\mu}_2$) sebesar 0,5065 yang lebih besar dibandingkan *regime* 1. Selain itu, nilai varians ($\hat{\sigma}_2^2$) pada *regime* 2 sebesar 0,1415 memberikan gambaran mengenai volatilitas data yang mana menunjukkan volatilitas yang relatif lebih tinggi atau berada pada inflasi tinggi.

Perbedaan karakteristik pada masing-masing *regime* tidak hanya ditunjukkan oleh nilai parameter model, tetapi juga ditunjukkan oleh perpindahan antar *regime* melalui matriks probabilitas transisi. Pada model MS(2)-AR(2) menghasilkan nilai probabilitas pada diagonal matriks transisi p_{11} dan p_{22} yang mana masing-masing sebesar 0,8851 dan 0,5943. Hal ini menunjukkan bahwa kedua *regime* memiliki kecenderungan bertahan lebih lama pada *regime* masing-masing di periode berikutnya, terutama *regime* 1 (inflasi rendah) yang memiliki probabilitas transisi lebih besar dibandingkan *regime* 2 (inflasi tinggi).

Selain itu, nilai probabilitas transisi di luar diagonal, yaitu p_{12} dan p_{21} menunjukkan peluang perpindahan dari *regime* 1 ke *regime* 2 atau sebaliknya. Pada model MS(2)-AR(2) dihasilkan nilai p_{12} dan p_{21} masing-masing sebesar 0,1149 dan 0,4057. Nilai p_{12} yang relatif kecil menunjukkan bahwa peluang perpindahan dari *regime* 1 ke *regime* 2 cukup rendah, sehingga ketika berada pada *regime* 1 (inflasi rendah) maka cenderung akan bertahan pada kondisi tersebut. Sebaliknya, nilai p_{21} yang lebih besar menunjukkan bahwa peluang perpindahan dari *regime* 2 ke *regime* 1 cukup tinggi, sehingga ketika berada pada *regime* 2 (inflasi tinggi) maka cenderung akan kembali ke inflasi rendah. Hal ini menunjukkan bahwa inflasi rendah lebih dominan dan stabil.

Berdasarkan probabilitas transisi dapat dianalisis lama durasi *regime* bertahan pada masing-masing *regime* tersebut. Pada model terbaik MS(2)-AR(2), lama durasi *regime* 1 sebesar 8,7053, sedangkan *regime* 2 sebesar 2,4651. Hal ini menunjukkan bahwa lama durasi inflasi rendah bertahan sekitar 8 sampai 9 bulan dan lama durasi inflasi tinggi bertahan sekitar 2 sampai 3 bulan. Perbedaan durasi ini menunjukkan bahwa *regime* 1 cenderung bertahan lebih lama dibandingkan *regime* 2.

SIMPULAN

Hasil penelitian mengenai pemodelan MSAR pada data inflasi di DIY memperoleh model terbaik yaitu model MS(2)-AR(2) dengan dua *regime*, yaitu *regime* 1 merepresentasikan inflasi rendah dan *regime* 2 merepresentasikan inflasi tinggi. Model ini memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 33,726 dan memenuhi semua asumsi residual. Selain itu, peluang inflasi di DIY untuk bertahan pada masing-masing *regime* relatif tinggi dibandingkan peluang berpindah ke *regime* lain. Pada *regime* 1 (inflasi rendah), peluang bertahan sebesar 0,8851 dan peluang berpindah ke *regime* 2 (inflasi tinggi) sebesar 0,1149. Sementara itu, pada *regime* 2 peluang bertahan sebesar 0,5943 dan peluang berpindah ke *regime* 1 sebesar 0,4057. Perhitungan durasi inflasi dari model MSAR menunjukkan bahwa inflasi di DIY cenderung bertahan lebih lama pada *regime* 1 (inflasi rendah) dibandingkan *regime* 2 (inflasi tinggi). Rata-rata durasi bertahan pada *regime* 1 adalah sekitar 8 sampai 9 bulan, sedangkan pada *regime* 2 sekitar 2 sampai 3 bulan. Perbedaan durasi ini mengindikasikan bahwa *regime* 1 memiliki karakteristik dapat bertahan dalam waktu relatif lama dibandingkan *regime* 2 yang cepat berubah ke *regime* 1. Selain itu, untuk meningkatkan fleksibilitas model, disarankan untuk menggunakan pendekatan Bayesian dalam penelitian serupa guna memperoleh hasil yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing skripsi, koordinator program studi, dan seluruh dosen Departemen Pendidikan Matematika FMIPA UNY atas ilmu,

motivasi, dan doa yang telah diberikan sehingga mendukung penyelesaian artikel ini dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggana, F., Devianto, D., & Yanuar, F. (2023). Pemodelan Markov switching autoregressive (MSAR) pada inflasi DKI Jakarta. *Jurnal Matematika UNAND*, 12(1), 35–45.
- Bartolomius, Martha, S., & Aprizkiyandari, S. (2021). Pemodelan Markov switching autoregressive (MSAR) pada data inflasi di Indonesia. *Bimaster*, 10(4), 495–504.
- Borio, C., Lombardi, M., Yetman, J., & Zakrajšek, E. (2023). *The two-regime view of inflation* (Issue 133). BIS Papers.
- BPS Provinsi DI Yogyakarta. (2025). *Indeks harga konsumen dan inflasi bulanan*. Retrieved from Badan Pusat Statistik Provinsi DI Yogyakarta: <https://yogyakarta.bps.go.id/id/statistics-table/2/MzM0IzI=/indeks-harga-konsumen-dan-inflasi-bulanan.html>
- Chow, G. C. (1960). Tests of equality between sets of coefficients in two linear regressions. *The Econometric Society*, 28(3), 591–605.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Journal of Econometrics*, 57(2), 357–384.
- Hamilton, J. D. (1990). Analysis of time series subject to changes in regime. *Journal of Econometrics*, 45, 39–70.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton University Press.
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *North-Holland Publishing Company*, 6(1980), 255–259.
- Kim, C.-J., & Nelson, C. R. (1999). *state-space models with regime switching*. The MIT Press.
- Konishi, S., & Kitagawa, G. (2007). *Information criteria and statistical modeling*. Springer.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297–303.
- Luukkonen, B. Y. R., Saikkonen, P., & Teräsvirta, T. (1988). Testing linearity against smooth transition autoregressive models. *Biometrika*, 75(3), 491–499.
- Safitriyana. (2021). *Pengaruh inflasi terhadap pertumbuhan ekonomi di indonesia skripsi*. UIN SUSKA RIAU.
- Sigit, T. A. (2024). *Menatap Perekonomian DIY 2024: Tumbuh lebih kuat dan lebihmerata*. Retrieved from <https://djpb.kemenkeu.go.id/kanwil/diy/id/data-publikasi/artikel/3759-menatap-perekonomian-diy-2024-tumbuh-lebih-kuat-dan-lebih-merata.html#>
- TPID DIY. (2025). *Inflasi DIY terjaga stabil, cerminkan sinergi dan ketangguhan ekonomi daerah*. Retrieved from TPID DIY: <https://tpid.jogjaprovo.go.id/public/blog/detail/79>