Jurnal Matematika UNAND
Vol. **5** No. **3** Hal. 56 – 64
ISSN : 2303–291X

MODEL LAJU PERUBAHAN NILAI TUKAR RUPIAH (IDR) TERHADAP POUNDSTERLING (GBP) DENGAN METODE *MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVE* (*MSAR*)

UQWATUL ALMA WIZSA, DODI DEVIANTO, MAIYASTRI
Program Studi Matematika,
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas,
Kampus UNAND Limau Manis Padang, Indonesia,
email : uqwatulalma@gmail.com

Abstrak. Perubahan struktur yang sering terjadi pada data deret waktu diduga dipengaruhi oleh suatu variabel acak tak teramati atau disebut dengan *state*. Perubahan struktur diidentifikasi dengan melihat pola nonlinier pada data yang biasanya berupa pelonjakan nilai yang sangat mencolok dan signifikan. Model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* oleh Hamilton merupakan suatu model yang dihasilkan dari penggabungan rantai *Markov* dan model klasik *Autoregressive* yang mampu menjelaskan perubahan struktur pada data deret waktu. Salah satu data yang sering mengalami perubahan struktur adalah data nilai tukar. Oleh karena itu, penelitian ini akan menentukan model terbaik bagi laju perubahan nilai tukar rupiah (IDR) terhadap poundsterling (GBP), menentukan besar peluang perpindahan dan bertahannya suatu *state*, serta besarnya dugaan durasi masing-masing *state* menggunakan metode *Markov Switching Autoregressive (MSAR)*. Pada nilai tukar dimisalkan terdapat dua *state* apresiasi dan depresiasi. Diperoleh bahwa model terbaik yaitu MS(2)AR(1) dengan peluang transisi apresiasi ke apresiasi $0,979882$, apresiasi ke depresiasi $0,020118$, depresiasi ke depresiasi $0,451971$, dan depresiasi ke apresiasi $0,548029$. Sedangkan dugaan durasi pada apresiasi $49,7067$ bulan dan durasi pada depresiasi $1,82462$ bulan.

Kata Kunci: State, Rantai Markov, Stasioner, Parameter, Peluang Transisi

1. Pendahuluan

Data deret waktu seperti data-data di bidang ekonomi dan keuangan banyak ditemukan memiliki pola nonlinier dan mengalami perubahan struktur yang bisa disebabkan oleh krisis keuangan, perang, kebijakan pemerintah, bencana alam, dan lain sebagainya. Perubahan struktur dianggap dipengaruhi oleh suatu variabel acak tak teramati yang biasa disebut *state*.

Pemodelan deret waktu klasik yang umum digunakan seperti *Autoregressive (AR), Moving Average (MA), Autoregressive Moving Average (ARMA)*, dan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* mengabaikan perubahan struktur yang terjadi pada data deret waktu. Hamilton (1989) mengenalkan model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* sebagai model deret waktu yang dapat menjelaskan perubahan struktur yang terjadi pada data. Model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* dapat menghitung besar peluang dan durasi untuk masing-masing *state*.

Nilai tukar mata uang merupakan salah satu data yang sering ditemukan mengalami perubahan struktur. Dalam pemodelannya digunakan nilai laju perubahan nilai tukar dari hasil transformasi data nilai tukar yang sering dikenal sebagai nilai *return*. Peramalan terhadap laju perubahan nilai tukar dapat dimanfaatkan sebagai prediksi kondisi laju perubahan nilai tukar di masa yang akan datang untuk menghindari kerugian atau kesalahan pengambilan kebijakan dalam perekonomian.

Pemodelan laju perubahan nilai tukar rupiah (IDR) terhadap poundsterling (GBP) menggunakan model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* pada penelitian ini akan mencari model terbaik bagi data laju perubahan nilai tukar rupiah terhadap poundsterling, menentukan peluang transisi pada masing-masing *state* dan berpindah pada *state* lain, serta menentukan durasi laju perubahan nilai tukar bertahan untuk masing-masing *state*.

2. Model *Markov Switching Autoregressive* (*MSAR*)

Data nilai tukar termasuk sebagai data deret waktu. Data deret waktu merupakan rangkaian data yang berupa nilai pengamatan yang diukur selama kurun waktu tertentu, berdasarkan waktu dan interval yang sama. Data yang akan dianalisa dalam deret waktu haruslah bersifat stasioner. Stasioner berarti data tidak mengalami kenaikan atau penurunan pada periode waktu, data berfluktuasi di sekitar nilai tengah yang konstan sehingga tidak bergantung pada waktu, dan ragam dari fluktuasi yang terjadi pada data konstan setiap waktu. Kestasioneran diperlukan untuk memperkecil kekeliruan pada model. Untuk menguji suatu data stasioner atau tidak dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller*. Hipotesis yang digunakan dalam uji ini yaitu

$$\begin{aligned} H_0 : \delta &= 0, \\ H_1 : \delta &\neq 0. \end{aligned}$$

Statistik uji *Augmented Dickey-Fuller* sebagai berikut

$$ADF = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}, \tag{2.1}$$

dimana $SE(\hat{\delta})$ adalah *standard error* untuk $\hat{\delta}$. Kriteria pengambilan keputusannya yaitu jika $|\text{statistik} - tADF| > |\text{statistik} - t\text{kritis}(t - tabel)|$ maka tolak H_0 dengan kata lain data stasioner, dan sebaliknya [1].

Data yang tidak stasioner dapat diubah menjadi stasioner dengan melakukan *differencing* (pembedaan) dan transformasi *Box-Cox*. Pada data nilai tukar mata uang dapat digunakan transformasi dalam bentuk *return* atau nilai laju perubahan dengan formula sebagai berikut.

$$R = \ln\left(\frac{z_t}{z_{t-1}}\right). \tag{2.2}$$

Rantai *Markov* menjadi dasar dalam model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)*. Rantai *Markov* merupakan suatu teknik yang dapat digunakan untuk memperkirakan perubahan di waktu yang akan datang atas dasar perubahan dari masa lalu. Misalkan s_t adalah *state* yaitu suatu variabel acak yang diasumsikan sebagai bilangan bulat $1, 2, \cdots, N$. Anggap bahwa peluang dari suatu s_t yang sama dengan suatu nilai tertentu j hanya bergantung pada nilai sebelumnya s_{t-1} . Maka suatu rantai *Markov* didefinisikan sebagai [2]:

$$P\{s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \cdots\} = P\{s_t = j | s_{t-1} = i\} = p_{ij}, \tag{2.3}$$

dimana p_{ij} disebut peluang transisi yang memenuhi

$$p_{i1} + p_{i2} + \cdots + p_{iN} = 1. \tag{2.4}$$

Peluang transisi p_{ij} menyatakan peluang dari *state* j setelah kejadian *state* i.

Model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* mengontrol suatu perubahan struktur dengan suatu *state* yang tak teramati yang memenuhi orde pertama rantai *Markov*. Sifat *Markov* mengatur nilai peubah *state* bergantung pada nilai sebelumnya. Hamilton (1989) merumuskan bentuk umum model *Markov Switcing Autoregressive* sebagai berikut [4].

$$(z_t - \mu_{s_t}) = \sum_{i=1}^{N} \phi_i (z_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \epsilon_t, \tag{2.5}$$

dimana $\{z_t\}$ adalah data pengamatan, ϕ adalah koefisien *Autoregressive*, s_t adalah *state* pada waktu t, μ konstanta yang bergantung pada *state* s_t dan ϵ_t residual pada waktu t.

Fungsi kepekatan peluang atau densitas dari z_t mengikuti variabel acak s_t dengan nilai j adalah sebagai berikut,

$$f(z_t | s_t = j; \mu_j, {\sigma_j}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left(\frac{-(z_t - \mu_j)^2}{2{\sigma_j}^2}\right), \tag{2.6}$$

untuk setiap $j = 1, 2, \cdots, N$ [4].

State tak teramati $\{s_t\}$ diduga dihasilkan oleh beberapa distribusi peluang. Untuk peluang tak bersyarat s_t yang bernilai j dinotasikan dengan π_j sebagai

$$p(s_t = j; \theta) = \pi_j, \tag{2.7}$$

untuk setiap $j = 1, 2, \cdots, N$. Peluang $\pi_1, \pi_2, \cdots, \pi_N$ termuat dalam θ, dimana $\theta = (\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_N, {\sigma_1}^2, {\sigma_2}^2, \cdots, {\sigma_N}^2, \pi_1, \pi_2, \cdots, \pi_N)$. Peluang dari kejadian bersama $s_t = j$ dan z_t yang jatuh pada interval $[c, d]$ dapat dihitung dengan

$$p(z_t, s_t = j; \theta) = f(z_t | s_t = j; \mu_j, {\sigma_j}^2) P\{s_t = j; \theta\} \tag{2.8}$$

$$= \frac{\pi_j}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left(\frac{-(z_t - \mu_j)^2}{2{\sigma_j}^2}\right) \tag{2.9}$$

Fungsi densitas tak bersyarat dari z_t dapat diperoleh dengan menjumlahkan persamaan (2.9) untuk setiap kemungkinan nilai j

$$f(z_t; \theta) = \sum_{j=1}^{N} p(z_t, s_t = j; \theta). \tag{2.10}$$

Pendugaan parameter model dapat dilakukan menggunakan metode *Maksimum Likelihood Estimation (MLE)*. Langkah pertama yang harus dilakukan untuk melakukan estimasi parameter adalah menentukan fungsi densitas yang kemudian dibentuk menjadi fungsi *log-likelihood*. Berdasarkan model *Markov Switching Autoregressive (MSAR)* (2.5) dan persamaan (2.6) dengan menggunakan analisa sederhana yaitu menggunakan model *markov switching* dengan dua-*state* dan model *autoregressive* dengan orde satu, diperoleh fungsi densitasnya [2].

$$f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_{t-1}; \theta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{((z_t - \mu_{s_t}) - \phi_1(z_{t-1} - \mu_{s_t}))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.11)$$

dimana

$$\begin{aligned} \Omega_{t-1} = (z_{t-1}, z_{t-2}, \cdots) &: \text{ populasi data pengamatan,} \\ \theta = (\mu_1, \mu_2, \sigma^2, \phi_1) &: \text{ populasi parameter model MS(2)AR(1).} \end{aligned}$$

Fungsi densitas z_t diperoleh dengan menghitung kemudian menjumlahkan fungsi densitas bersama untuk setiap kemungkinan nilai s_t dan s_{t-1} sebagai berikut

$$\begin{aligned} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_{t-1}; \theta) &= \sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} f(z_t, s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_{t-1}; \theta) \\ &= \sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_{t-1}; \theta)P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_{t-1}; \theta) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Untuk menentukan peluang *state* saat t dari pengamatan sebelumnya hingga pengamatan ke-t dilakukan proses *filtering* dan *smoothing*. Proses *filtering* dijalankan untuk mendapatkan peluang nilai suatu *state* pada saat t berdasarkan data pengamatan hingga saat t. Persamaan yang dituliskan oleh Nelson untuk proses *filtering* [3] adalah sebagai berikut.

$$P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_t; \theta) = \frac{f(z_t|s_t = j, s_{t-1} = i, \Omega_{t-1}; \theta)P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_{t-1}; \theta)}{\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_{t-1}; \theta)P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_{t-1}; \theta)} \quad (2.13)$$

Sehingga nilai *filtered state probability* untuk suatu *state* dapat dihitung dengan:

$$P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_t; \theta) = \sum_{i=1}^{N} P(s_t = j, s_{t-1} = i|z_t, \Omega_{t-1}; \theta). \quad (2.14)$$

Untuk mendapatkan nilai estimasi yang lebih baik, dilakukan proses *smoothing* dimana peluang nilai *state* dihitung berdasarkan informasi dari seluruh data pengamatan. Berikut adalah persamaan untuk proses *smoothing* [3].

$$P(s_t = j, s_{t+1} = k|\Omega_T; \theta) = \frac{P(s_{t+1} = k|\Omega_T; \theta)P(s_t = j|\Omega_t; \theta)P(s_{t+1} = k|s_t = j, \Omega_t; \theta)}{P(s_{t+1} = k|\Omega_t; \theta)}. \quad (2.15)$$

Persamaan di atas dihitung untuk setiap kemungkinan nilai k, kemudian diperoleh besarnya peluang s_t bernilai j berdasarkan pengamatan hingga $t = T$, sebagai berikut.

$$P(s_t = j|\Omega_T;\theta) = \sum_{k=1}^{N} P(s_t = j, s_{t+1} = k|\Omega_T;\theta). \tag{2.16}$$

Setelah mendapatkan nilai peluang s_t melalui proses *filtering* dan *smoothing* maka dapat diperoleh fungsi densitas dari z_t sebagai berikut

$$f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_T;\theta) = \sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_T;\theta) P(s_t = j, s_{t-1} = i|\Omega_T;\theta) \tag{2.17}$$

Dengan demikian, fungsi *likelihood* dan *log-likelihood* dapat ditulis menjadi

$$L(\theta) = \prod_{t=1}^{T} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_T;\theta),$$

$$\ln L(\theta) = \sum_{t=1}^{T} f(z_t|s_t, s_{t-1}, \Omega_T;\theta). \tag{2.18}$$

Untuk dua-*state* model MSAR terdapat dua fungsi pembatas π_1 dan π_2, sehingga pendugaan maksimum *likelihood* ditentukan dalam fungsi Lagrange dari *log-likelihood* menjadi [2]:

$$J(\theta) = \ln L(\theta) + \lambda(1 - \pi_1 - \pi_2). \tag{2.19}$$

Untuk memaksimumkan nilainya, fungsi tersebut didiferensialkan terhadap masing-masing parameter dalam $\theta = (\mu_j, \sigma_j^2, \pi_j, \phi_j)$ dan menyamakannya dengan nol. Diperoleh

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{t=1}^{T} z_t P(s_t = j|z_t;\hat{\theta})}{\sum_{t=1}^{T} P(s_t = j|z_t;\hat{\theta})}, \tag{2.20}$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{t=1}^{T} (z_t - \hat{\mu}_j)^2 P(s_t = j|z_t;\hat{\theta})}{\sum_{t=1}^{T} P(s_t = j|z_t;\hat{\theta})}, \tag{2.21}$$

$$\pi_j = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} P(s_t = j|z_t;\theta), \tag{2.22}$$

$$\hat{\phi}_p = \frac{\sum_{t=1}^{T}(\sum_{j=1}^{N=1}(z_t - \hat{\mu}_j)P(s_t = j|\Omega_T;\theta))}{\sum_{t=1}^{T}(\sum_{j=1}^{N=2} P(s_t = j|\Omega_T;\theta))}. \tag{2.23}$$

Selanjutnya durasi dari masing-masing *state* dapat diduga berdasarkan perolehan peluang masing-masing *state* yang didapat dari model dengan menggunakan formula

$$E(D) = \frac{1}{1 - p_{jj}}. \tag{2.24}$$

Model terbaik diperoleh dengan membandingkan nilai *Akaike's Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), dan Hannan and Quinn Criterion (HQC)*. Model terbaik adalah model dengan nilai AIC, BIC, dan HQC terkecil.

Gambar 1. Plot Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap Poundsterling

Persamaan AIC, BIC, dan HQC dalam pemilihan model adalah

$$AIC = -2\log\hat{\sigma}^2 + 2k, \tag{2.25}$$

$$BIC = \log\hat{\sigma}^2 + \frac{k\log n}{n}, \tag{2.26}$$

$$HQC = -2\log\hat{\sigma}^2 + 2k\log(\log n), \tag{2.27}$$

dimana $\log\hat{\sigma}^2$ adalah ukuran *likelihood*, k adalah banyak parameter, dan n adalah banyak pengamatan.

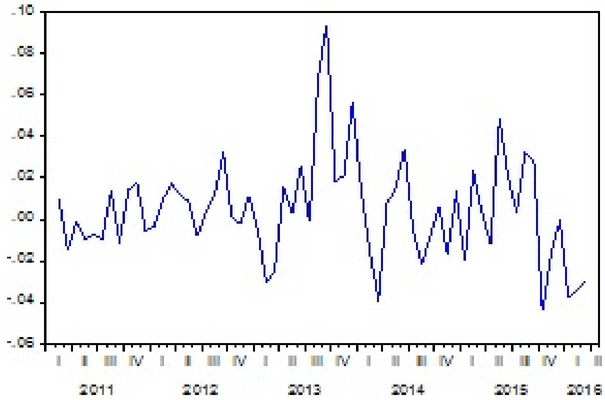
3. Penerapan Model *Markov Switching Autoregressive* (*MSAR*) pada Nilai Tukar Rupiah Terhadap Poundsterling

Penelitian ini menggunakan data bulanan nilai tukar rupiah (IDR) terhadap poundsterling (GBP) periode Januari 2011 hingga Maret 2016. Langkah pertama yang dilakukan dalam pemodelan ini adalah plot data, seperti terlihat dalam Gambar 1.

Dari Gambar 1 dapat dilihat bahwa nilai tukar mata uang rupiah terhadap poundsterling pada sampel ini mengalami perubahan kondisi antara sebelum dan setelah bulan ketujuh di tahun 2013. Perubahan kondisi ini menunjukkan sifat yang tidak linier dalam data. Sebelum bulan ketujuh tahun 2013 data dikatakan mengalami apresiasi, sedangkan pasca bulan ketujuh tahun 2013 data mengalami depresiasi.

Selanjutnya dilakukan transformasi data ke dalam nilai laju perubahan. Plot laju perubahan nilai tukar rupiah terhadap poundsterling diberikan dalam Gambar 2.

Kondisi yang sama dengan plot nilai tukar rupiah terhadap poundsterling nampak dari sebaran plot data laju perubahan nilai tukar rupiah terhadap poundsterling. Hal ini menunjukkan bahwa pada laju perubahan nilai tukar mata uang rupiah terhadap poundsterling terdapat suatu perubahan atau pergantian struktur. Terjadinya perubahan struktur dari satu kondisi ke kondisi lain pada data ini mengidentifikasikan terdapat dua *state* pada data. Hal ini memungkinkan data laju



Gambar 2. Plot Data Laju Perubahan Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap Poundsterling

		Nilai statistik-t	Probabilitas
Nilai statistik-t Augmented Dickey-Fuller		-5,193046	0,0001
Nilai Kritis	1%	-3,542097	
	5%	-2,910019	
	10%	-2,592645	

Gambar 3. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller* Data Laju Perubahan Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap Poundsterling

perubahan pada nilai tukar ini dapat dimodelkan dengan metode *Markov Switching Autoregressive* (*MSAR*). Dalam kasus laju perubahan nilai tukar mata uang ini diasumsikan bahwa *state* pertama sebagai kondisi apresiasi dan *state* kedua yaitu depresiasi.

Selanjutnya data laju perubahan ini diuji kestasionerannya. Dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* diperoleh hasil pengujian pada Gambar 3.

Dari hasil pengujian pada Gambar 3, diperoleh bahwa nilai t_{stat} sebesar $-5,193046$. Jika dibandingkan dengan nilai kritis pada taraf uji 10% senilai $-2,592645$ didapatkan bahwa $|t_{stat} - ADF|$ jauh lebih besar dari |nilai kritis|. Ini berarti data laju perubahan nilai tukar mata uang rupiah terhadap poundsterling sudah stasioner.

Dengan identifikasi model *Markov Switching Autoregressive* (*MSAR*) menggunakan dua *state* dan orde *Autoregressive* satu sampai lima diperoleh Gambar 4.

Berdasarkan dugaan parameter pada masing-masing model pada Gambar 4, diperoleh bahwa model yang memiliki parameter yang signifikan hanya MS(2)AR(1). Pada kedua model tersebut peluang orde-1 pada MS(2)AR(1) bernilai $0,0617$. Hal ini mengindikasikan bahwa dari kelima model hanya MS(2)AR(1) yang layak dijadikan sebagai kandidat model terbaik data sampel.

Model MS(2)AR(1) dinyatakan sebagai model terbaik, karena hanya satu model yang layak dijadikan kandidat model terbaik. Dari model MS(2)AR(1) diperoleh

	MS(2)AR(1)	MS(2)AR(2)	MS(2)AR(3)	MS(2)AR(4)	MS(2)AR(5)
μ_1	0,001534 (0,6762)	0,004623 (0,8473)	0,001888 (0,6340)	-0,004925 (0,6237)	0,011040 (0,0417)
μ_2	0,074721 (0,0001)	0,004623 (0,8488)	0,073259 (0,0025)	0,010330 (0,0907)	-0,010576 (0,3478)
ϕ_1	0,253730 (0,0617)	0,373780 (0,0064)	0,287737 (0,0473)	0,645349 (0,0022)	0,616599 (0,0115)
ϕ_2	-	-0,043874 (0,7539)	-0.098815 (0,5138)	-0,403802 (0,0777)	-0,284398 (0,3394)
ϕ_3	-	-	0,088442 (0,6196)	0,467306 (0,0166)	0,317145 (0,1905)
ϕ_4	-	-	-	-0,189424 (0,2623)	0.014455 (0,9437)
ϕ_5	-	-	-	-	-0,231972 (0,2653)
σ	0,019903 (0,0000)	0,023385 (0,0000)	0,019987 (0,0000)	0,019531 (0,0000)	0,018885 (0,0000)
p_{11}	0,979882	0,492601	0,979708	2,68E-10	0,651753
p_{22}	0,451971	0,486445	0,462402	0,426175	1,30E-10

Gambar 4. Rangkuman Estimasi Parameter Masing-Masing Model

parameter μ_1=0,001534 dan μ_2=0,074721 menyatakan rata-rata *state*, σ=0,019903 menyatakan besar simpangan baku, diperoleh $\sigma^2 = 3,9612 \times 10^{-4}$ sebagai varian, dan parameter *Autoregressive* $\phi_1 = 0,253730$. Model ini dapat dituliskan secara lengkap dalam bentuk:

$$(z_t - \mu_{s_t}) = 0,253730(z_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \epsilon_t. \tag{3.1}$$

Dari model di atas diperoleh peluang transisi *state* $p_{11} = 0,979882$, $p_{12} = 0,020118$, $p_{22} = 0,451971$, dan $p_{21} = 0,548029$. Selanjutnya dari peluang transisi dapat dicari durasi masing-masing *state*, durasi untuk apresiasi selama $49,7067$ periode (bulan) sedangkan durasi depresiasi diperoleh sebesar $1,82462$ periode (bulan).

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

(1) Model terbaik yang diperoleh dari data laju perubahan nilai tukar rupiah terhadap poundsterling pada periode Januari 2011 sampai Maret 2016 adalah MS(2)AR(1) dengan bentuk model

$$(z_t - \mu_{s_t}) = 0,253730(z_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \epsilon_t$$

dengan parameter $\mu_1 = 0,001534$, $\mu_2 = 0,074721$, $\sigma = 0,019903$, dan $\phi_1 = 0,253730$.

(2) Jika diketahui saat $t-1$ laju perubahan nilai tukar mengalami apresiasi, maka peluangnya saat t mengalami apresiasi adalah $p_{11} = 0,979882$ dan peluangnya mengalami depresiasi sebesar $p_{12} = 0,020118$. Jika diketahui saat $t-1$ laju perubahan nilai tukar mengalami depresiasi, maka peluangnya pada saat t mengalami depresiasi adalah $p_{22} = 0,451971$, dan peluangnya mengalami apresiasi adalah $p_{21} = 0,548029$.

(3) Durasi laju perubahan nilai tukar rupiah mengalami apresiasi adalah $49,7067$ bulan dan durasi laju perubahan nilai tukar rupiah mengalami depresiasi adalah $1,82462$ bulan.

Daftar Pustaka

[1] Gujarati, Damogar. 2004. *Basic Econometrics*. Fourth Edition. The McGraw-Hill Companies.

[2] Hamilton, J.D 1994. *Time Series Analysis*. New Jersey. Princeton Univercity Press.

[3] Kim C.J dan Nelson C.R 1999. *State Space Models with Regime Switching, Classical and Gibs Sampling Approaches with Application*. Cambridge, Ma. MIT Press.

[4] Xie, Yingfu, Jun Yu, dan Bo Ranneby. 2007. *A General Autoregrressive Model with Markov Switching: Estimation and Consistency*. Swedish University of Agricultural Science. Swedish