

## ANALISIS MODEL MARKOV SWITCHING VECTOR AUTOREGRESSIVE (MS-VAR): STUDI SIMULASI PADA PERUBAHAN REZIM STRUKTURAL

### *ANALYSIS OF THE MARKOV SWITCHING VECTOR AUTOREGRESSIVE (MS-VAR) MODEL: A SIMULATION STUDY ON THE STRUCTURAL REGIME*

Darvi Mailisa Putri<sup>1§</sup>

<sup>1</sup>Prodi Matematika, Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang

<sup>§</sup>Correspondence: [darvimailisa@uinib.ac.id](mailto:darvimailisa@uinib.ac.id)

Received 26<sup>th</sup> Mar 2026; Accepted 12<sup>th</sup> Apr 2026; Published 23<sup>rd</sup> Apr 2026;

---

#### Abstrak

Penelitian ini mengkaji perubahan struktural pada data time series multivariat menggunakan model Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR) orde satu dengan dua regime. Model ini diterapkan pada data hasil simulasi untuk menangkap dinamika nonlinier yang tidak dapat dijelaskan secara memadai oleh model VAR linier. Estimasi dilakukan dengan mengizinkan switching pada komponen rata-rata dan varians, sementara koefisien autoregresif dipertahankan tetap. Hasil menunjukkan adanya perbedaan karakteristik antar-regime, terutama pada level dan volatilitas. Estimasi probabilitas transisi menjelaskan bahwa kedua regime bersifat persisten, dengan probabilitas bertahan sebesar 0,94 dan 0,92. Berdasarkan nilai tersebut, durasi ekspektasi regime pertama sekitar 16,7 periode, sedangkan regime kedua sekitar 12,5 periode. Selanjutnya, analisis smoothed probabilities menunjukkan segmentasi waktu yang jelas antar-regime. Hal ini menjelaskan bahwa MS-VAR efektif dalam menangkap dinamika dan perubahan struktural data.

**Kata Kunci:** Markov Switching, Vector Autoregressive, Rezim

---

#### Abstract

*This study examines structural changes in multivariate time series data using a first-order Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR) model with two regimes. This model is applied to simulated data to capture nonlinear dynamics that cannot be adequately explained by a linear VAR model. Estimation is performed by allowing switching in the mean and variance components, while the autoregressive coefficients are held constant. The results indicate differences in characteristics between regimes, particularly in terms of level and volatility. Transition probability estimates reveal that both regimes are persistent, with survival probabilities of 0.94 and 0.92, respectively. Based on these values, the expected duration of the first regime is approximately 16.7 periods, while that of the second regime is approximately 12.5 periods. Furthermore, the analysis of smoothed probabilities reveals clear temporal segmentation between regimes. This demonstrates that the MS-VAR is effective in capturing the dynamics and structural changes in the data.*

**Keywords:** Markov Switching, Vector Autoregressive, Regime

---

## 1. Pendahuluan

Analisis deret waktu multivariat (multivariate time series analysis) merupakan salah satu pilar penting dalam ekonometrika modern, khususnya dalam kajian ekonomi makro dan keuangan. Banyak fenomena ekonomi bersifat saling bergantung dan berkembang secara dinamis dari waktu ke waktu, sehingga memerlukan pendekatan pemodelan yang mampu menangkap interaksi antarvariabel secara simultan [1]. Model Vector Autoregressive (VAR) telah lama menjadi kerangka standar dalam analisis tersebut karena kemampuannya memodelkan hubungan dinamis antarvariabel tanpa memerlukan spesifikasi struktural yang ketat [2]. Fleksibilitas ini menjadikan VAR digunakan dalam analisis transmisi kebijakan moneter, peramalan makroekonomi, serta evaluasi shock ekonomi [3], [4], [5], [6].

Namun demikian, model VAR konvensional dibangun di atas asumsi bahwa struktur hubungan antarvariabel bersifat linier dan parameter model konstan sepanjang waktu [7], [8]. Dalam praktiknya, banyak deret waktu ekonomi menunjukkan perilaku yang tidak stabil akibat adanya perubahan rezim struktural, seperti krisis keuangan, perubahan kebijakan ekonomi, atau transisi fase siklus bisnis. Ketika asumsi kestasioneran parameter dilanggar, model VAR cenderung gagal merepresentasikan dinamika sistem secara akurat dan dapat menghasilkan estimasi yang bias atau menyesatkan. Keterbatasan ini mendorong berkembangnya pendekatan nonlinier yang secara eksplisit mengakomodasi perubahan struktur dalam data deret waktu [9], [10].

Salah satu pendekatan nonlinier yang dikembangkan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah model Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR). Model ini memperluas kerangka VAR dengan mengizinkan parameter model bergantung pada keadaan laten (latent regimes) yang mengikuti proses rantai Markov [11]. Dengan demikian, MS-VAR mampu memodelkan dinamika sistem yang berbeda pada setiap rezim, serta menangkap probabilitas perpindahan antarrezim secara endogen [12], [13]. Sejak diperkenalkan oleh Hamilton (1989) dan dikembangkan lebih lanjut oleh Krolzig (1997), MS-VAR telah menjadi alat yang penting dalam menganalisis fenomena ekonomi yang bersifat rezim-dependen, termasuk fluktuasi makroekonomi dan volatilitas pasar keuangan [14], [15].

Beberapa tahun terakhir, penelitian mengenai MS-VAR terus berkembang baik dari sisi metodologis maupun aplikatif. Berbagai studi empiris menunjukkan bahwa MS-VAR mampu memberikan representasi yang lebih realistis terhadap dinamika data ekonomi dibandingkan dengan model linier konvensional, terutama dalam kondisi ketidakpastian tinggi dan perubahan struktural yang signifikan [16]. Pengembangan metode estimasi yang lebih efisien, termasuk pendekatan maximum likelihood, algoritma EM, dan kerangka Bayesian, turut meningkatkan kelayakan penerapan MS-VAR pada sistem multivariat dengan dimensi yang lebih besar [17], [18], [19], [20]. Meskipun demikian, perkembangan tersebut masih didominasi oleh studi berbasis data empiris, sehingga evaluasi yang bersifat terkontrol terhadap kinerja model masih relatif terbatas. Dalam konteks data riil, struktur pembangkit data tidak diketahui secara pasti, sehingga akurasi model dalam mengidentifikasi rezim laten dan mengestimasi parameter sulit untuk divalidasi secara langsung. Maka diperlukan pendekatan alternatif yang memungkinkan evaluasi kinerja model secara lebih objektif melalui penggunaan data simulasi dengan struktur yang telah ditentukan.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis kinerja model Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR) melalui pendekatan data simulasi. Pendekatan ini memberikan keunggulan metodologis karena memungkinkan penilaian yang lebih terukur terhadap kemampuan model dalam mengidentifikasi rezim laten, kestabilan estimasi parameter, serta dinamika probabilitas transisi, yang pada data empiris tidak dapat diamati secara langsung. Tujuan

utama penelitian adalah mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi rezim laten, kestabilan estimasi parameter, serta interpretasi dinamika perpindahan rezim melalui probabilitas filtering dan smoothing. Data dibangkitkan sehingga merepresentasikan dua rezim dengan karakteristik dinamika dan volatilitas yang berbeda, serta mekanisme transisi yang mengikuti rantai Markov orde pertama.

## 2. Analisis Time Series Multivariat

### 2.1 Vector Autoregressive (VAR)

Model Vector Autoregressive (VAR) merupakan perluasan dari model autoregresif univariat ke dalam kerangka multivariat, di mana setiap variabel endogen dimodelkan sebagai fungsi linier dari nilai masa lalunya sendiri dan nilai masa lalu variabel lain dalam sistem. Untuk sebuah sistem dengan  $k$  variabel dan orde lag  $p$ , model VAR ( $p$ ) dapat dituliskan sebagai [2]:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{c} + \mathbf{A}_1 \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{y}_{t-2} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{y}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad (2.1)$$

di mana  $\mathbf{y}_t$  adalah vektor variabel endogen berukuran  $k \times 1$ ,  $\mathbf{c}$  adalah vektor konstanta,  $\mathbf{A}_i$  adalah matriks koefisien autoregresif, dan  $\boldsymbol{\varepsilon}_t$  adalah vektor gangguan yang diasumsikan berdistribusi normal multivariat dengan rata-rata nol dan kovarians konstan.

Keunggulan utama VAR terletak pada fleksibilitasnya, karena model ini tidak memerlukan spesifikasi hubungan kausal a priori antar variabel. Oleh karena itu, VAR banyak digunakan untuk analisis dinamika sistem, impulse response function (IRF), forecast error variance decomposition (FEVD), serta peramalan multivariat. Dalam praktik empiris, VAR sering dijadikan benchmark model karena kemudahan estimasi dan interpretasi [21], [22].

### 2.2 Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR)

Perubahan rezim (regime switching) mengacu pada kondisi di mana karakteristik proses data berubah secara diskrit antar beberapa keadaan yang berbeda, misalnya antara periode stabil dan periode krisis. Dalam konteks time series, perubahan rezim sering kali tidak teramati secara langsung dan harus dimodelkan sebagai proses stokastik laten. Salah satu pendekatan yang paling umum adalah menggunakan rantai Markov diskrit, di mana probabilitas berpindah dari satu rezim ke rezim lain ditentukan oleh matriks probabilitas transisi.

Pendekatan Markov-switching memungkinkan model menangkap dinamika nonlinier tanpa harus menentukan titik perubahan secara eksplisit. Hal ini sangat relevan dalam aplikasi ekonomi dan keuangan, di mana perubahan struktur sering terjadi secara tiba-tiba dan sulit diidentifikasi secara deterministik [24].

Model Markov-Switching VAR (MS-VAR) merupakan generalisasi dari VAR yang mengizinkan parameter model bergantung pada suatu variabel rezim laten  $s_t$ , yang mengikuti proses Markov orde pertama. Secara umum, MS-VAR ( $p$ ) dapat dituliskan sebagai [15]:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{c}_{s_t} + \mathbf{A}_{1,s_t} \mathbf{y}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_{p,s_t} \mathbf{y}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_{t,s_t}, \quad (2.2)$$

dengan  $s_t \in \{1, 2, \dots, K\}$  menyatakan rezim pada waktu  $t$ , dan setiap rezim memiliki parameter yang berbeda. Variabel rezim  $s_t$  mengikuti proses Markov dengan matriks probabilitas transisi:

$$\mathbf{P} = \{p_{ij}\}, p_{ij} = \Pr(s_t = j \mid s_{t-1} = i). \quad (2.3)$$

### 3. Metode Penelitian

Data penelitian dibangkitkan dari data time series multivariat dua rezim dengan proses Data Generating Process (DGP). Tahapan analisis model MS-VAR melalui data simulasi adalah sebagai berikut:

1) Pengujian Stasioneritas Data

Pada proses ini, data simulasi dipastikan stasioner pada level. Hal ini sesuai dengan asumsi yang harus terpenuhi pada model VAR. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan uji akar unit, yaitu Augmented Dickey–Fuller (ADF). Namun, jika variabel tidak stasioner, maka transformasi diferensiasi dilakukan sebelum proses estimasi lebih lanjut.

2) Penentuan Panjang Lag Optimal

Pemilihan lag optimal penting untuk menangkap dinamika sistem agar model yang diestimasi tepat. Panjang lag optimal ditentukan berdasarkan beberapa kriteria informasi, seperti Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC). Lag yang meminimalkan nilai kriteria informasi tersebut dipilih sebagai lag optimal untuk estimasi model MS-VAR.

3) Estimasi Model VAR

Sebelum mengestimasi model MS-VAR, dilakukan estimasi model VAR dengan lag optimal yang telah ditentukan. Estimasi ini bertujuan untuk memperoleh gambaran awal mengenai hubungan dinamis antar variabel dan sebagai acuan awal dalam proses estimasi MS-VAR. Parameter yang diperoleh dari model VAR digunakan sebagai nilai awal (initial values) dalam proses optimisasi likelihood pada model MS-VAR untuk meningkatkan stabilitas dan konvergensi estimasi.

4) Estimasi Model MS-VAR

Estimasi model MS-VAR dilakukan menggunakan metode maximum likelihood dengan pendekatan Hamilton filter. Dalam proses ini, parameter rezim-spesifik, termasuk koefisien autoregresif, konstanta, matriks kovarians error, serta probabilitas transisi antar rezim, diestimasi secara simultan. Proses optimisasi likelihood mempertimbangkan seluruh kemungkinan jalur rezim laten yang mungkin terjadi selama periode pengamatan, sehingga estimasi parameter mencerminkan dinamika rezim yang tidak teramati secara langsung

5) Filtering dan Smoothing Probabilitas Rezim

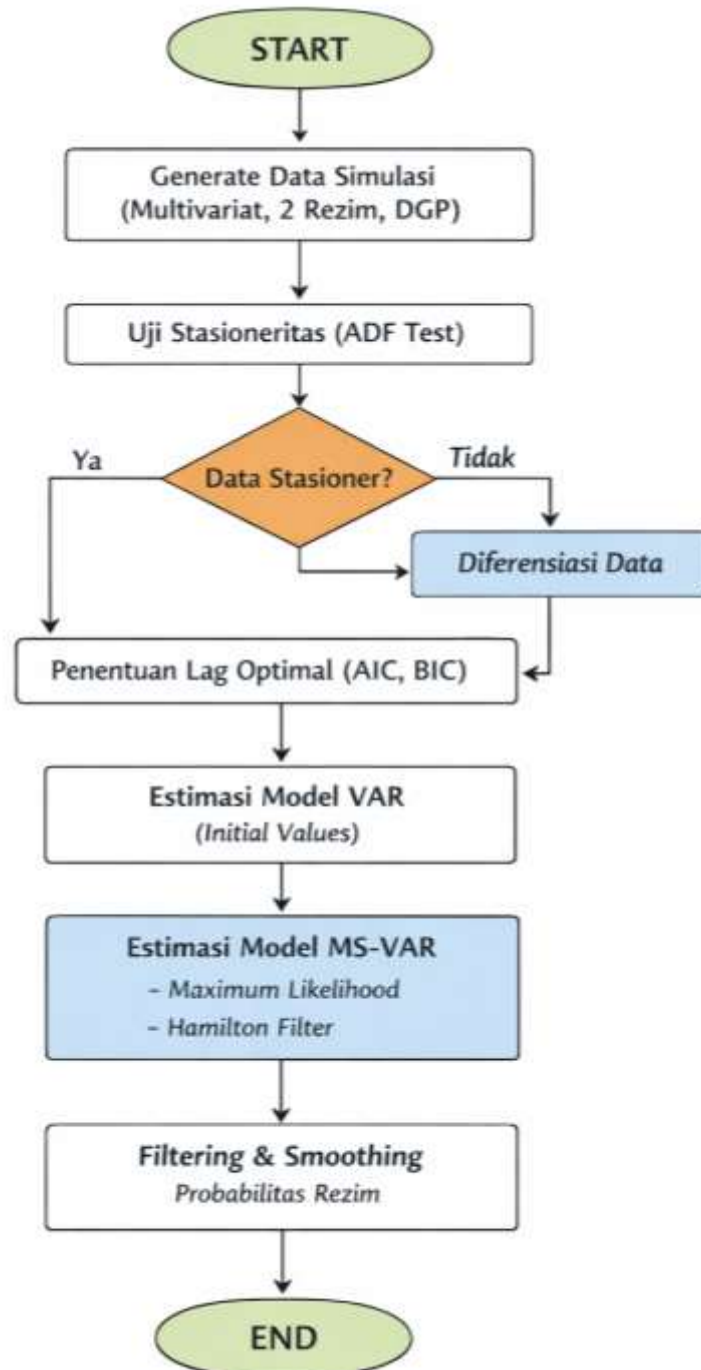
Pada tahap ini dilakukan estimasi probabilitas keberadaan sistem pada setiap rezim yang tidak teramati (hidden states) menggunakan hasil estimasi model MS-VAR. Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi dinamika perpindahan rezim dari waktu ke waktu serta memberikan interpretasi terhadap kondisi sistem yang mendasari data.

Filtering probability merupakan probabilitas suatu rezim pada waktu ke- $t$  dengan hanya menggunakan informasi hingga waktu tersebut ( $t$ ). Probabilitas ini dihitung menggunakan algoritma Hamilton filter dan bersifat real-time, sehingga mencerminkan keyakinan terhadap keadaan rezim saat itu berdasarkan informasi yang tersedia.

Sementara itu, smoothing probability merupakan probabilitas suatu rezim pada waktu ke- $t$  dengan menggunakan seluruh informasi dalam sampel ( $t=1,2,\dots,T$ ). Probabilitas ini memberikan estimasi yang lebih akurat mengenai rezim yang terjadi karena mempertimbangkan informasi masa depan, sehingga lebih stabil untuk keperluan analisis dan interpretasi.

Hasil dari filtering dan smoothing probability digunakan untuk mengidentifikasi periode terjadinya masing-masing rezim, menganalisis pola perpindahan antar rezim dan memberikan interpretasi terhadap kondisi sistem, seperti fase stabil dan tidak stabil dalam konteks ekonomi.

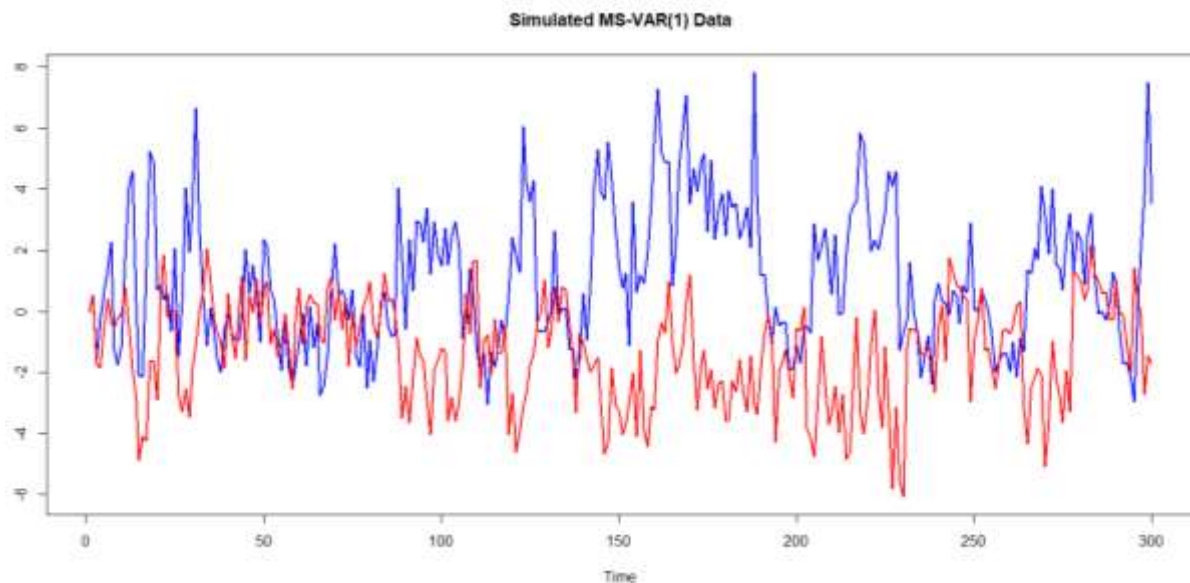
Berikut diberikan diagram metodologi penelitian MS-VAR:



Gambar 4.1. Flowchart metodologi MS-VAR

#### 4. Hasil Dan Pembahasan

Data time series multivariat dibangkitkan sebanyak 300 data per masing-masing variabel. Diawali dengan plot data dari kedua variabel pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Visualisasi data simulasi dengan dua variabel

Garis biru merupakan plot untuk variabel pertama ( $y_1$ ) dan garis merah mewakili plot untuk variabel kedua ( $y_2$ ). Pada beberapa segmen waktu,  $y_1$  cenderung berada di level positif dan pada segmen yang lain,  $y_2$  cenderung berada di level negatif. Sistem berpindah antar-regime dengan rata-rata yang berbeda dengan volatilitas tidak konstan sepanjang waktu. Hal ini dijelaskan dengan adanya periode dengan fluktuasi kecil dan adanya periode dengan lonjakan besar dan varians tinggi. Dengan demikian, pada data terjadi perubahan struktural yang jelas dalam mean dan volatilitas sistem.

Stasioneritas data diuji menggunakan *Augmented Dickey Fuller (ADF) test*. Hasil uji ADF test kedua variabel berturut-turut -4.4037 dan -4.8693 ( $p < 0,01$ ). Artinya data stasioner pada level maka VAR dapat diestimasi secara langsung. Penentuan panjang lag optimal mempertimbangkan nilai terkecil dari kriteria yang digunakan, yaitu *Akaike Information Criterion (AIC)*, *Hannan–Quinn Criterion (HQ)*, *Schwarz Criterion (SC)*, dan *Final Prediction Error (FPE)*.

Berdasarkan hasil estimasi, seluruh kriteria informasi secara konsisten memilih lag 1 sebagai lag optimal, yang ditampilkan pada Tabel 1. Hal ini menjelaskan bahwa dinamika sistem multivariat pada data simulasi telah dapat direpresentasikan secara memadai dengan satu lag. Maka lag 1 akan digunakan sebagai spesifikasi dasar dalam estimasi model Markov Switching Vector Autoregressive (MS-VAR) pada tahapan berikutnya.

Tabel 4.1. Hasil pemilihan lag optimal

| Kriteria | Lag 1    | Lag 2    | Lag 3    | Lag 4    | Lag 5    | Lag 6    |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| AIC      | 1.472304 | 1.477822 | 1.497151 | 1.518638 | 1.516022 | 1.541970 |
| HQ       | 1.502409 | 1.527997 | 1.567397 | 1.608954 | 1.626408 | 1.672427 |
| SC (BIC) | 1.547479 | 1.603113 | 1.672560 | 1.744163 | 1.791664 | 1.867729 |
| FPE      | 4.359271 | 4.383415 | 4.469019 | 4.566178 | 4.554392 | 4.674328 |

Hasil Tabel 4.1. menunjukkan lag satu menjadi lag optimal untuk mengestimasi model VAR. Diperoleh hasil estimasi model VAR untuk dua variabel sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y_{1t} &= 0.1096 + 0.6658 y_{1,t-1} - 0.1901 y_{2,t-1} + \varepsilon_{1t} \\ y_{2t} &= -0.4757 - 0.0821 y_{1,t-1} + 0.5902 y_{2,t-1} + \varepsilon_{2t} \end{aligned}$$

Persamaan  $y_1$ , koefisien lag  $y_{1,t-1}$  bernilai positif dan signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 1% (0.6658), yang menunjukkan adanya persistensi yang kuat pada variabel  $y_1$ . Sementara itu, lag  $y_{2,t-1}$  berpengaruh negatif dan signifikan terhadap  $y_1$ , dengan koefisien sebesar  $-0.1901$ , yang mengindikasikan adanya hubungan dinamis antarvariabel. Konstanta pada persamaan ini tidak signifikan, sehingga tidak terdapat bukti pergeseran mean yang konsisten pada  $y_1$  dalam model VAR linear. Nilai  $R^2$  sebesar 0.51 menunjukkan bahwa sekitar 51% variasi  $y_1$  dapat dijelaskan oleh model.

Persamaan  $y_2$ , lag  $y_{2,t-1}$  memiliki pengaruh positif dan signifikan yang kuat terhadap  $y_2$ , dengan koefisien sebesar 0.5902, yang menandakan adanya persistensi moderat. Lag  $y_{1,t-1}$  juga berpengaruh signifikan terhadap  $y_2$ , meskipun dengan arah negatif dan besaran yang relatif lebih kecil ( $-0.0821$ ). Berbeda dengan persamaan  $y_1$ , konstanta pada persamaan  $y_2$  signifikan secara statistik dan bernilai negatif, yang mengindikasikan adanya kecenderungan mean yang berbeda dalam dinamika variabel ini. Nilai  $R^2$  sebesar 0.39 menunjukkan bahwa sekitar 39% variasi  $y_2$  dapat dijelaskan oleh model VAR (1).

Hasil pemeriksaan akar karakteristik (*roots*) dari model VAR (1) menunjukkan nilai  $|\lambda_1| = 0.7585, |\lambda_2| = 0.4975$ . Kedua akar karakteristik tersebut memiliki modulus lebih kecil dari satu sehingga model bersifat stabil dan stasioner dalam kovarians. Dengan demikian, model VAR (1) yang diestimasi layak digunakan untuk analisis dinamika jangka pendek dan pengembangan lebih lanjut ke dalam kerangka Markov Switching VAR.

Model Markov Switching yang diestimasi adalah

$$y_{1t} = \begin{cases} -0.3262 + 0.2338y_{2t} + \varepsilon_t^{(1)}, & S_t = 1 \\ -3.3230 + 0.1619y_{2t} + \varepsilon_t^{(2)}, & S_t = 2 \end{cases}$$

dengan:

$$\varepsilon_t^{(1)} \sim \mathcal{N}(0, 1.124^2), \varepsilon_t^{(2)} \sim \mathcal{N}(0, 1.678^2)$$

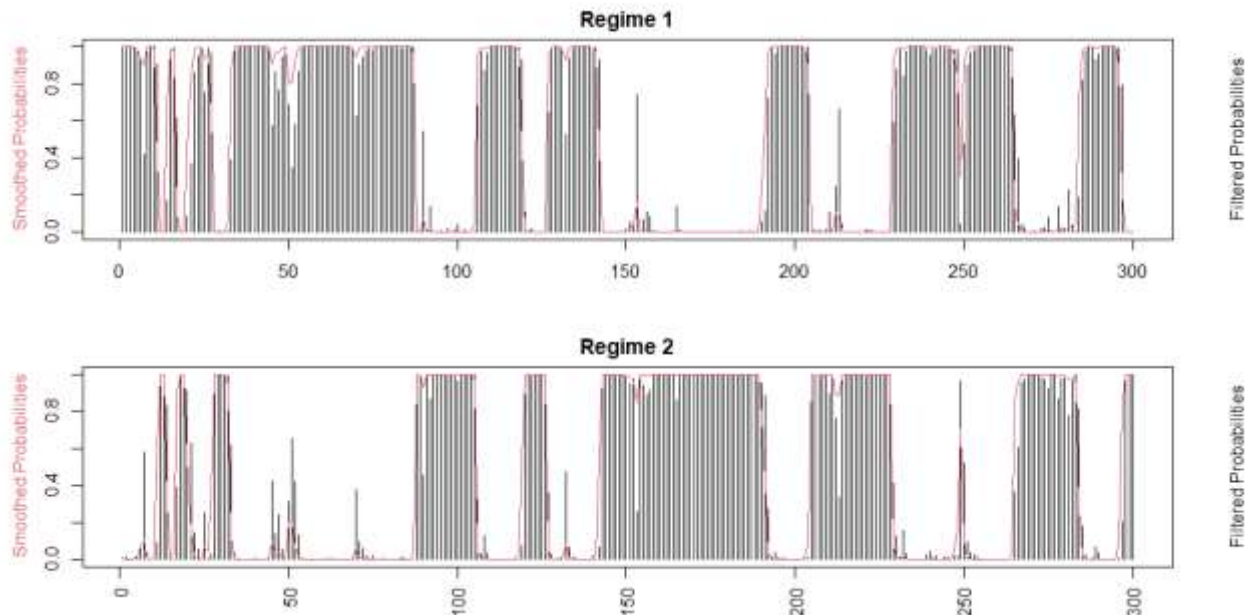
dan

$$P(S_t = j | S_{t-1} = i) = \begin{pmatrix} 0.94 & 0.06 \\ 0.08 & 0.92 \end{pmatrix}$$

Pada regime 1, *intercept* bernilai negatif dan signifikan. Artinya saat  $y_2$  bernilai nol maka  $y_1$  cenderung negatif. Selanjutnya,  $y_2$  memiliki koefisien positif maka ini adalah indikasi bahwa peningkatan  $y_2$  berdampak positif terhadap  $y_1$ . Selain itu, regime ini lebih stabil karena memiliki varians residual relatif kecil. Berbeda halnya pada regime 2, residual lebih besar sehingga regime ini lebih bergejolak, di mana hubungan struktural melemah.

Berdasarkan matriks probabilitas transisi, diperoleh bahwa probabilitas sistem untuk tetap berada pada regime 1 dari satu periode ke periode berikutnya adalah sebesar 94%. Hal ini menunjukkan tingkat persistensi yang sangat tinggi dan mengindikasikan bahwa ketika sistem telah berada pada Regime 1, peluang untuk tetap bertahan dalam regime tersebut jauh lebih besar dibandingkan peluang untuk berpindah ke regime lain. Demikian juga yang terjadi pada regime 2, yang memiliki probabilitas 92%, yang menyatakan bahwa regime ini tidak bersifat sementara atau acak.

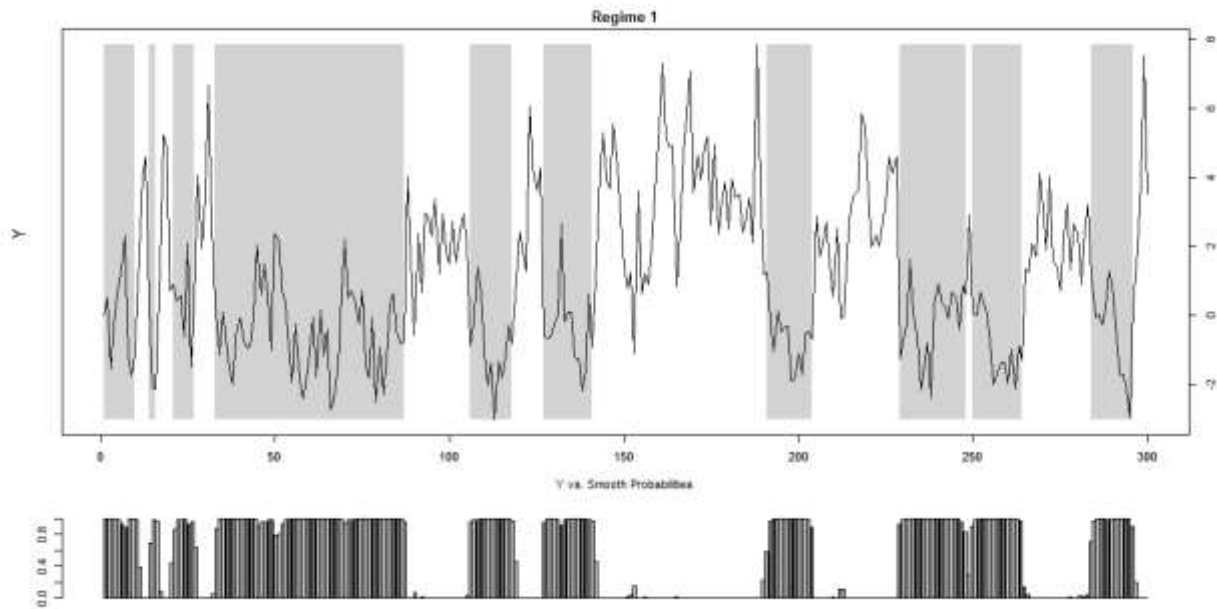
Probabilitas transisi antar-regime yang relatif kecil memberikan makna bahwa kurangnya perubahan regime, bersifat struktural, dan bukan hanya sekadar fluktuasi jangka pendek. Pernyataan ini diperkuat dengan nilai *expected duration* masing-masing regime, di mana Regime 1 memiliki durasi ekspektasian sekitar 16,7 periode, sedangkan Regime 2 memiliki durasi ekspektasian sekitar 12,5 periode. Durasi yang cukup panjang ini menunjukkan bahwa masing-masing regime mencerminkan kondisi sistem yang stabil dalam rentang waktu tertentu. Oleh karena itu, hasil estimasi mendukung keberadaan dua dinamika rezim yang berbeda dan persisten.



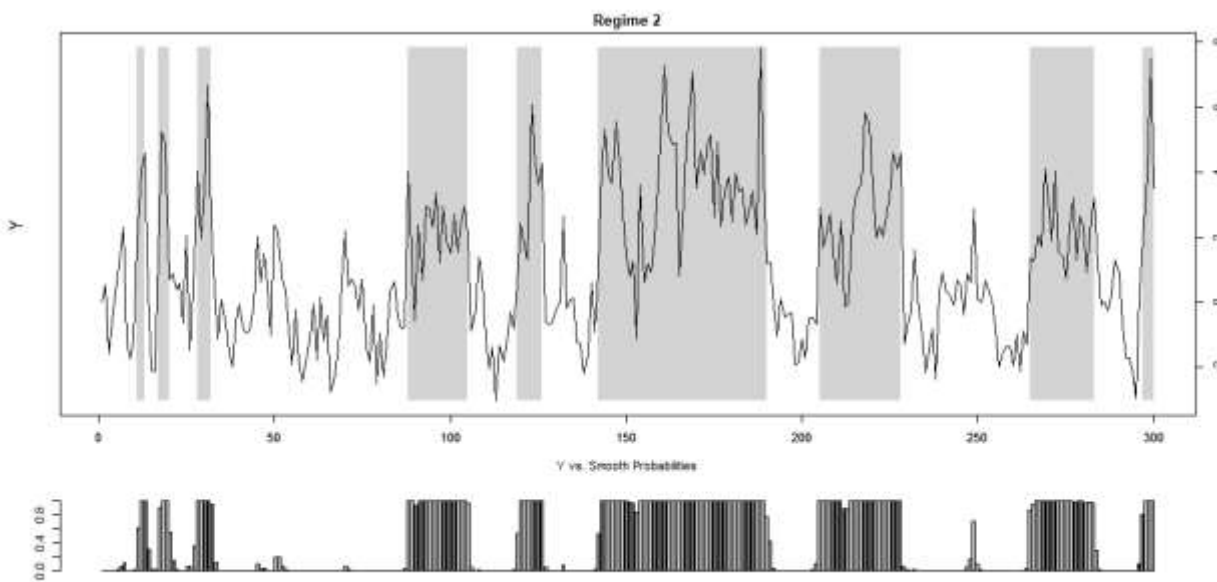
Gambar 4.3. Smoothed and filtered probability

Gambar 4.3 menampilkan probabilitas smoothed dan filtered untuk masing-masing regime dalam model Markov Switching. Panel Regime 1, terlihat bahwa probabilitas smoothed sering mendekati nilai 1 pada beberapa interval waktu yang cukup panjang, yang menunjukkan bahwa pada periode-periode tersebut sistem dengan tingkat keyakinan yang tinggi berada dalam Regime 1. Hal ini mengindikasikan bahwa Regime 1 merupakan kondisi yang persisten, di mana dinamika proses relatif stabil dan bertahan lama sebelum terjadi perpindahan ke regime lain. Penurunan tajam probabilitas menuju nol pada beberapa titik waktu mencerminkan adanya perubahan struktural yang jelas, bukan sekadar fluktuasi acak.

Pada Regime 2 memperlihatkan pola yang saling melengkapi dengan Regime 1, di mana probabilitas smoothed mendekati satu pada interval waktu yang berbeda. Hal ini menegaskan bahwa kedua regime tidak muncul secara bersamaan, melainkan bergantian dalam menjelaskan dinamika data. Regime 2 juga menunjukkan periode-periode dengan probabilitas tinggi yang relatif panjang, sehingga dapat disimpulkan bahwa regime ini juga bersifat persisten. Perbedaan yang cukup tajam antara probabilitas tinggi dan rendah pada kedua regime memperlihatkan bahwa model mampu mengidentifikasi waktu terjadinya switching secara jelas.



Gambar 4.4. Hubungan antara data dan probabilitas smoothed regime 1



Gambar 4.5. Hubungan antara data dan probabilitas smoothed regime 2

Selanjutnya, dua gambar yang diberikan merepresentasikan keterkaitan antara proses observasi  $y_t$  dan smoothed probabilities  $P(S_t = j | \mathcal{F}_T)$ ,  $j = 1, 2$ , yang dihasilkan oleh model Markov Switching. Area bersisir (abu-abu) pada masing-masing panel menunjukkan interval waktu ketika probabilitas smoothed suatu regime mendekati satu, sehingga dengan probabilitas posterior yang tinggi proses berada pada regime tersebut. Tidak adanya tumpang tindih area dominan antar-regime mengindikasikan bahwa klasifikasi state bersifat tegas, yang menandakan bahwa perbedaan karakteristik statistik antar-regime cukup kuat untuk diidentifikasi oleh model.

Selain itu, panjangnya blok area bersisir pada masing-masing regime mencerminkan tingginya probabilitas transisi diagonal  $P(S_t = j | S_{t-1} = j)$ , yang berarti bahwa proses Markov memiliki sifat persistensi yang kuat. Secara statistik, hal ini berimplikasi pada nilai expected regime duration

yang relatif besar, sehingga switching antar-regime terjadi secara jarang dan tidak acak. Perubahan dari area berarsir ke area tidak berarsir merepresentasikan momen ketika probabilitas posterior antar-regime berpotongan, yang dapat ditafsirkan sebagai indikasi perubahan struktur dinamika proses stokastik yang mendasari data. Maka dapat disimpulkan model Markov Switching secara efektif menangkap ketidakstasioneran struktural dan heterogenitas dinamika pada data time series.

## 5. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dinamika data time series multivariat melalui pendekatan Vector Autoregressive (VAR) dan pengembangannya menggunakan Markov Switching (MS) guna menangkap adanya perubahan struktur yang tidak dapat dijelaskan oleh model linear tunggal. Hasil estimasi VAR(1) menunjukkan bahwa kedua variabel endogen saling memengaruhi secara signifikan, dengan akar karakteristik berada di dalam lingkaran satuan, sehingga model VAR bersifat stabil. Meskipun demikian, visualisasi data dan pola volatilitas residual mengindikasikan adanya heterogenitas dinamika yang tidak sepenuhnya tertangkap oleh asumsi parameter konstan sepanjang waktu.

Model Markov Switching Vector Autoregressive orde satu (MS-VAR(1)) diterapkan untuk menangkap dinamika nonlinier dan perubahan struktural pada data time series multivariat. Hasil estimasi menunjukkan adanya dua regime yang berbeda secara signifikan, terutama pada komponen rata-rata dan varians, sementara struktur dependensi dinamis antarvariabel tetap terjaga melalui koefisien autoregresif. Model VAR linier tunggal tidak sepenuhnya mampu merepresentasikan heterogenitas dinamika tersebut, sehingga pendekatan MS-VAR memberikan fleksibilitas yang lebih baik dalam memodelkan perubahan perilaku sistem yang bersifat laten dan tidak teramati secara langsung.

Estimasi matriks probabilitas transisi mengindikasikan bahwa kedua regime bersifat persisten, dengan probabilitas bertahan pada regime 1 sebesar sekitar 0,94 dan pada regime 2 sekitar 0,92. Nilai ini menunjukkan bahwa peluang terjadinya perpindahan regime relatif kecil pada setiap periode, sehingga perubahan struktur cenderung terjadi secara jarang namun bermakna. Pola ini diperkuat oleh hasil smoothed probabilities, yang menunjukkan segmentasi waktu yang jelas antar-regime, dengan periode dominasi regime tertentu berlangsung cukup lama dan tidak bersifat acak. Hal ini menjelaskan bahwa switching yang terdeteksi merupakan refleksi perubahan struktural yang sistematis, bukan sekadar fluktuasi jangka pendek.

Perhitungan durasi ekspektasi regime menunjukkan bahwa regime 1 memiliki durasi rata-rata sekitar 16,7 periode, sedangkan regime 2 sekitar 12,5 periode. Perbedaan durasi ini mencerminkan adanya asimetri temporal antar-regime, di mana regime 1 cenderung lebih dominan dan stabil dibandingkan dengan regime 2. Temuan ini memberikan implikasi penting bahwa dinamika time series tidak hanya ditentukan oleh perbedaan parameter antar-regime, tetapi juga oleh lamanya sistem bertahan dalam suatu state. Disarankan untuk penelitian selanjutnya dapat dikombinasikan dengan neural network untuk menangkap nonlinearitas pada error.

## 6. Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih penulis kepada Prodi Matematika UIN Imam Bonjol Padang dan prodi Matematika Universitas Andalas program doctoral serta pembimbing (Prof. Dodi Devianto, Prof. Ferra Yanuar, dan Dr. Maiyastri) dalam proses menyusun artikel ini.

## Daftar Pustaka

- [1] L. Kilian, “New Introduction to Multiple Time Series Analysis, by Helmut Lütkepohl, Springer, 2005,” *Econom. theory*, vol. 22, no. 5, pp. 961–967, 2006.
- [2] L. Kilian and H. Lütkepohl, *Structural vector autoregressive analysis*. Cambridge University Press, 2017.
- [3] F. Huber and M. M. Fischer, “A Markov switching factor-augmented VAR model for analyzing US business cycles and monetary policy,” *Oxf. Bull. Econ. Stat.*, vol. 80, no. 3, pp. 575–604, 2018.
- [4] R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*. Wiley, 2005.
- [5] K. Are, A. Carriero, and T. E. Clark, “Have Standard VARS Remained Stable Since The Crisis?,” vol. 32, no. 5, pp. 931–951, 2017, doi: 10.1002/jae.2555.
- [6] D. Devianto, T. A. Bora, Y. Asdi, D. Permana, and E. T. Herdiani, “The Causality Model of Indonesia Rupiah Exchange Rates, Imports, and Exports Using Multivariate Time Series Model of Vector Autoregressive,” in *2024 2nd International Symposium on Information Technology and Digital Innovation (ISITDI)*, IEEE, 2024, pp. 39–45.
- [7] C. A. Sims, “Macroeconomics and Reality,” *Econometrica*, vol. 48, no. 1, pp. 1–48, 1980.
- [8] F. Canova, “Vector Autoregressive Models: Specification, Estimation, Inference, and Forecasting 1 Introduction 2 Some Time Series Results,” vol. 1, pp. 53–110, 1999.
- [9] H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer, 2005.
- [10] “Bayesian VARs: A Survey of the Recent Literature,” 2003, *International Monetary Fund*.
- [11] C. Foroni, P. Guerin, and M. Marcellino, “Markov-Switching Mixed-Frequency VAR Models,” *Int. J. Forecast.*, 2015.
- [12] C. Kim, J. M. Piger, R. Startz, and C. Kim, “Estimation of Markov Regime-Switching Regression Models with Endogenous Switching Estimation of Markov Regime-Switching Regression Models with Endogenous Switching,” 2005.
- [13] C.-J. Kim and C. R. Nelson, *State-Space Models with Regime Switching*. MIT Press, 1999.
- [14] J. D. Hamilton, “A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle,” *Econom. J. Econom. Soc.*, pp. 357–384, 1989.
- [15] H.-M. Krolzig, “The markov-switching vector autoregressive model,” in *Markov-switching vector autoregressions: Modelling, statistical inference, and application to business cycle analysis*, Springer, 1997, pp. 6–28.
- [16] A. Afnanda, M. Maiyastri, and D. Devianto, “Model Volatilitas Return Index Saham Syariah Indonesia Melalui Pendekatan Bayesian Markov Switching GARCH,” *Lattice J. J. Math. Educ. Appl.*, vol. 4, no. 1, pp. 14–26, 2024.
- [17] M. Bognanni and E. Herbst, “Estimating (Markov-Switching) VAR Models without Gibbs Sampling,” 2015.
- [18] X. Li, A. Safikhani, and A. Shojaie, “Estimation of High-Dimensional Markov-Switching VAR Models with an Approximate EM Algorithm,” pp. 1–120.
- [19] B. Gankhuu, “Bayesian Markov-Switching Vector Autoregressive Process,” 2024.
- [20] D. Devianto, M. Yollanda, S. Maryati, Y. Asdi, and E. Wahyuni, “The Bayesian vector autoregressive model as an analysis of the government expenditure shocks while the covid-19 pandemic to macroeconomic factors,” *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, vol. 9, no. 4, p. 100156, 2023.
- [21] G. Koop, S. McIntyre, and J. Mitchell, “UK regional nowcasting using a mixed frequency Vector Autoregressive model,” 2018.
- [22] A. Carriero, T. E. Clark, and M. Marcellino, “Capturing macro-economic tail risks with Bayesian vector autoregressions,” *J. Money, Credit Bank.*, vol. 56, no. 5, pp. 1099–1127, 2024.