

PENDETEKSIAN DINI KRISIS KEUANGAN DI INDONESIA MENGGUNAKAN GABUNGAN MODEL VOLATILITAS DAN MARKOV *SWITCHING* BERDASARKAN INDIKATOR *OUTPUT* RIIL, KREDIT DOMESTIK PER PDB, DAN IHSG

Meganisa Setianingrum, Sugiyanto, Etik Zukhronah
Prodi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam
Universitas Sebelas Maret Surakarta

ABSTRAK. Sistem perekonomian terbuka telah memberikan kemudahan bagi setiap negara untuk saling berinteraksi, namun juga dapat mempermudah terjadinya penularan krisis. Seperti krisis keuangan yang melanda Indonesia tahun 1997 dan berdampak cukup parah pada perekonomian negara, sehingga diperlukan suatu metode yang dapat mendeteksi krisis. Salah satu metode yang dapat digunakan sebagai pendeteksi krisis adalah model *SWARCH* yang merupakan gabungan model volatilitas dan Markov *switching*. Pada artikel ini dibahas mengenai pendeteksi krisis menggunakan indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG dari tahun 1900 hingga 2015 dengan menggunakan model *SWARCH* berdasar pada besarnya nilai *smoothed probability*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *SWARCH*(3,1) dapat digunakan untuk mendeteksi krisis keuangan di Indonesia dan berdasarkan nilai prediksi *smoothed probability* diperoleh informasi bahwa pada tahun 2017 negara Indonesia berada pada kondisi perekonomian yang stabil.

Kata kunci: *krisis, output riil, kredit domestik, PDB, IHSG, SWARCH*

1. PENDAHULUAN

Sistem perekonomian terbuka telah memberikan tantangan kepada negara berkembang seperti Indonesia yaitu dengan semakin terintegrasinya sektor keuangan negara. Namun disisi lain dapat mempermudah terjadinya penularan krisis antar negara, seperti yang pernah terjadi pada tahun 1997 saat nilai mata uang Thailand merosot tajam dan dampaknya menyebar ke berbagai negara. Krisis merupakan gangguan stabilitas sistem keuangan dalam tatanan perekonomian. Untuk menjaga stabilitas tersebut perlu dilakukan pemantauan terjadinya krisis, agar upaya pemulihan krisis dapat dilakukan sedini mungkin (Wahyudi [8]). Menurut Kaminsky *et al.* [5], terdapat 15 indikator untuk mengindikasikan terjadinya krisis, diantaranya adalah indikator *output* riil, kredit domestik per produk domestik bruto (PDB), dan indeks harga saham gabungan (IHSG).

Perbankan dan pasar modal di Indonesia menjadi indikator sistem keuangan yang terus mengalami peningkatan tiap tahun. Hal ini menyebabkan terhubungnya perkembangan pasar modal dan pertumbuhan sektor perbankan karena transaksi di pasar modal dilakukan melalui sistem perbankan. Semakin tinggi investasi maka semakin besar tabungan dan peluang penyediaan dana yang akhirnya akan mempercepat pertumbuhan ekonomi dilihat dari besarnya *output* riil perekonomian yang dihasilkan. Indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan

IHSG memiliki kerentanan terhadap guncangan stabilitas perekonomian, hal ini menyebabkan indikator menjadi berfluktuatif dan mengalami perubahan kondisi. Sebagai antisipasi, Hamilton dan Susmel [1] memperkenalkan model Markov *Switching Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (SWARCH)* yang merupakan gabungan model volatilitas dan Markov *switching* sebagai alternatif pemodelan data runtun waktu dengan memperhatikan fluktuasi dan perubahan kondisi pada data. Dalam penelitian ini dilakukan pembentukan gabungan model volatilitas dan Markov *switching* yang sesuai pada indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG untuk mendeteksi krisis keuangan di Indonesia.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Model Autoregressive Moving Average (ARMA). Model $ARMA(p, q)$ mempunyai bentuk umum

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \dots + \phi_p r_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q},$$

dengan r_t adalah nilai transformasi pada periode ke- t , ϕ_0 adalah konstanta model, ϕ_p adalah parameter untuk AR , θ_q adalah parameter untuk MA dan a_t adalah residu model $ARMA(p, q)$ periode ke- t (Tsay [7]).

2.2. Model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH). Model $ARCH(m)$ dapat dituliskan dalam bentuk

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t \text{ untuk } \epsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } a_t | \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2,$$

dengan ϵ_t adalah residu terstandar model volatilitas ψ_{t-1} adalah himpunan semua informasi periode ke- $(t-1)$, m adalah orde dari model $ARCH$, α_0 adalah konstanta model $ARCH$, α_i adalah parameter model $ARCH$, dan σ_t^2 adalah variansi residu periode ke- t (Tsay [7]).

2.3. Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCh). Jika orde dari model $ARCH$ terlalu tinggi, maka digunakan model $GARCH(m, s)$ yang dituliskan dalam bentuk

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t \text{ untuk } \epsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } a_t | \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

dengan β_j adalah parameter model $GARCH$ (Tsay [7]).

2.4. Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH). Jika terdapat keasimetrisan pada model $GARCH$, maka digunakan model $EGARCH(m, s)$ yang dituliskan dalam bentuk

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t \text{ untuk } \epsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } a_t | \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \left(\left| \frac{a_{t-i}}{\sqrt{\sigma_{t-i}^2}} \right| \right) + \sum_{i=1}^m \gamma_i \frac{a_{t-i}}{\sqrt{\sigma_{t-i}^2}} + \sum_{j=1}^s \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2,$$

dengan γ_j adalah parameter model *EGARCH* (Henry [2]).

2.5. Model *SWARCH*. Menurut Hamilton dan Susmel [1], model *SWARCH* dapat dituliskan dalam bentuk

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_{st} + a_t, a_t = \sigma_{t,st} \epsilon_t \\ \sigma_{t,st}^2 &= \alpha_{0,st} + \sum_{i=1}^m \alpha_{i,st} a_{t-i}^2 \end{aligned}$$

dengan μ_{st} adalah rata-rata bersyarat pada suatu *state* dan $\sigma_{t,st}^2$ adalah variansi residu pada suatu *state* periode ke- t .

2.6. *Smoothed Probability*. Menurut Kim dan Nelson [4], nilai *smoothed probability* ($Pr(S_t = i | \psi_T)$), $t = 1, 2, \dots, T$ dapat dirumuskan sebagai

$$Pr(S_t = i | \psi_T) = \sum_{s=1}^3 Pr(S_{t+1} = s | \psi_T) Pr(S_t = i | S_{t+1} = s, \psi_T).$$

dengan ψ_T adalah kumpulan semua informasi pada data pengamatan hingga waktu ke- T . Menurut Hermosillo dan Hesse [3] nilai *smoothed probability* diantara 0 – 0.39 menunjukkan bahwa indikator dalam kondisi stabil, 0.4 – 0.59 berarti indikator dalam kondisi rawan, dan 0.6 – 1 berarti indikator dalam kondisi krisis. Menurut Sopipan *et al.* [6], nilai *smoothed probability* pada saat $T + 1$ dapat diprediksi dengan

$$Pr(S_{T+1} = i | \psi_T) = p_{1i} Pr(S_t = 1 | \psi_T) + p_{2i} Pr(S_t = 2 | \psi_T) + p_{3i} Pr(S_t = 3 | \psi_T).$$

Sinyal jangka pendek terjadinya krisis dapat ditunjukkan dari besarnya nilai prediksi *smoothed probability*.

3. METODE PENELITIAN

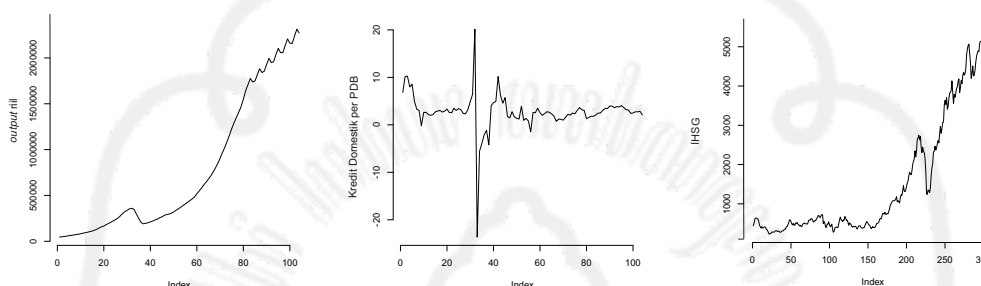
Penelitian ini merupakan studi kasus menggunakan data triwulanan *output* riil dan kredit domestik per PDB, serta data bulanan IHSZ yang diambil dari tahun 1990 hingga 2015. Data yang digunakan diperoleh dari Bank Indonesia dan Badan Pusat Statistik. Perhitungan dan estimasi model dilakukan dengan bantuan *software* R. Berikut langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian pada setiap indikator.

- (1) Membuat *plot* data kemudian melakukan uji *Augmented-Dickey Fuller* (*ADF*) untuk mengetahui kestasioneran data. Jika belum stasioner, maka data ditransformasi.
- (2) Membuat *plot partial autocorrelation function* (*PACF*) dari data transformasi untuk membentuk model *ARMA*($p, 0$), kemudian menguji efek heteroskedastisitas pada residu model *ARMA* dengan menggunakan uji Lagrange *Multiplier* (*LM*).

- (3) Membentuk dan melakukan uji diagnostik pada model volatilitas terbaik.
- (4) Membentuk gabungan model volatilitas dan Markov *switching* dengan asumsi perubahan tiga *state*.
- (5) Menghitung nilai *smoothed probability* dan prediksi *smoothed probability* untuk mendeteksi terjadinya krisis di masa lalu dan di masa yang akan datang.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. **Data.** *Plot* indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. (a) Data *Output* Riil (b) Data Kredit Domestik per PDB (c) Data IHSG
 Gambar 1 menunjukkan bahwa data berfluktuasi dari waktu ke waktu sehingga diindikasikan bahwa data belum stasioner. Selanjutnya dilakukan uji *ADF* untuk melihat kestasioneran data. Berdasarkan pengujian *ADF* diperoleh nilai probabilitas sebesar 0.4456, 0.01, dan 0.677 sehingga disimpulkan bahwa indikator *output* riil dan IHSG tidak stasioner, sedangkan indikator kredit domestik per PDB telah stasioner.

Menurut Tsay [7] indikator perekonomian cenderung berfluktuasi dari waktu ke waktu sehingga perlu dilakukan transformasi. Transformasi yang paling cocok untuk indikator *output* riil dan IHSG adalah *log return* dan untuk indikator kredit domestik per PDB adalah *difference* karena data yang digunakan berupa data laju pertumbuhan yang mana nilainya tidak selalu positif. Selanjutnya dilakukan pengujian *ADF* pada data transformasi dan diperoleh nilai probabilitas *ADF* sebesar 0.0165, 0.01, dan 0.01 sehingga disimpulkan bahwa data transformasi indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG telah stasioner.

4.2. **Pembentukan Model $ARMA(p,0)$.** Model $ARMA(p,0)$ dapat diidentifikasi menggunakan *plot PACF* dari data transformasi masing-masing indikator. Berdasarkan indikator *output* riil diperoleh model yang sesuai adalah $ARMA(2,0)$ dan dituliskan sebagai $r_t = 0.88425 + 1.089141r_{t-1} - 0.327962r_{t-2} + a_t$. Model yang sesuai untuk indikator kredit domestik per PDB adalah $ARMA(2,0)$, dituliskan sebagai $r_t = -0.67175r_{t-1} - 0.28784r_{t-2} + a_t$. Model yang sesuai pada indikator IHSG adalah $ARMA(1,0)$, dituliskan sebagai $r_t = 0.21466r_{t-1} + a_t$.

Selanjutnya dilakukan uji efek heteroskedastisitas pada residu model *ARMA* untuk masing-masing indikator. Uji efek heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan menggunakan uji *LM* dan diperoleh nilai probabilitas sebesar 0.03591, 0.02736, dan 0.03176, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada residu model *ARMA* masing-masing indikator.

4.3. Pembentukan Model Volatilitas. Hasil estimasi untuk indikator *output* riil diperoleh model terbaik yaitu *ARCH(1)*, dituliskan sebagai $\sigma_t^2 = 0.0002442 + 0.9178a_{t-1}^2$. Pada indikator kredit domestik per PDB diperoleh model terbaik yaitu *ARCH(1)*, dituliskan sebagai $\sigma_t^2 = 0.19554 + 3.28741a_{t-1}^2$. Berdasarkan indikator IHSG diperoleh model terbaik yaitu *ARCH(1)*, dituliskan sebagai $\sigma_t^2 = 0.0053320 + 0.1560685a_{t-1}^2$.

Selanjutnya dilakukan uji diagnostik pada residu terstandar model *ARCH(1)* indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG. Berdasarkan statistik *Ljung-Box* diperoleh probabilitas sebesar 0.9151, 0.2884, dan 0.7152 yang berarti tidak terdapat autokorelasi dalam residu. Berdasarkan pengujian *LM* diperoleh probabilitas sebesar 0.8193, 0.7197, dan 0.0665 yang berarti tidak terdapat efek heteroskedastisitas dalam residu. Berdasarkan pengujian Kolmogorov-Smirnov diperoleh probabilitas sebesar 0.8119, 0.9999, dan 0.8903 yang berarti residu berdistribusi normal. Berdasarkan uji diagnostik yang telah dilakukan pada ketiga indikator disimpulkan bahwa model *ARCH(1)* baik digunakan.

4.4. Pembentukan Model *SWARCH*. Dalam model Markov *switching* perubahan kondisi dianggap sebagai suatu variabel random tak teramati yang disebut dengan *state*. Untuk memodelkan perubahan kondisi tersebut dapat dibentuk matriks probabilitas transisi. Kondisi yang dimaksudkan dalam penelitian ini adalah kondisi volatilitas rendah, sedang, dan tinggi. Matriks probabilitas transisi untuk indikator *output* riil dituliskan sebagai berikut

$$P_1 = \begin{pmatrix} 0.255272 & 0.149386 & 0.787464 \\ 0.031002 & 0.166376 & 0.211727 \\ 0.713726 & 0.684238 & 0.000810 \end{pmatrix}.$$

Berdasarkan pada P_1 diperoleh keterangan bahwa probabilitas bertahan pada *state* volatilitas rendah sebesar 0.255272. Probabilitas perubahan *state* dari volatilitas rendah ke sedang sebesar 0.031002. Probabilitas perubahan *state* dari volatilitas rendah ke tinggi sebesar 0.713726. Probabilitas perubahan *state* dari volatilitas sedang ke rendah sebesar 0.149386. Probabilitas bertahan dalam *state* volatilitas sedang sebesar 0.166376. Serta probabilitas perubahan *state* dari volatilitas sedang ke tinggi sebesar 0.684238. Probabilitas perubahan *state* dari volatilitas tinggi ke rendah sebesar 0.787464. Probabilitas perubahan *state* dari volatilitas tinggi ke sedang sebesar 0.211727. Probabilitas bertahan dalam *state* volatilitas tinggi sebesar 0.000810.

Matriks probabilitas transisi untuk indikator kredit domestik per PDB dan IHSG dinyatakan dalam P_2 dan P_3 sebagai berikut

$$P_2 = \begin{pmatrix} 0.933274 & 0.000259 & 0.093113 \\ 0.000016 & 0.322771 & 0.108877 \\ 0.066710 & 0.676970 & 0.798010 \end{pmatrix} \quad P_3 = \begin{pmatrix} 0.588045 & 0.058084 & 0.273432 \\ 0.024716 & 0.941764 & 0.0000497 \\ 0.387239 & 0.000153 & 0.726519 \end{pmatrix}.$$

Hasil estimasi parameter model $SWARCH(3,1)$ dapat dituliskan sebagai berikut

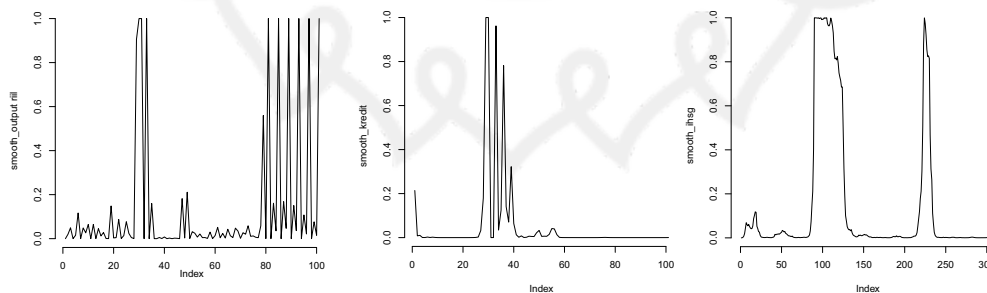
$$\mu_{1,t} = \begin{cases} 0.048623, & \text{state1,} \\ -0.020621, & \text{state2,} \\ 0.041759, & \text{state3,} \end{cases} \quad \sigma_{1,t}^2 = \begin{cases} 0.001461015 + 0.03511 a_{t-1}^2, & \text{state 1,} \\ 0.000136406 + 2.072796 a_{t-1}^2, & \text{state 2,} \\ 0.00153346 + 0.487566 a_{t-1}^2, & \text{state 3,} \end{cases}$$

$$\mu_{2,t} = \begin{cases} -0.006544, & \text{state1,} \\ -4.201773, & \text{state2,} \\ 0.402594, & \text{state3,} \end{cases} \quad \sigma_{2,t}^2 = \begin{cases} 0.001152 + 0.232849 a_{t-1}^2, & \text{state 1,} \\ 15.01707 + 1.556773 a_{t-1}^2, & \text{state 2,} \\ 0.271539 + 0.024365 a_{t-1}^2, & \text{state 3.} \end{cases}$$

$$\mu_{3,t} = \begin{cases} -0.017479, & \text{state1,} \\ -0.012911, & \text{state2,} \\ 0.030234, & \text{state3,} \end{cases} \quad \sigma_{3,t}^2 = \begin{cases} (1.77523 \times 10^{-7}) + 0.013660622 a_{t-1}^2, & \text{state 1,} \\ (1.23249 \times 10^{-5}) + 0.000262786 a_{t-1}^2, & \text{state 2,} \\ (3.00545 \times 10^{-6}) + 0.049833251 a_{t-1}^2, & \text{state 3.} \end{cases}$$

dengan $\mu_{1,t}$ dan $\sigma_{1,t}^2$ adalah model rata-rata dan variansi bersyarat $SWARCH(3,1)$ indikator *output* riil, $\mu_{2,t}$ dan $\sigma_{2,t}^2$ adalah model rata-rata dan variansi bersyarat $SWARCH(3,1)$ indikator kredit domestik per PDB, serta $\mu_{3,t}$ dan $\sigma_{3,t}^2$ adalah model rata-rata dan variansi bersyarat $SWARCH(3,1)$ indikator IHSG.

4.5. Pembentukan *Smoothed Probability*. Gambar 2 menunjukkan *plot smoothed probability* dari model $SWARCH(3,1)$ untuk indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG.



Gambar 2. (a) *Smoothed Probability Output Riil* (b) *Smoothed Probability Kredit Domestik per PDB* (c) *Smoothed Probability IHSG*

Kondisi volatilitas tinggi ditandai dengan nilai *smoothed probability* yang lebih besar dari 0.6 untuk setiap indikator, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Tabel 1 menunjukkan periode krisis yang telah terdeteksi berdasarkan nilai *smoothed probability* yang lebih besar dari 0.6.

Tabel 1. Deteksi Krisis Ketiga Indikator Tahun 1990 hingga 2015

Indikator	1997	1998
<i>Output Riil</i>	T4	T1,T2,T4
Kredit Domestik per PDB	T4	T1, T4
IHSG	Ags-Des	Jan-Des

Setelah memperoleh nilai *smoothed probability*, selanjutnya ditentukan nilai prediksi dari *smoothed probability* tahun 2016 dan dibandingkan dengan nilai aktualnya seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Nilai Prediksi *Smoothed Probability* dan Aktual *Smoothed Probability* Ketiga Indikator

<i>Output Riil</i>		Kredit Domestik per PDB		IHSG	
Prediksi	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi	Aktual
				0.01563	0.00140
0.166375	0.000000	0.008490	0.0034003	0.02360	0.00143
				0.03171	0.00135
				0.03950	0.00143
0.177183	0.0387480	0.016180	0.004000093	0.04684	0.00141
				0.05371	0.00159
				0.06013	0.00155
0.094931	0.0023845	0.022881	0.006592128	0.06613	0.00201
				0.07172	0.00301
				0.07694	0.00562
0.143421	0.9999821	0.028640	0.017133900	0.08181	0.01065
				0.08636	0.01843

Pada Tabel 2, nilai prediksi *smoothed probability* dan aktual *smoothed probability* tahun 2016 untuk ketiga indikator berada dibawah batas 0.4 atau berada pada volatilitas rendah yang berarti indikator dalam kondisi stabil. Pendeteksian krisis keuangan di Indonesia tahun 2017 ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Deteksi Krisis Keuangan Ketiga Indikator Tahun 2017

Periode		Prediksi tahun 2017		
Bulan	Triwulan	<i>Output Riil</i>	Kredit Domestik per PDB	IHSG
Januari				0.015513
Februari	T1	0.144466	0.070958	0.030384
Maret				0.043962
April				0.056468
Mei	T2	0.196296	0.117148	0.067981
Juni				0.078581
Juli				0.088338
Agustus	T3	0.095920	0.154058	0.097322
September				0.105592
Oktober				0.113205
November	T4	0.160680	0.185440	0.120215
Desember				0.126667

Nilai prediksi menggunakan indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG pada Tabel 3 berada dibawah batas 0.4. Hal ini menunjukkan bahwa indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG berada pada *state* dengan volatilitas rendah, sehingga dapat disimpulkan pada tahun 2017 negara Indonesia berada dalam kondisi perekonomian yang stabil.

5. SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diperoleh simpulan sebagai berikut.

- (1) Model yang sesuai untuk mendeteksi krisis keuangan berdasarkan indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG yaitu $SWARCH(3,1)$.
- (2) Model $SWARCH(3,1)$ yang diperoleh dapat digunakan untuk mendeteksi krisis keuangan di masa mendatang. Dari hasil pendeteksian diperoleh bahwa pada tahun 2017 Indonesia tidak mengalami krisis keuangan berdasarkan indikator *output* riil, kredit domestik per PDB, dan IHSG.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hamilton J. D., and R. Susmel, *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity and Changes in Regime*, Journal of Econometrics **64** (1994), 307-333.
- [2] Henry, O.T., *Between The Rock and a Hard Place: Regime Switching in the Relationship Between Short-Term Interest Rates and Equity Returns in the UK.*, Research Paper Number 1019, Department of Economics, The University of Melbourne, 2007.
- [3] Hermosillo, B.G., and H. Hesse, *Global Market Condition and Systemic Risk*: IMF, 2009.
- [4] Kim, C. J., and C. R. Nelson, *State Space Models with Regime Switching, Clasical, and Gibbs Sampling Approaches with Applications*, MIT Press, 1999.
- [5] Kaminsky G., S. Lizondo, and C. M. Reinhart, *Leading Indicators of Currency Crises*, IMF Working Paper, 1997.
- [6] Sopipan, N., P. Sattayatham, and B. Premanode, *Forecasting Volatility of Gold Price Using Markov Regime Switching and Trading Strategy*, Journal of Mathematical Finance **11** (2012), 121-131.
- [7] Tsay R. S, *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley and Sons, Canada, 2002.
- [8] Wahyudi, Y., *Pendekatan Early Warning Signals untuk Krisis Mata Uang Indonesia*, Skripsi Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Kristen Satya Wacana, 2013.