

Deteksi Krisis Keuangan di Indonesia Berdasarkan Indikator Nilai Tukar Riil Menggunakan Model SWARCH (2,3)

Sugiyanto¹, Etik Zukhronah², and Dewi Retnosari³

¹Departement of Statistics, Universitas Sebelas Maret, Surakarta

²Departement of Statistics, Universitas Sebelas Maret, Surakarta

³Departement of Mathematics, Universitas Sebelas Maret, Surakarta

¹sugiyanto61@staff.uns.co.id

²etikzukhronah@staff.uns.co.id

³dewiretno@gmail.com

Abstract. The financial crisis that hit Asia in mid-1997 began with the financial crisis in Thailand which then spread to Indonesia. The impact of the financial crisis in Indonesia is so severe that a crisis detection system is needed. The financial crisis detection system can be done by simple monitoring of macroeconomic indicators such as real exchange rate. Excessive real exchange rate is predicted to have a great chance of crisis.

The result shows that the real exchange rate from January 1990 to June 2013 has heteroscedasticity effect and there are structural changes so it can be modeled using SWARCH model (2,3) with ARMA (1,0) as conditional average model and ARCH (3) as model conditional variance. The inferred probabilities value of the SWARCH (2,3) model in February 1998 of 1 and July 1998 of 0.9968 over 0.5 indicates that the period is in a high volatile condition indicating a crisis. The SWARCH model (2,3) based on the real exchange rate indicator was able to capture the high volatile conditions in February 1998 and July 1998 as the impact of the 1997 Asian financial crisis.

Keywords : Deteksi, krisis keuangan, nilai tukar riil, SWARCH

1. Pendahuluan

Integrasi pasar global, regional maupun bilateral yang semakin menguat mengakibatkan semakin rentannya perekonomian suatu negara terhadap guncangan (*shock*) yang berasal dari luar. Dampak penularan (*contagion effect*) perkembangan ekonomi yang semakin nyata mengakibatkan krisis keuangan mudah ditransmisikan dari satu negara ke negara lain. Menurut Abimanyu dan Imansyah [1], krisis keuangan yang melanda Asia diawali dengan krisis keuangan di Thailand pada tahun 1997 dan merambat ke negara-negara Asia lainnya seperti Indonesia, Malaysia, Filipina dan Korea Selatan. Indonesia merupakan salah satu negara yang menderita paling parah dan lama tingkat pemulihan pertumbuhan ekonomi akibat krisis keuangan tersebut.

Menurut Tim Kajian Pola Krisis Ekonomi [15], tahun 2007 juga terjadi krisis keuangan global yang diawali terjadinya krisis perumahan (*subprime mortgage*) di Amerika Serikat. Krisis tersebut mengakibatkan Indonesia mengalami penurunan

pertumbuhan ekonomi sebesar 4,6% pada tahun 2009. Dibandingkan negara-negara lain, pertumbuhan ekonomi Indonesia merupakan yang tertinggi sehingga krisis keuangan tahun 2007-2009 dampaknya terhadap perekonomian Indonesia relatif kecil.

Krisis keuangan di Thailand pada bulan Juli tahun 1997 mengakibatkan rupiah terdepresiasi pada bulan Agustus 1997. Indonesia yang mengikuti sistem nilai tukar mengambang terkendali pada awalnya memperluas pengendalian. Sistem nilai tukar mengambang terkendali yaitu penetapan nilai tukar dalam negeri terhadap negara lain yang terjadi karena adanya campur tangan pemerintah yang mempengaruhi permintaan dan penawaran valuta asing melalui berbagai kebijakan di bidang moneter, fiskal, dan perdagangan luar negeri. Namun, nilai tukar mendapat tekanan karena besarnya modal yang keluar dari Indonesia akibat hilangnya kepercayaan investor asing terhadap prospek perekonomian Indonesia. Hal tersebut mengakibatkan Indonesia menetapkan perubahan sistem nilai tukar mengambang terkendali ke sistem nilai tukar mengambang bebas. Sistem nilai tukar mengambang bebas menyerahkan seluruh kebijakan kepada pasar untuk mencapai kondisi ekuilibrium yang sesuai dengan kondisi internal dan eksternal. Dengan demikian, dalam sistem nilai tukar mengambang bebas hampir tidak ada campur tangan pemerintah. Perubahan sistem nilai tukar mengakibatkan rupiah terdevaluasi pada bulan September 1997 dan terdevaluasi hingga 30% pada bulan Juli 1997. Bulan Juli 1998 rupiah terdevaluasi hingga 90%. Tahun 1998, pertumbuhan ekonomi Indonesia jatuh sebesar 18,6% dalam setahun.

Dampak krisis keuangan di Asia pada pertengahan tahun 1997 yang demikian parah membuat *International Monetary Fund (IMF)* menganggap perlu adanya sistem pendeteksian krisis. Menurut Edison [7], sistem pendeteksian didefinisikan sebagai mekanisme atau cara untuk memprediksikan krisis. Sistem pendeteksian krisis merupakan suatu model yang berusaha untuk memprediksi kemungkinan terjadinya krisis dengan memprediksi probabilitasnya. Sistem pendeteksian krisis keuangan dapat dilakukan dengan pemantauan secara sederhana terhadap indikator makroekonomi seperti nilai tukar riil.

Ford *et al.*[9] menggunakan empat indikator ekonomi dalam memprediksi krisis rupiah. Indikator ekonomi yang digunakan adalah tekanan pasar, rasio cadangan internasional terhadap uang beredar, pertumbuhan kredit domestik, nilai tukar riil selama periode Februari 1973 sampai November 1999. Keempat indikator ekonomi tersebut dapat menjelaskan fenomena krisis. Nilai *inferred probabilities* yang melebihi 0,5 menunjukkan

bahwa periode tersebut memberikan sinyal terjadinya krisis. Abimanyu dan Imansyah menyatakan bahwa menurunnya nilai tukar riil menunjukkan lebih tingginya tingkat inflasi domestik dibandingkan tingkat inflasi di Amerika Serikat sehingga akan menurunkan ekspor. Penurunan ekspor berdampak pada berkurangnya aliran pasokan mata uang asing dalam hal ini dolar Amerika Serikat sehingga meningkatkan risiko melemahnya mata uang domestik. Melemahnya mata uang domestik secara tajam mengakibatkan terjadinya krisis. Nilai tukar riil yang berlebih diprediksi akan berpeluang besar terjadinya krisis (Kaminsky [14]).

Data bulanan nilai tukar riil merupakan data runtun waktu karena merupakan himpunan observasi yang terurut terhadap dimensi waktu. Menurut Cryer [6], pemodelan data runtun waktu stasioner adalah *autoregressive moving average (ARMA)*. Model *ARMA* memiliki asumsi homoskedastisitas atau variansi residu yang konstan. Data nilai tukar riil mempunyai sifat *volatility clustering*. Menurut Gujarati [10], pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*) adalah periode dimana harga aset akan menunjukkan guncangan besar untuk periode waktu tertentu kemudian diikuti dengan periode lain yang keadaannya relatif tenang. *Volatility clustering* mengindikasikan variansi yang tidak konstan atau heteroskedastisitas sehingga data nilai tukar riil mempunyai sifat heteroskedastisitas. Oleh karena itu, diperlukan model yang dapat menggambarkan volatilitas pada data tersebut.

Engle [8] memperkenalkan model *autoregressive conditional heteroscedasticity (ARCH)* sebagai pemodelan variansi residu. Namun, model *ARCH* tidak mampu menjelaskan perubahan struktur pada volatilitas. Menurut Canarella dan Pollard [3], perubahan struktur merupakan perubahan kondisi (*state*) dalam pasar ekonomi. Perubahan struktur disebabkan oleh probabilitas kejadian seperti krisis dimana kejadian tersebut dapat menyebabkan volatilitas bereaksi sangat berbeda. Dengan demikian, volatilitas berhubungan dengan perubahan struktur.

Hamilton [12] memperkenalkan model Markov *switching* dalam proses *autoregressive* untuk menjelaskan perubahan struktur. Akan tetapi, model Markov *switching* ini tidak dapat menggambarkan volatilitas pada data. Cerra dan Saxena [4] mengembangkan model Markov *switching* untuk mendeteksi krisis keuangan di Indonesia. Hamilton dan Susmel [13] memperkenalkan model Markov *switching ARCH (SWARCH)* yang merupakan gabungan model Markov *switching* dan model *ARCH*. Model *SWARCH* mampu menggambarkan dan menjelaskan perubahan struktur pada volatilitas. Seiring

perkembangan zaman, model *SWARCH* dikembangkan untuk mendeteksi krisis keuangan suatu negara. Chang *et al.* [5] menggunakan model *SWARCH* untuk mengidentifikasi volatilitas pasar saham dan nilai tukar di Korea serta krisis keuangan global.

Pada penelitian ini dilakukan pendeteksian krisis keuangan di Indonesia berdasarkan indikator nilai tukar riil. Data nilai tukar riil diindikasikan memiliki efek heteroskedastisitas dan mengalami perubahan struktur sehingga dapat dimodelkan menggunakan model *SWARCH* dengan asumsi dua *state* yaitu *state* volatil untuk kondisi volatil dan *state* stabil untuk kondisi stabil. Selanjutnya pada model *SWARCH* berdasarkan indikator nilai tukar riil diperoleh *inferred probabilities* untuk mendeteksi terjadinya krisis keuangan di Indonesia.

2. Model Volatilitas

2.1. Model ARMA.

Model $ARMA(p,q)$ merupakan gabungan dari model $AR(p)$ dan $MA(q)$ sehingga dapat dituliskan

$$r_t = \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \dots + \phi_p r_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

dengan r_t adalah log *return* pada waktu t , ε_t adalah residu model $ARMA(p,q)$ pada waktu t , p adalah order dari *AR* dan q adalah order dari *MA*.

Menurut Bollerslev, *ACF* dan *PACF* digunakan untuk mengidentifikasi model $ARMA(p,q)$ yang disajikan dalam Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Karakteristik *ACF* dan *PACF* dalam proses stasioner untuk model *AR*, *MA*,
 $ARMA$

Model	<i>ACF</i>	<i>PACF</i>
$AR(p)$	Turun secara eksponensial	Terpotong setelah <i>lag</i> p
$MA(q)$	Terpotong setelah <i>lag</i> q	Turun secara eksponensial
$ARMA(p,q)$	Terpotong setelah <i>lag</i> $(q-p)$	Terpotong setelah <i>lag</i> $(q-p)$

2.2. Model ARCH.

Engle [8] memperkenalkan model *ARCH* sebagai pemodelan variansi residu. Variansi bersyarat (σ_t^2) digunakan sebagai fungsi dari residu di masa lalu. Diberikan ψ_t adalah himpunan semua informasi untuk ε_t dari waktu lampau sampai dengan waktu t dimana ε_t adalah residu model $ARMA(p,q)$ pada waktu t . Proses ε_t dapat dimodelkan

$$\varepsilon_t = u_t \sigma_t$$

$$u_t \sim N(0,1)$$

dengan $\sigma_t^2 = E(\varepsilon_t^2 | \psi_{t-1})$ adalah variansi bersyarat dari residu pada waktu t dan $E(\varepsilon_t | \psi_{t-1}) = 0$. Secara umum proses ε_t disebut *ARCH(m)* apabila

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

dengan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

dimana $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, m$.

Menurut Hamilton [12], parameter model *ARCH* dapat diestimasi menggunakan algoritma *Berndt, Hall, Hall and Hausman (BHHH)* berdasarkan fungsi *likelihood*.

2.3. Model Markov Switching.

Menurut Tsay, model Markov switching merupakan model runtun waktu nonlinier. Model Markov switching merupakan alternatif pemodelan data runtun waktu yang mengalami perubahan struktur. Perubahan struktur yang terjadi dalam model Markov switching tidak dianggap sebagai suatu hasil peristiwa deterministik tetapi sebagai suatu hasil peristiwa variabel random tak teramati dan dalam literatur sering disebut *state*. Menurut Hamilton dan Susmel yang mengacu pada Hamilton, model Markov *switching* untuk rata-rata bersyarat dapat dituliskan

$$r_t = \mu_{s_t} + \tilde{r}_t$$

dengan r_t adalah log return pada waktu t , (r, \tilde{r}_t) mengikuti proses *AR(p)* dengan rata-rata nol dan μ_{s_t} adalah rata-rata dalam Markov *switching*. Menurut Hamilton, model Markov *switching* pada dari proses runtun waktu untuk *state* pada waktu t dapat dituliskan

$$r_t - \mu_{s_t} = \sum_{i=1}^p \phi_i (r_{t-i} - \mu_{s_{t-i}}) + \varepsilon_t$$

dengan r_t adalah log return pada waktu t , ε_t adalah residu dari persamaan rata-rata dan rata-rata bersyarat dimodelkan sebagai proses *AR(p)* dengan rata-rata dalam Markov *switching* μ_{s_t} yang bergantung pada *state* s_t , artinya μ_{s_t} mengindikasikan μ_0 jika $s_t = 0$, mengindikasikan μ_1 jika $s_t = 1$ dan seterusnya hingga μ_p jika $s_t = p$.

Hamilton menggunakan orde pertama rantai Markov untuk memodelkan *state*. Jika probabilitas s_t dengan nilai sebesar j ($j \in 0,1$) dimana 0 untuk *state* stabil dan 1 untuk *state* volatil yang bergantung hanya berdasarkan pada nilai sekarang s_{t-1} sebesar i ($i \in 0,1$) maka probabilitas transisinya dapat dituliskan

$$P[s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots] = P[s_t = j | s_{t-1} = i] = p^{ij}$$

dengan p^{ij} adalah probabilitas transisi bahwa *state* i akan diikuti oleh *state* j untuk $i, j \in \{0,1\}$. Proses orde pertama rantai Markov dapat dituliskan

$$\begin{aligned} P[s_t = 0 | s_{t-1} = 0] &= p^{00} \\ P[s_t = 1 | s_{t-1} = 0] &= 1 - p^{00} = p^{01} \\ P[s_t = 1 | s_{t-1} = 1] &= p^{11} \\ P[s_t = 0 | s_{t-1} = 1] &= 1 - p^{11} = p^{10} \end{aligned}$$

dan dapat dituliskan dalam bentuk matriks

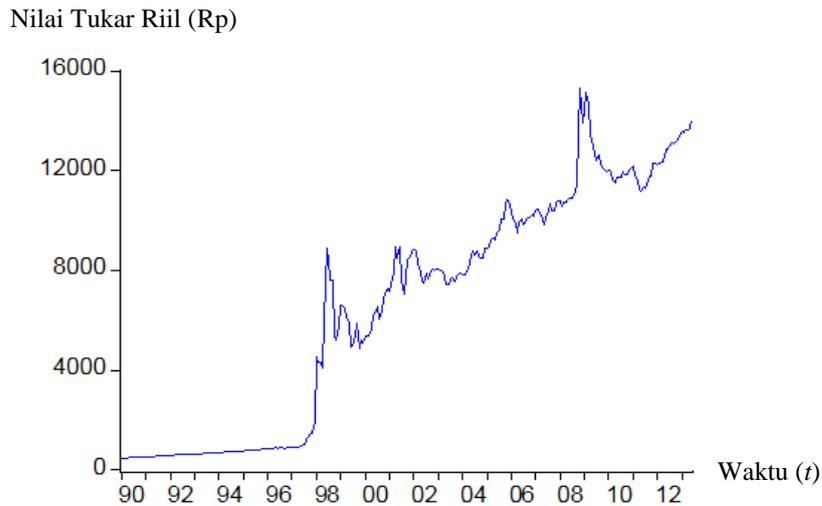
$$P = \begin{bmatrix} p^{00} & p^{10} \\ p^{01} & p^{11} \end{bmatrix}.$$

Penjumlahan seluruh probabilitas untuk tiap s_{t-1} adalah 1

$$\sum_{j=0}^1 p^{ij} = 1, \text{ untuk setiap bilangan } i=0,1.$$

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan nilai tukar riil. Data diambil pada bulan Januari tahun 1990 sampai bulan Juni tahun 2013 sebanyak 282 observasi. Data diperoleh dari *International Financial Statistics (IFS) CD-ROM* yang diterbitkan oleh *International Monetary Fund (IMF)*.



Gambar 3.1 Plot nilai tukar riil

Gambar 3.1 memperlihatkan bahwa data nilai tukar riil diindikasikan tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun variansi karena terdapat kenaikan dan penurunan pada data dari waktu ke waktu. Indikasi bahwa data tidak stasioner dapat diperkuat menggunakan uji *ADF* dengan hipotesis

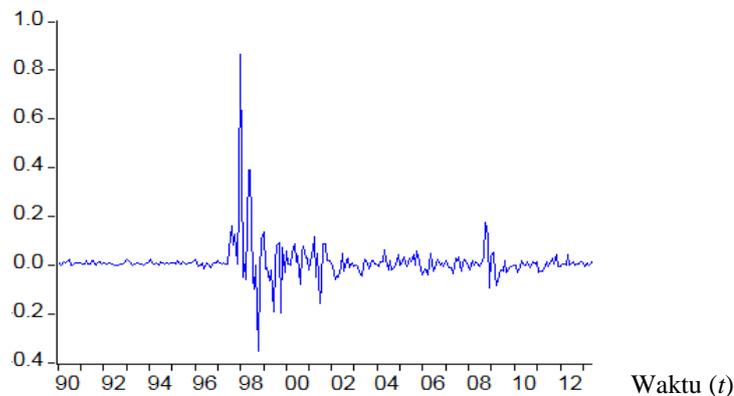
H_0 : data runtun waktu tidak stasioner

H_1 : data runtun waktu stasioner.

Nilai probabilitas *ADF* yang diperoleh adalah 0,8819. Nilai tersebut lebih besar dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ sehingga H_0 tidak ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner.

Data nilai tukar riil tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun variansi sehingga perlu dilakukan perubahan data ke dalam bentuk *log return* untuk menstasionerkan data.

Log Return Nilai Tukar Riil (Rp)



Gambar 3.2 Plot log return nilai tukar riil

Gambar 3.2 memperlihatkan bahwa data log *return* nilai tukar riil diindikasikan sudah stasioner dalam rata-rata tetapi variansinya tidak konstan. Indikasi bahwa data sudah stasioner dapat diperkuat menggunakan uji *ADF* dengan hipotesis

H_0 : data runtun waktu tidak stasioner

H_1 : data runtun waktu stasioner.

Nilai probabilitas *ADF* yang diperoleh adalah 0,0000. Nilai tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ sehingga H_0 ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data stasioner. Pemodelan data runtun waktu stasioner dapat menggunakan model *ARMA*.

Gambar 3.2 juga memperlihatkan adanya *volatility clustering* yaitu berkumpulnya sekelompok aset *return* bernilai besar pada periode waktu tertentu dan kemudian diikuti aset *return* bernilai kecil pada periode lain. Volatilitas ini mengakibatkan adanya heteroskedastisitas atau variansi yang tidak konstan.

3.1. Model ARMA

Berdasarkan pola dari plot *ACF* dan *PACF* kemungkinan model yang sesuai adalah *ARMA(1,0)*, *ARMA(0,1)* dan *ARMA(1,1)*. Hasil uji pada identifikasi model menghasilkan model *ARMA(1,0)* dan *ARMA(0,1)* adalah pilihan model yang sesuai untuk memodelkan data log *return*. Model *ARMA(1,0)* yang diperoleh dapat dituliskan

$$r_t = 0,011975 + 0,203386r_{t-1} + \varepsilon_t$$

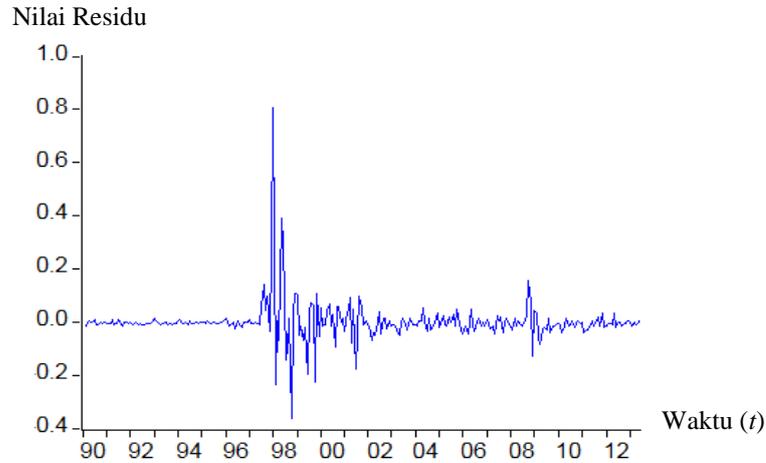
dan model *ARMA(0,1)* dapat dituliskan

$$r_t = 0,011961 + \varepsilon_t - 0,228578\varepsilon_{t-1}$$

dengan r_t adalah log *return* pada waktu t , ε_t adalah residu yang dihasilkan model pada waktu t . Pada penelitian ini akan menggunakan model *ARMA(1,0)* sebagai model rata-rata bersyarat yang mengacu pada Gray.

3.2. Model ARCH

Model *ARMA(1,0)* yang telah diperoleh akan diuji adanya efek heteroskedastisitas. Indikasi adanya efek heteroskedastisitas residu model *ARMA(1,0)* dapat dilihat dari plot residu model *ARMA(1,0)* yang disajikan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Plot residu model $ARMA(1,0)$

Gambar 3.3 memperlihatkan bahwa plot residu model $ARMA(1,0)$ menunjukkan adanya variansi yang tinggi pada beberapa periode dan variansi yang kecil pada periode yang lain. Oleh karena itu, diindikasikan residu model $ARMA(1,0)$ tidak memiliki variansi yang konstan atau terdapat efek heteroskedastisitas.

Indikasi bahwa residu model $ARMA(1,0)$ terdapat efek heteroskedastisitas dapat diperkuat menggunakan uji Lagrange *multiplier*. Hipotesis dari uji Lagrange *multiplier* sampai lag ke-10 dapat dituliskan

H_0 : tidak terdapat heteroskedastisitas sampai lag ke-10

H_1 : terdapat heteroskedastisitas paling tidak pada sebuah lag

Hasil uji Lagrange *multiplier* dari residu $ARMA(1,0)$ memiliki nilai probabilitas sebesar 0,000279. Nilai tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ sehingga H_0 ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas ($ARCH$) dalam residu model $ARMA(1,0)$ sehingga residu model $ARMA(1,0)$ dapat dimodelkan menggunakan $ARCH(m)$.

Pada penelitian ini digunakan model $ARCH(m)$ sebagai model variansi bersyarat. Estimasi parameter model $ARCH(m)$ menggunakan metode $BHHH$. Pemilihan model $ARCH(m)$ yang sesuai berdasarkan signifikansi parameter model. Hasil estimasi parameter $ARCH(m)$ dari residu model $ARMA(1,0)$ dapat dilihat dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Hasil estimasi parameter model $ARCH$ dari residu model $ARMA(1,0)$

Parameter	Residu Model $ARMA(1,0)$
-----------	--------------------------

	<i>ARCH(1)</i>	<i>ARCH(2)</i>	<i>ARCH(3)</i>	<i>ARCH(4)</i>
α_0	0,000123	0,000074	0,000095	0,000128
Prob	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
α_1	3,434972	2,381853	1,357504	1,185856
Prob	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
α_2		0,495026	0,487419	0,282221
Prob		0,000000	0,000000	0,001500
α_3			0,239014	-0,055183
Prob			0,017800	0,000000
α_4				0,267969
Prob				0,001700
<i>AIC</i>	-3,991074	-4,136228	-4,165022	-4,207808
<i>SC</i>	-3,939149	-4,071321	-4,087134	-4,116939

Tabel 3.1, memperlihatkan bahwa order maksimal model *ARCH(m)* sebesar empat. Model *ARCH(m)* mensyaratkan nilai koefisien parameter lebih besar dari nol untuk menjamin nilai variansi selalu positif. Model *ARCH(4)* tidak dipilih karena terdapat nilai koefisien parameter yang bernilai negatif. Model yang terbaik adalah model yang memiliki *AIC* dan *SC* yang terkecil. Tabel 3.1 memperlihatkan bahwa model *ARCH(3)* adalah model yang memiliki nilai *AIC* dan *SC* yang terkecil. Dengan demikian, model *ARCH(m)* yang sesuai adalah model *ARCH(3)* dengan model *ARMA(1,0)* sebagai rata-rata bersyarat dapat dituliskan

$$\sigma_t^2 = 0,0000951 + 1,357504\varepsilon_{t-1}^2 + 0,487419\varepsilon_{t-2}^2 + 0,239014\varepsilon_{t-3}^2$$

dengan ε_t adalah residu model *ARMA(1,0)* pada waktu t .

3.3. Model SWARCH

Hasil estimasi parameter model *SWARCH(2,3)* untuk nilai tukar riil diberikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Hasil estimasi parameter model *SWARCH(2,3)*

Parameter	Nilai Parameter
μ_0	0,00002190
μ_1	0,00023700
$\alpha_{0,0}$	0,00000922
$\alpha_{1,0}$	1,35702110
$\alpha_{2,0}$	0,15267294
$\alpha_{3,0}$	0,14296924
$\alpha_{0,1}$	0,00146216
$\alpha_{1,1}$	1,35702110
$\alpha_{2,1}$	0,15267294
$\alpha_{3,1}$	0,14296924

Berdasarkan Tabel 3.2 dapat dituliskan model *SWARCH(2,3)* sebagai

$$r_t = \begin{cases} 0,00002190, & \text{untuk state 0} \\ 0,00023700, & \text{untuk state 1} \end{cases}$$

$$\sigma_t^2 =$$

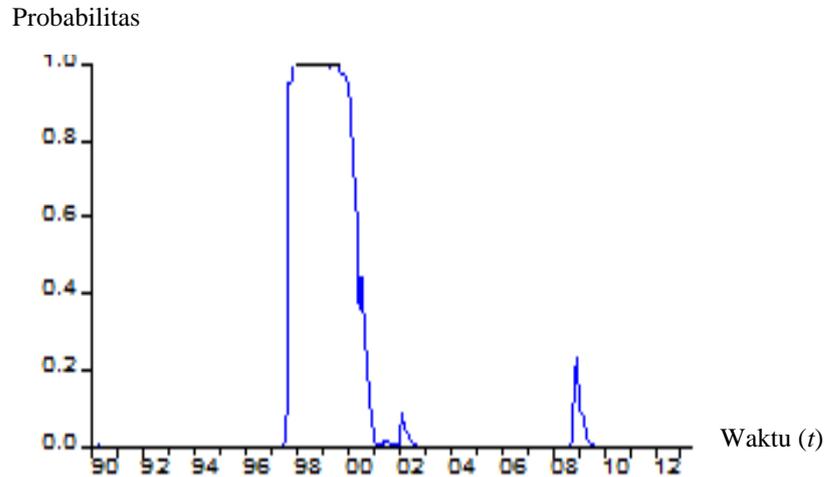
$$\begin{cases} 0,00000922 + 1,35702110\varepsilon_{t-1}^2 + 0,15267294\varepsilon_{t-2}^2 + 0,14296924\varepsilon_{t-3}^2, & \text{untuk state 0} \\ 0,00146216 + 1,35702110\varepsilon_{t-1}^2 + 0,15267294\varepsilon_{t-2}^2 + 0,14296924\varepsilon_{t-3}^2, & \text{untuk state 1} \end{cases}$$

Matriks probabilitas transisi data nilai tukar riil dijelaskan pada matriks P dan dapat dituliskan sebagai

$$P = \begin{pmatrix} 0,99996028 & 0,02003077 \\ 0,00003972 & 0,97996923 \end{pmatrix}.$$

Berdasarkan hasil yang terlihat dalam matriks transisi P bahwa probabilitas perubahan *state* volatilitas stabil ke *state* volatilitas volatil sebesar 0,003972%. Sedangkan probabilitas perubahan *state* volatilitas volatil ke *state* volatilitas stabil sebesar 2,003077%. Probabilitas untuk bertahan dalam *state* volatilitas stabil sebesar 99,996028% dan bertahan dalam volatilitas volatil sebesar 97,996923%. Berdasarkan model *SWARCH(2,3)* dapat diketahui *inferred probabilities* setiap data. Nilai *inferred probabilities* dapat digunakan untuk mendeteksi terjadinya krisis yang terjadi di Indonesia.

Sinyal terjadinya krisis keuangan dari model $SWARCH(2,3)$ berdasarkan indikator nilai tukar riil dapat dilihat dari nilai *filtered probabilities* saat kondisi volatil yang biasa disebut *inferred probabilities*.



Gambar 3.3 Plot *inferred probabilities*

Gambar 3.3 menunjukkan plot *inferred probabilities* untuk setiap data dan terlihat bahwa pada data awal nilai *inferred probabilities* kurang dari 0,5. Pendeteksian terjadinya krisis dapat dilihat dari nilai *inferred probabilities* yang lebih dari 0,5. Data yang memiliki nilai *inferred probabilities* yang lebih dari 0,5 dapat disajikan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3. Data yang memiliki nilai *inferred probabilities* lebih dari 0,5

Periode	<i>Inferred Probabilities</i>	Periode	<i>Inferred Probabilities</i>
September 1997	0,9567	Februari 1999	0,9998
Oktober 1997	0,9466	Maret 1999	0,9998
November 1997	1,0000	April 1999	0,9946
Desember 1997	1,0000	Mei 1999	1,0000
Januari 1998	1,0000	Juni 1999	1,0000
Februari 1998	1,0000	Juli 1999	1,0000
Maret 1998	1,0000	Agustus 1999	1,0000
April 1998	0,9974	September 1999	0,9812

Mei 1998	0,9972	Oktober 1999	0,9791
Juni 1998	0,9971	November 1999	0,9732
Juli 1998	0,9968	Desember 1999	0,9622
Agustus 1998	0,9967	Januari 2000	0,9420
September 1998	1,0000	Februari 2000	0,8910
Oktober 1998	1,0000	Maret 2000	0,7565
November 1998	1,0000	April 2000	0,6871
Desember 1998	1,0000	Mei 2000	0,6074
Januari 1999	0,9999		

Tabel 3.3, memperlihatkan bahwa data nilai tukar riil pada bulan Februari 1998 memiliki nilai *inferred probabilities* sebesar 1,0000. Nilai *inferred probabilities* sebesar 1,0000 lebih besar dari 0,5 yang mengindikasikan bahwa pada bulan Februari 1998 berada pada kondisi volatil yang tinggi. Sedangkan pada bulan Juli 1998 memiliki nilai *inferred probabilities* sebesar 0,9968. Nilai *inferred probabilities* sebesar 0,9968 lebih besar dari 0,5 yang mengindikasikan bahwa pada bulan Juli 1998 berada pada kondisi volatil yang tinggi.

Krisis keuangan di Indonesia pada pertengahan tahun 1997 pada kenyataannya memberikan dampak nilai tukar riil bergejolak pada bulan Februari 1998 dan Juli 1998. Hal tersebut diperlihatkan dengan nilai *inferred probabilities* yang lebih dari 0,5. Model *SWARCH(2,3)* mampu menangkap kondisi volatil yang tinggi berdasarkan indikator nilai tukar riil pada bulan Februari 1998 dan Juli 1998 sebagai dampak krisis pada tahun 1997.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan tersebut dapat disimpulkan berikut.

1. Data nilai tukar riil periode Januari 1990 sampai Juni 2013 terbukti tidak stasioner sehingga diubah ke dalam bentuk log *return* untuk menstasionerkan data. Data runtun waktu stasioner log *return* nilai tukar riil dimodelkan menggunakan *ARMA* dan diperoleh model *ARMA(1,0)* sebagai model rata-rata bersyarat. Residu model *ARMA(1,0)* memiliki efek heteroskedastisitas sehingga dimodelkan menggunakan

ARCH dan diperoleh model *ARCH(3)* sebagai model variansi bersyarat. Data nilai tukar riil yang memiliki efek heteroskedastisitas dan terdapat perubahan *state* sehingga dapat dimodelkan menggunakan *SWARCH* dengan asumsi dua *state* dan diperoleh model *SWARCH(2,3)*.

2. Berdasarkan model *SWARCH(2,3)* diperoleh nilai tukar riil pada bulan Februari 1998 memiliki nilai *inferred probabilities* sebesar 1 yang lebih besar dari 0,5 yang menunjukkan bahwa pada bulan Februari 1998 berada pada kondisi volatil yang tinggi. Sedangkan bulan Juli 1998 memiliki nilai *inferred probabilities* sebesar 0,9968 yang lebih besar dari 0,5 yang menunjukkan bahwa pada bulan Juli 1998 berada pada kondisi volatil yang tinggi. Krisis keuangan di Indonesia pada pertengahan tahun 1997 pada kenyataannya memberikan dampak nilai tukar riil bergejolak pada bulan Februari 1998 dan Juli 1998. Model *SWARCH(2,3)* berdasarkan indikator nilai tukar riil mampu menangkap kondisi volatil yang tinggi pada bulan Februari 1998 dan Juli 1998. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model *SWARCH(2,3)* berdasarkan indikator nilai tukar riil merupakan model yang sesuai dalam memprediksi kemungkinan terjadinya krisis di Indonesia.

Daftar Pustaka

- [1] Abimanyu, A. dan M. H. Imansyah, *Sistem Pendeteksian Dini Krisis Keuangan di Indonesia*, Fakultas Ekonomi UGM, Yogyakarta, 2008.
- [2] Bollerslev, T., *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, *Journal of Econometrics* **31** (1986), 307 – 327.
- [3] Canarella, G. and S. K. Pollard, *A Switching ARCH (SWARCH) Model of Stock Market Volatility: Some Evidence from Latin America*, *International of Review Economics* **54** (2007), 445-462.
- [4] Cerra, V. and S. C. Saxena, *Contagion, Monsoons, and Domestic Turmoil in Indonesia: A Case Study in the Asian Currency Crisis*, IMF Working Paper, 2000.
- [5] Chang, K., K. Y. Cho, and M. Hong, *Stock Volatility, Foreign Exchange Rate Volatility and the Global Financial Crisis*, *Journal of Economic Research* **15** (2010), 249-272.
- [6] Cryer, J. D., *Time Series Analysis*, PWS Publisherrs Duxbury Press, Boston, 1986.
- [7] Edison, H. J., *Do indicators of financial crises work? An evaluation of an early warning system*, *International Journal of Finance and Economics* **8** (2000), no.1, 11-53.
- [8] Engle, R. F., *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, *Journal of Econometrica* **50** (1982), no.4, 987 – 1006.
- [9] Ford, J. L., B. Santoso dan N. J. Horsewood, *Asian Currency Crisis: Do Fundamentals Still Matter? A Markov-switching Approach to Causes and Timming*, *Working Papers*, Working papers, 2007.

- [10] Gujarati, D. N., *Basic Econometrics*, 4 ed., The McGraw-Hill Companies, 2004.
- [11] Gray, S.F, *Modeling the Conditional Distribution of Interest rates as a Regime-Switching Process*, *Econometrics* **42** (2006), 27-62.
- [12] Hamilton, J. D., *A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle*, *Econometrica* **57** (1989), no. 2, 357-384.
- [13] Hamilton, J. D. and R. Susmel, *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity and Changes in Regime*, *Journal of Econometrics* **64** (1994), 307-333.
- [14] Kaminsky, G., S. Lizondo, and C. M. Reinhart, *Leading Indicators of Currency Crises*, *International Monetary Fund Staff Papers* **45** (1998), no. 1, 1-48.
- [15] Tim Kajian Pola Krisis Ekonomi, *Laporan Tim Kajian Pola Krisis Ekonomi*, Kementrian Keuangan, Indonesia, 2012.
- [16] Tsay, R. S., *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley and Sons, Canada, 2002.