

Pemodelan Deteksi Dini Krisis Mata Uang Berdasarkan Indikator Nilai Tukar Nominal

Adebun^{1,*}, Sugiyanto¹, Isnandar Slamet²

^{1,2} Program Studi Statistika; Universitas Sebelas Maret;

e-mail: ¹ adebun@student.uns.ac.id, ¹ sugiyanto61@staff.uns.ac.id, ² isnandarslamet@staff.uns.ac.id

* Korespondensi: e-mail: adebun@student.uns.ac.id

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Keywords:

Crises,
Nominal Exchange Rate,
MS-EGARCH

The financial crisis by definition is a situation where several financial assets lose most of their nominal value. The financial crisis experienced by Indonesia in 1997 had a severe impact on the Indonesian economy, so a model was needed to detect this crisis. The financial crisis can be detected using the nominal exchange rate indicator. This study aims to determine the appropriate combination of volatility models and the Markov switching model as a model for detecting financial crises in Indonesia based on nominal exchange rate indicators. The nominal exchange rate indicator taken from 1990 to 2018 is used to build a model for early detection of the financial crisis in Indonesia. The results showed that the combined exponential generalized autoregressive conditional heteroscedasticity and Markov regime switching, MRS-EGARCH (3,1,1) volatility models were both used to detect financial crises in Indonesia based on nominal exchange rate indicators.

I. PENDAHULUAN

Krisis keuangan yang terjadi pertengahan tahun 1997 dimulai ketika nilai mata uang Thailand turun tajam. Gangguan pada sistem keuangan dalam aturan ekonomi dapat menyebabkan krisis mata uang. Krisis mata uang dapat dilihat melalui fluktuasi nilai tukar mata uang sebuah negara. Melihat akibat dari krisis keuangan terhadap penurunan kegiatan ekonomi menyadarkan akan pentingnya membangun sistem deteksi dini sebab akibat krisis tersebut berdampak sangat parah akan perekonomian Indonesia. Indikator nilai tukar mata uang mampu merepresentasikan kinerja perekonomian sebuah negara yang mempunyai fluktuasi dan dapat mengubah kondisi. Perubahan fluktuasi dapat dijelaskan dengan menggunakan model volatilitas. Sementara perubahan kondisi dapat dijelaskan dengan menggunakan model Markov regime switching.

Bollerslev [2] memperkenalkan generalized autoregressive conditional heteroscedasticity (GARCH) untuk memodelkan data US GNP dari tahun 1948 sampai 1983. Dalam beberapa kasus, model GARCH kurang mampu menjelaskan efek leverage. Chen [3] menjelaskan bahwa efek leverage adalah situasi dimana volatilitas mengalami kabar buruk dan kabar baik secara berkala untuk menghasilkan efek asimetris pada volatilitas sehingga model GARCH dioptimalkan menjadi EGARCH yang mampu mengatasi adanya efek leverage.

Hamilton [5] memperkenalkan model Markov switching (MS) sebagai model data time series yang mengandung perubahan kondisi. Hamilton dan Susmel [6] menggabungkan model MS dan ARCH models untuk menghasilkan model Markov switching autoregressive conditional heteroscedasticity (SWARCH). Mereka mengaplikasikan model SWARCH pada data U.S gross national product (GNP) dari tahun 1952 sampai 1984; model dapat menjelaskan perubahan keadaan yang terjadi dalam data variabel ekonomi U.S GNP. Sugiyanto [8] melalui indikator output real, domestic credit per gross domestic product (GDP), dan ICI mendeteksi krisis keuangan menggunakan kombinasi model volatilitas dan Markov switching. Sugiyanto [9] juga menjelaskan krisis keuangan menggunakan model MS-GARCH melalui indikator perbankan. Penelitian ini membahas model kondisi krisis mata uang yang mungkin terjadi di Indonesia melalui indikator nominal exchange rate menggunakan gabungan model Markov *regime switching* dan *Exponential generalized autoregressive heteroskedasticity*.



II. METODE PENELITIAN

Model ARMA(p,0) adalah model AR(p). Model AR(p) dapat dituliskan sebagai berikut

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \cdots + \phi_p r_{t-p} + \varepsilon_t,$$

dimana r_t merupakan log return pada waktu t , ε_t adalah residu model AR(p), dan $\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_p$ adalah parameter model AR(p).

Menurut Tsay [12], model GARCH(m,s) dapat dituliskan sebagai berikut

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_s a_{t-s}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_m \sigma_{t-m}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=0}^s \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=0}^m \beta_j \sigma_{t-j}^2.$$

Menurut Nelson, model EGARCH dapat dituliskan sebagai berikut

$$\ln \sigma_{j,t}^2 = \omega_j + \beta_j \ln(\sigma_{j,t-1}^2) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

Berdasarkan Gray [13], model Markov *regime switching generalized autoregressive conditional heteroscedasticity* dapat dituliskan sebagai berikut

$$\sigma_{t,s_t}^2 = \alpha_{0,s_t} + \sum_{i=1}^m \alpha_{i,s_t} a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_{j,s_t} \sigma_{t-j}^2,$$

Dengan model Markov *regime switching Exponential generalized autoregressive heteroskedasticity* adalah,

$$\ln \sigma_{j,t,s_t}^2 = \omega_{j,s_t} + \beta_{j,s_t} \ln(\sigma_{j,t-1}^2) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

s_t menunjukkan variabel random yang tidak teramat memenuhi orde pertama rantai Markov yang dapat mengambil nilai $1, 2, \dots, T$. Variabel s_t dianggap sebagai keadaan atau regime yang prosesnya dalam tanggal t dan s_t mengatur orde pertama rantai Markov. Parameter distribusi bersyarat dan variabel acak yang tidak teramat dengan probabilitas transisi konstan diberikan oleh

$$P[s_t = j | s_{t-1} = i] = p_{ij}, \sum_{j=1}^T p_{ij} = 1, \text{ for } i, j = 1, 2, \dots, T.$$

Dalam notasi matriks, P dapat didefinisikan oleh

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{21} & \cdots & p_{T1} \\ p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{T2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1T} & p_{2T} & \cdots & p_{TT} \end{pmatrix}.$$

Berdasarkan Kim dan Nelson [12], nilai probabilitas smoothed ($Pr(S_t = i | \Psi_T)$), $t = 1, 2, \dots, T$, $i = 1, 2, \dots, T$ dapat dituliskan sebagai berikut,

$$Pr(S_t = i | \Psi_T) = \sum_{s=1}^T Pr(S_{t+1} = s | \Psi_T) Pr(S_t = i | S_{t+1} = T, \Psi_T),$$

Berdasarkan Sopidan dkk [13], nilai probabilitas smoothed pada waktu $T + 1$ dapat diprediksi dengan

$$Pr(S_{t+1} = i | \Psi_T) = p_{1i} P(S_t = 1 | \Psi_T) + p_{2i} P(S_t = 2 | \Psi_T) + \cdots + p_{ji} P(S_t = j | \Psi_T).$$

Dimana p_{ji} menunjukkan elemen-elemen dari matriks transisi P_{jx_j} . Sinyal krisis jangka pendek dapat ditunjukkan dari jumlah nilai prediksi probabilitas *smoothed*.

2.1 Langkah Penelitian

Data bulanan nilai tukar nominal dari Januari 1990 sampai Oktober 2018 diambil dari *International Monetary Fund* (IMF). Dengan data Januari 1990 sampai Desember 2017 sebagai data *training* dan data Januari 2018 sampai Oktober 2018 sebagai data *testing*. Langkah-langkah dalam penelitian ini sebagai berikut.

1. Membuat plot data dan uji kestasioneran menggunakan uji ADF (*augmented Dickey Fuller*). Apabila data tidak stasioner maka dilakukan transformasi data menggunakan log return.
2. Membuat model ARMA dan melakukan uji diagnostik model terbaik ARMA.
3. Menuji adanya keheterogenan pada variansi (uji heteroskedastisitas) residu ARMA menggunakan uji Lagrange multiplier.
4. Apabila hasil uji Lagrange mutliplier menunjukkan bahwa residu model ARMA mengandung heteroskedastisitas maka dilakukan identifikasi model volatitas. Selanjutnya dilakukan uji diagnostik (uji autokorelasi, heteroskedastisitas dan normalitas).
5. melakukan kombinasi model volatilitas EGARCH dan model Markov regime switching.
6. Hitung nilai probabilitas smoothed dari setiap data nilai tukar nominal.
7. Apabila nilai probabilitas smoothed nilai tukar nominal lebih dari nilai probabilitas smoothed pada periode krisis tahun 1997 maka diprediksi adanya krisis keuangan.
8. Membuat model MS-EGARCH

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Plot data *nominal exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 1.

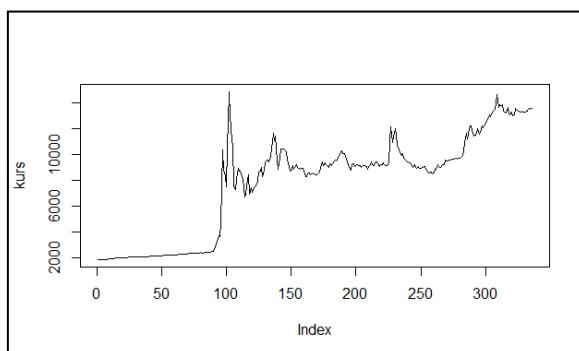
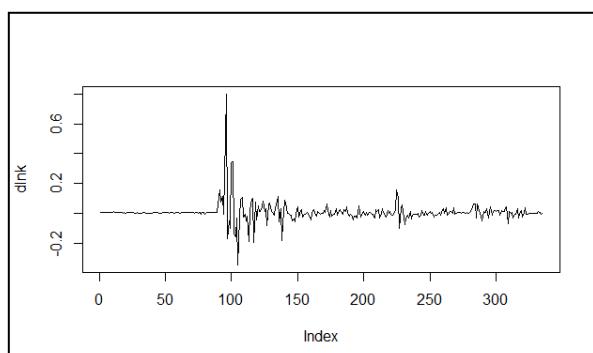


FIGURE 1. Plot indikator *nominal exchange rate*.

Gambar 1 memuat *trend* yang mengindikasikan bahwa data tidak stasioner. Selain itu, stasioneritas data dapat juga dilihat dari uji ADF. Berdasarkan uji ADF diperoleh nilai probabilitas lebih besar dari 0.05, yang berarti bahwa data tidak stasioner sehingga diperlukan transformasi log return. Plot transformasi log return nilai tukar nominal dapat dilihat pada Gambar 2.



GAMBAR 2. Plot transformation log return untuk nilai tukar nominal.

Gambar 2 menunjukkan bahwa data log *return* tidak mengandung *trend* yang mengindikasikan bahwa data stasioner. Kestasioneran data dapat ditunjukkan oleh uji ADF. Berdasarkan uji ADF diperoleh nilai probabilitas kurang dari 0.05 yang berarti bahwa data sudah stasioner. Setelah data stasioner, dilakukan uji ACF dan PACF untuk menentukan model ARMA yang digunakan. Berdasarkan nilai AIC, diperoleh model terbaik ARMA(2,0). Model ARMA(2,0) ditulis sebagai berikut,

$$r_t = 0.13847r_{t-1} - 0.13140r_{t-2} + \varepsilon_t$$

Selanjutnya, dilakukan uji heteroskedastisitas dari residu model ARMA(2,0). Berdasarkan uji Lagrange multiplier, diperoleh nilai probabilitas lebih kecil dari 0.05. Hal ini berarti bahwa residu model ARMA mengandung heteroskedastisitas. Untuk menangani heteroskedastisitas digunakan model volatilitas GARCH. Model volatilitas untuk nilai tukar nominal adalah GARCH(1,1), yang dapat ditulis sebagai berikut,

$$\sigma_t^2 = 0.00002513 + 1.042a_{t-1}^2 + 0.4165\sigma_{t-1}^2$$

σ_t^2 merupakan variansi pada waktu t, dan a_t merupakan residu pada waktu t-1.

Selanjutnya, dilakukan uji diagnostik dari residu model GARCH(1,1). Berdasarkan uji Ljung-Box, diperoleh nilai probabilitas lebih besar dari 0.05, yang berarti bahwa residu model volatilitas tidak mengandung autokorelasi. Dari uji Lagrange multiplier diperoleh nilai probabilitas lebih besar dari 0.05, yang berarti bahwa residu model volatilitas sudah homogen. Nilai probabilitas dari uji Kolmogorov-Smirnov lebih besar dari 0.05, yang berarti bahwa residu model volatilitas berdistribusi normal.

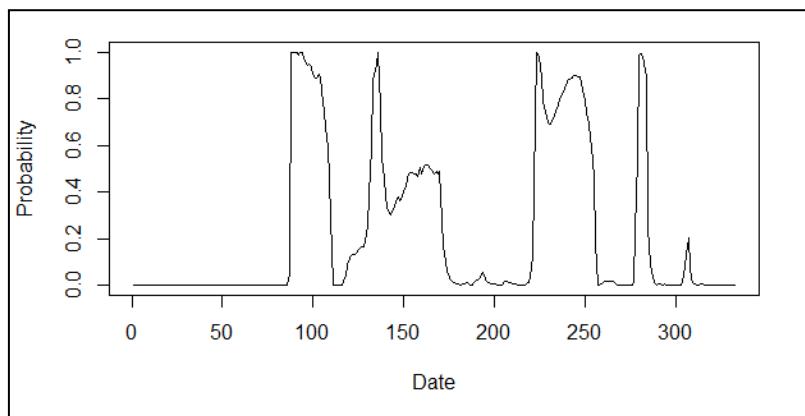
Selanjutnya, dilakukan uji Sign bias untuk melihat adanya *leverage effect* pada residu, berdasarkan output uji *sign bias* diperoleh probabilitas sign bias sebesar 0.5666064 yang lebih besar dari probabilitas toleransi 0.05 artinya terindikasi adanya efek leverage, untuk mengakomodasi adanya keasimetrikan maka dilanjutkan ke pemodelan EGARCH yang mampu mengatasi leverage effect. Model volatilitas untuk mengatasi keasimetrikan pada residu nilai tukar nominal adalah EGARCH(1,1) yang dapat ditulis sebagai berikut,

$$\ln\sigma_t^2 = -0.378449 + 0.341294 \ln(\sigma_{j,t-1}^2) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + 0.4165 \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

Regime merupakan perubahan kondisi yang terjadi dalam model Markov regime switching. Regime diasumsikan mengikuti orde pertama rantai markov dengan probabilitas transisi p_{ij} dengan $i, j = 1, 2$ untuk indikator real interest rate on deposits dan $i, j = 1, 2, 3$ untuk nominal exchange rate. Sehingga, model Markov regime switching exponential generalized autoregressive heteroscedasticity MS-EGARCH (3,1,1) untuk indikator nilai tukar nominal (*nominal exchange rate*) merupakan model EGARCH(1,1) yang memiliki 3 regime, dengan regime 1,2,3 berurutan menggambarkan volatilitas rendah, sedang, dan tinggi. Suatu regime mempunyai kemungkinan untuk bertahan pada regime yang sama atau pindah ke regime yang lain pada waktu berikutnya. Probabilitas dari perubahan regime dapat dilihat dalam bentuk matriks probabilitas transisi. Matriks probabilitas transisi 3 regime untuk nilai tukar nominal sebagai berikut.

$$P = \begin{pmatrix} 0.9851 & 0.0001 & 0.0147 \\ 0.0178 & 0.9555 & 0.0267 \\ 0.0000 & 0.0823 & 0.9177 \end{pmatrix}$$

Untuk mendeteksi krisis, dapat dilihat dari nilai probabilitas smoothed paling rendah pada saat krisis terjadi di Indonesia (Juni 1997 - Januari 1998). Sehingga diperoleh hasil krisis terjadi ketika nilai probabilitas smoothed lebih dari atau sama dengan 0.9755277. Plot nilai probabilitas smoothed nilai tukar nominal dapat dilihat pada Gambar 3.



GAMBAR 3. *Smoothed probability* dari nominal exchange rate.

Gambar 3 menunjukkan menunjukkan terdapat 15 nilai probabilitas smoothed yang lebih besar dari 0.9755277. Indikator nilai tukar nominal mendeteksi krisis pada Juni 1997 – Januari 1998, Juni 2001, September 2008 – November 2008, dan Juni 2013 – Agustus 2013. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa model MS-EGARCH (3,1,1) untuk indikator nilai tukar nominal dapat mendeteksi krisis.

Selanjutnya, prediksi nilai probabilitas smoothed dihitung. Hasil perhitungan prediksi nilai probabilitas smoothed periode selanjutnya untuk nominal exchange rate ditunjukkan pada Tabel 1.

TABLE 1. Comparison of smoothed probability predictions dan actual for nominal exchange rate.

Period	Prediction of smoothed probability	Prediction crisis condition	Actual smoothed probability	of	Actual crisis condition
January 2018	0.0400	stable	0.201		stable
February 2018	0.0507	stable	0.201		stable
March 2018	0.0604	stable	0.201		stable
April 218	0.0690	stable	0.201		stable
May 2018	0.0768	stable	0.201		stable
June 2018	0.0837	stable	0.201		stable
July 2018	0.0898	stable	0.200		stable
August 2018	0.0953	stable	0.200		stable
September 2018	0.100	stable	0.200		stable
October 2018	0.104	stable	0.200		stable

Berdasarkan Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa kondisi krisis aktual dan prediksi sama. Ini berarti, model tersebut cukup baik digunakan untuk mendeteksi krisis berdasarkan indikator nilai tukar nominal.

IV. KESIMPULAN

Model gabungan Markov Switching dan Exponential generalized conditional heteroskedasticity, MS-EGARCH (3,1,1) cukup baik dalam mendeteksi periode krisis yang terjadi di Indonesia berdasarkan indikator nilai tukar nominal.

REFERENSI

- [1] Engle RF, *Econometrics* **50** 987 (1982).
- [2] Bollerslev T, *Journal of Econometrics* **31** 307 (1986).
- [3] Chen MY, “Markov Switching Models,” (Department of Finance National Chung Hsing University, 2008)
- [4] Nelson DB, *Econometrica* **59** 347 (1991).
- [5] Hamilton JD, *Econometrics* **57** 357 (1989).

- [6] Hamilton JD dan Susmel R, *J. of Econometrics* **64** 307 (1994).
- [7] Chang K, Cho KY dan Hong M, *Journal. of Economic Research* **5** 249 (2010).
- [8] Sugiyanto, Etik Z dan Meganisa S, *Journal of Phys.: Conf. Series* **1025** 012115(2018).
- [9] Sugiyanto, Etik Z dan Shania P S, *Journal of Phys.: Conf. Series* **1025** 012118 (2018).
- [10] Tsay, R.S, "Analysis of Financial Time Series," (John Wiley dan Sons, Canada, 2005).
- [11] Gray, S.F., "Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as A Regime-Switching Process," *Journal of Finance Economics* **42**, 27-62 (1996).
- [12] Kim, C.J. dan Nelson, C.R. "State-Space Models with Regime Switching: Classical dan Gibbs-Sampling Approaches with Application," (The MIT Press, London, 1999).
- [13] Sopipan, N., Sattayatham P., dan Premanode B., "Forecasting Volatility of Gold Price Using Markov Regime Switching dan Trading Strategy," *Journal of Mathematical Finance*, **2**, 121-131 (2012).