ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 4, Nomor 1, Tahun 2015, Halaman 151 - 160
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

PEMODELAN KURS MATA UANG RUPIAH TERHADAP DOLLAR AMERIKA MENGGUNAKAN METODE GARCH ASIMETRIS

Ulfah Sulistyowati[1], Tarno[2], Abdul Hoyyi[3]
[1]Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

One factor causing to slowing economic growth in Indonesia is the currency exchange rate. In Indonesia,the exchange rate of the rupiah against the dollar is always become an attention of society. To monitor the movement needed a mathematical model that can be used to forecast the rupiah exchange rate to the dollar. Data rupiah exchange rate against the dollar is a financial time series data has a non-constant volatility. One model that is often used for the prediction of these data is ARIMA-GARCH. In this study discussed about modeling the data rate of the rupiah against the dollar using asymmetric GARCH, such as exponential GARCH (EGARCH), Threshold GARCH (TGARCH) and Autoregressive Power ARCH (APARCH). Modeling the exchange rate against the dollar using all three types of the Asymmetric GARCH models produce the best models, the ARIMA ([4.5], 1, [4,5]) - APARCH (2,1). With the results obtained using the model for volatility forecasting that volatility decreased from the previous forecast but still be at its high volatility.

Keywords : Exchange rate, ARIMA, GARCH, Asymmetric GARCH, volatilty

1. PENDAHULUAN

Menurut Bank Mandiri pada buku yang berjudul *Indonesian Economic Review and Outlook*, Pertumbuhan ekonomi Indonesia pada kuartal III-2013 lebih lambat. Faktor penyebab melambatnya pertumbuhan ekonomi di kuartal III-2013 adalah pelemahan nilai tukar rupiah, kenaikan BI rate dan tingginya inflasi. Nilai tukar rupiah di bulan Juni 2013 berada pada level IDR 9.929 per USD menjadi IDR 11.613 per USD pada bulan September 2013 berdampak terhadap perdagangan Indonesia. Semakin lama nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika Serikat semakin melemah. Akibatnya, untuk mendapatkan dollar AS dibutuhkan rupiah dalam jumlah yang semakin besar. Mahalnya dollar AS diakibatkan oleh permintaan tinggi dan penawaran terbatas.

Faktor penyebab melambatnya pertumbuhan ekonomi salah satunya adalah nilai tukar rupiah, selain itu disebabkan oleh kenaikan BI *rate* dan tingginya inflasi. Agar melambatnya pertumbuhan ekonomi yang diakibatkan oleh melemahnya nilai tukar rupiah dapat dikendalikan dengan baik, maka perlu dikonstruksikan model matematika yang berkaitan dengan naik turunnya nilai tukar rupiah. Nilai tukar rupiah dikategorikan dalam data runtun waktu finansial, sehingga salah satu model yang dapat diterapkan adalah model ARIMA-GARCH.

Model yang digunakan dalam pemodelan data runtun waktu yaitu model *Autoregresive Moving Average* (ARMA), biasanya mengasumsikan bahwa variansi residual dari model adalah konstan. Pada kenyataannya di lapangan sering sekali dijumpai data runtun waktu yang memiliki residual tidak konstan, diantaranya adalah data finansial termasuk nilai tukar rupiah. Jika data runtun waktu diketahui memilik variansi residual yang tidak konstan maka akan menghasilkan nilai ramalan dengan selang kepercayaan yang lebar dan bias. Tetapi sekarang ada model yang memanfaatkan ketidak konstanan varian tersebut, yaitu model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (GARCH).

Menurut Zakoian (2010), Model GARCH sendiri dibedakan menjadi 2 macam, yaitu GARCH simetri dan GARCH asimetri. Pada GARCH simetri terdiri dari GARCH(p,q), *Integrated* GARCH (IGARCH), GARCH *in Mean* (GARCH-M) dan *Absolute Value* GARCH (AV-GARCH). Sedangkan untuk GARCH asimetri terdiri dari *Eksponential* GARCH (EGARCH), *Threshold* GARCH (TGARCH), *Autoregressive Power* ARCH (APARCH), *Gloten Jagannathaan Runkle* GARCH (GJR-GARCH) dan*Qualitative* GARCH(QGARCH). Setiap model GARCH terdiri dari model mean dan model varian, dimana setiap model dibedakan pada model variannya. Sedangkan untuk model mean pada setiap macam model GARCH sama.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kurs Mata Uang

Nilai tukar mata uang suatu negara adalah jumlah satuan mata uang domestik yang dapat dipertukarkan dengan satu unit mata uang negara lain. Hal ini dapat diartikan bahwa nilai tukar mata uang suatu negara menunjukkan daya beli internasional negara yang bersangkutan, sehingga perubahan di dalam nilai tukar mata uang menunjukkan perbuahan daya beli negara tersebut (Husaini,2010)

2.2 Model ARIMA

Menurut Wei (2006), dalam praktiknya model runtun waktu yang stasioner sangat sukar sekali dijumpai untuk itu perlu dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Model umum autoregresif orde p, Integrate orde d, dan Moving Average orde q (ARIMA(p,d,q)) merupakan hasil penggabungan antara model AR(p) dengan MA(q) dengan proses nonstasioner yang telah distasionerkan. Dalam hal ini, d merupakan orde dari *differencing*.

Persamaan umum

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) + a_t$$

Suatu runtun waktu yang dihasilkan oleh proses ARIMA (p,d,q) dapat dinyatakan dalam bentuk observasi yang lalu, sesatan yang lalu dan sekarang untuk p = 1, d = 1, dan q = 1 atau ARIMA (1,1,1)

$$\phi(B)(1-B)Z_t = \theta(B)a_t$$
$$(1-\phi_1 B)(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B)a_t$$
$$Z_t - \phi_1 BZ_t - BZ_t + \phi_1 B^2 Z_t = -\theta_1 Ba_t + a_t$$

$$Z_t = BZ_t + \phi_1 BZ_t - \phi_1 B^2 Z_t - \theta_1 Ba_t + a_t$$

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} - \theta_1 a_{t-1} + a_t$$

2.3 Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH)

Bentuk umum dari model ARCH(p) :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2$$

dengan ε_t= residual dari aset *return* waktu ke *t*.

Terdapat dua sifat penting yang sering dimiliki oleh data runtun waktu di bidang keuangan, khususnya untuk data return, yaitu :

1. Distribusi probabilitas dari *return* bersifat *fat tails* dibandingkan dengan distribusi normal, yakni memiliki kecenderungan lebih besar untuk terjadinya kejadian ekstrem dibanding yang dapat dimodelkan oleh distribusi normal. Umumnya hal ini ditandai oleh harga *excess kurtosis* (yakni kurtosis >3) yang positif. Keadaan distribusi ini sering juga disebut bersifat *leptokurtik*.
2. Adanya *volatility clustering*, yakni jika terjadi variabilitas data yang relatif tinggi pada suatu waktu maka akan terjadi kecenderungan yang sama dalam kurun waktu selanjutnya. Hal ini sering juga disebut sebagai kasus *time-varying variance* atau kasus *heteroskedastisitas*. Model runtun waktu yang dapat digunakan untuk memodelkan kondisi ini diantaranya adalah *Autoregressive Conditional Heteroskedaticity* (ARCH) yang dikemukakan oleh Engle.

2.4 Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH)

Model ini dikemukakan oleh Bollerslev pada tahun 1986 yang merupakan generalisasi dari model ARCH, yang dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity* (GARCH). Model GARCH adalah salah satu model runtun waktu yang dapat digunakan untuk menggambarkan sifat dinamik fungsi volatilitas(standar deviasi) dari data. Bentuk umum model GARCH(p,q) :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \, \sigma_{t-j}^2$$

Dalam model GARCH(p,q), proses ε_t dapat didefinisikan dengan

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{\sigma_t}$$

σ_t adalah akar dari σ_t^2 dan v_t adalah proses *i.i.d* (*independent and identically distributed*), seringkali diasumsikan berdistribusi normal standar *N*(0,1).

Koefisien-koefisien dari model GARCH(p,q) bersifat :

(1) $\omega > 0$

(2) $\alpha_i \geq 0$ untuk i = 1,2,...,p

(3) $\beta_j \geq 0$untuk j = 1,2,…,q

(4) $\sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} (\alpha_i + \beta_j) < 1$

2.5 GARCH Asimetris

2.5.1 *Eksponential* GARCH

Untuk mengatasi beberapa kelemahan dari model GARCH dalam menangani data keuangan, Nelson (1991) mengungkapkan model *Exponential* GARCH (EGARCH). Khususnya, untuk memenuhi efek asimetri antara positif dan negatif return aset, dia mengusulkan inovasi pembobotan

Menurut Francq (2010), Model EGARCH (m,s) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i g(\eta_{t-i}) + \sum_{j=1}^{p} \beta_j log \sigma_{t-j}^2$$

Dimana

$$g(\eta_{t-i}) = \theta\eta_{t-i} + \varsigma(|\eta_{t-i}| - E|\eta_{t-i}|)$$

$$\omega, \alpha_i, \beta_j, \theta\ dan\ \varsigma\ adalah\ bilangan\ real$$

2.5.2 *Treshold* GARCH

Zakoian's (1991), Model *Threshold* GARCH (TGARCH) juga membahas standar deviasi sebagai fungsi linier dari shocks dan lagged dari standar deviasi. Dengan $\lambda = v = 1$ dan memasukkan c ke dalam persamaan varian, sehingga notasi standar TGARCH menjadi

$$\begin{aligned}\sigma_t &= \omega + \alpha\sigma_{t-1}[|\varepsilon_t| - c\varepsilon_t] + \beta\sigma_{t-1} \\ &= \omega + \alpha(1-c)\sigma_{t-1}\varepsilon_t^+ - \alpha(1+c)\sigma_{t-1}\varepsilon_t^- + \beta\sigma_{t-1}\end{aligned}$$

Dimana ε_t^+ sebagai max $\{\varepsilon_t , 0\}$ dan ε_t^- sebagai min $\{\varepsilon_t,0\}$.

2.5.3 *Autoregressive Power* ARCH

Pada tahun 1982, Engle telah mengembangkan suatu model untuk mengestimasi perilaku volatilitas suatu data yang menimbulkan adanya *volatility clustering* yakni jika terjadi variabilitas data yang relatif tinggi pada suatu periode maka akan terjadi kecenderungan yang sama dalam kurun waktu selanjutnya, begitu pula sebaliknya jika variabilitas data relatif rendah yang sering disebut *timevarying variance* atau kasus heteroskedastisitas. Model yang digunakan untuk memodelkan kondisi ini adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) dan pada tahun 1986telah dikembangkan suatu model yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) oleh Bollerslev dan Taylor.

Bentuk umum dari model APARCH(p,q) yaitu :

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i\varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\, \sigma_{t-j}^\delta$$

dengan

$$\omega > 0,\ \alpha_i 0,\ \beta_j > 0,\ \delta > 0,\ dan\ -1 < \gamma_i < 1$$

dengan $\mu, \omega,\ \alpha_i,\ \beta_j$ dan γ_i merupakan parameter-parameter yang diestimasi, δ diestimasi menggunakan transformasi Box Cox dalam kondisi standar deviasi. γ_i merupakan *leverage effect*. Jika *leverage effect* bernilai positif, artinya *bad news* (berita buruk) memiliki pengaruh yang kuat dibandingkan dengan *good news* (berita baik), begitu pula sebaliknya. ε_t adalah residual data ke-*t* (Laurent, 2003).

2.6 LM-Test (*Lagrange Multiplier* Test)

Seperti yang tercantum dalam Rosadi (2012) Misalkan $a_t = r_t - \mu_t$adalah residual dari persamaan rata-rata. Runtun residual kuadrat a_t^2 digunakan untuk mengecek heteroskedastisitas bersyarat, yang juga dikenal sebagai efek ARCH. Untuk mengecek ada tidaknya efek ARCH, dapat dilakukan menggunakan statistik uji *Lagrange-Multiplier* (LM) yang diperkenalkan oleh Engle.

a. Hipotesis :
   H_0 : α_1 = α_2 = ... = α_m = 0 (tidak ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai *lag* ke-*m*)
   H_1 : $\exists\alpha_i \neq 0$, i = 1, 2, ..., *m* (ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai *lag* ke-*m*)
b. Taraf Signifikansi : α
c. Statistik Uji :

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(N-2m-1)}$$

   dengan *m* = derajat bebas, $SSR_0 = \sum_{m+1}^{N}(\varepsilon_t^2 - \overline{\omega})$, $SSR_1 = \sum_{m+1}^{N}\hat{e}_t^2$, $\overline{\omega}$ =rata-rata sampel dari ε_t^2, $\hat{e}_t^2$ = residual kuadrat terkecil dan *N* = ukuran sampel.
d. Kriteria uji :Tolak H_0 jika nilai Proabilitas< $\alpha/2$

2.7 *Leverage Effect*

Untuk memeriksa keberadaan pengaruh *leverage effect* (efek asimetris) dengan cara :

Data runtun waktu terlebih dahulu dimodelkan ke dalam model GARCH. Kemudian dari model tersebut diuji apakah memiliki efek asimetris dengan melihat korelasi antara ε_t^2 (standar residual kuadrat model *Box Jenkins*) dengan ε_{t-p} (lag standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* (korelasi silang). Lagmerupakan nilai korelasi silang untuk lag ke-*k* yang positif, sedangkan lead merupakan nilai korelasi silang untuk lag ke-*k* yang negatif.

2.8 Perbandingan Nilai AIC dan SIC

Model yang telah lolos uji signifikan koefisien selanjutnya diamati berdasarkan nilai AIC dan SIC dari masing-masing model.Model yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil merupakan model terbaik.

2.9 Peramalan

Langkah terakhir dalam pembentukan model runtun waktu adalah melakukan peramalan untuk beberapa periode selanjutnya. Berdasarkan model yang telah lolos uji signifikan koefisien dan memiliki nilai AIC dan SIC paling kecil yang berarti bahwa model yang paling sesuai ditentukan distribusi bersyarat observasi yang akan datang berdasar pola data di masa lalu. Apabila diketahui bahwa pengamatan yang lalu, model yang diturunkan dari data runtun waktu bukan merupakan model yang sebenarnya melainkan hanya merupakan pendekatan (Ariefianto, 2012).

3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penulisan tugas akhir ini adalah data sekunder yang diperoleh dari web resmi Bank Indonesia, yaitu http://www.bi.go.id/. Data tersebut merupakan data kurs mata uang, terhitung sejak tanggal 10 November 2010 sampai dengan 30 September 2013.

Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan deskripsi data
2. Melakukan uji stasioneritas data, jika data tidak stasioner maka dilakukan diferensi.
3. Menetukan model ARIMA yang sesuai untuk data
4. Melakukan uji LM-ARCH untuk menguji efek ARCH/GARCH
5. Menentukan model GARCH yang sesuai untuk model.
6. Melakukan uji asimetris menggunakan cross corellogram kuadrat
7. Menentukan model GARCH asimetris
8. Melakukan verifikasi model yang meliputi uji white noise dan uji normalitas residual data.
9. Melakukan overfitting dan underfitting.
10. Menentukan model terbaik dengan melihat nilai AIC dan SIC
11. Melakukan peramalan beberapa bulan ke depan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistika Deskriptif Curah Hujan di Kota Semarang

Plot data *time series* nilai tukar rupiah terhadap dollar periode 10 November 2010 sampai dengan periode 30 September 2013 (dapat dilihat pada Gambar 2) yang memperlihatkan bahwa data tersebut mengalami tren paling tinggi pada beberapa bulan terakhir sehingga menyebabkan data tidak stasioner. Pada pemodelan runtun waktu diperlukan suatu kondisi stasioneritas terhadap rata-rata dan ragam. Salah satu cara untuk membuat data menjadi stasioner terhadap rata-rata dan ragam adalah transformasi data menjadi data *differencing*.

4.2 Stasioneritas

Nilai untuk uji Stasioneritas ada pada tabel 1.

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-9.893123	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.439411	
	5% level	-2.865429	
	10% level	-2.568897	

Tabel 1. Uji Stasioneritas *Augmented Dickey Fuller*

a) Hipotesis :
   H_0 : $\gamma = 0$ (terdapat akar unit sehingga data tidak stasioner)
   H_1 : $-2 < \gamma < 0$ (tidak terdapat akar unit sehingga data stasioner)
b) Taraf Signifikansi : $\alpha = 5\%$
c) Statistik Uji : $\tau = \frac{\hat{\gamma}}{se(\widehat{\gamma})}$
d) Kriteria Uji :

H_0 ditolak jika τ< nilai statistik ADF atau nilai Probabilitas< α.

e) Keputusan :
H_0 ditolak karena nilai Probabilitas < α
Nilai probabilitas sebesar 0,0000 dan α.yang digunakan 5%.

f) Kesimpulan :
Pada taraf signifikansi α = 5%, H_0 ditolak karena nilai Probabilitas< α sehingga tidak terdapat akar unit sehingga data stasioner dalam mean.

4.3 Identifikasi Model ARIMA

Dari grafik *cross correlogram* didapatkan bahwa model yang dapat digunakan adalah AR(1), AR([4]), AR([5]), MA(1), MA([4]) dan MA([5]). Setelah didapatkan model AR dan MA , maka kita dapatkan kombinasi dari calon model ARIMA adalah ARIMA ([4],1,0), ARIMA ([5],1,[5]), ARIMA ([5],1,[4,5]), ARIMA ([1,5],1,[1,4,5]), ARIMA ([1,4],1,1), ARIMA ([4,5],1,[4]), ARIMA ([4,5],1,[5]), ARIMA ([4,5],1,[1,5]), ARIMA ([4,5],1,[4,5]), ARIMA ([4,5],1,[1,4,5]), ARIMA ([1,4,5],1,[5]), ARIMA ([1,4,5],1,[4,5]).

Pada tahap verifikasi model, model ARIMA ([5],1,[5]) tidak dapat digunakan karena ada parameter yang tidak signifikan. Dari 11 model yang tersisa dilakukan uji *Lagrange Multiplier*. Apabila pada uji ini didapatkan bahwa model mengandung ARCH/GARCH maka model ARIMA tersebut langsung dibawa ke model GARCH.

4.4 Uji *Lagrange Multiplier*

a. Hipotesis :
H_0 : $\alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_m = 0$(tidak ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke-*m*)
H_1 : Ada $\alpha_i \neq 0$, i = 1, 2, ..., m (ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke-*m*)

b. Taraf Signifikansi : α = 5%

c. Statistik Uji :

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(N-2m-1)}$$

d. Kriteria uji :Tolak H_0 jika nilai Probabilitas < $\alpha/2$

e. Keputusan

Tabel 2 : Nilai probabilitas F dari tiap model ARIMA

No	Model	probabilitas	keputusan
1.	ARIMA([4],1,0)	0.0001	Ho ditolak
2.	ARIMA([5],1,[4,5])	0.0001	Ho ditolak
3.	ARIMA([1,4],1,1)	0.0185	Ho ditolak
4.	ARIMA([1,5],1,[1,4,5])	0.0291	Ho diterima
5.	ARIMA([4,5],1,[4])	0.0001	Ho ditolak
6.	ARIMA([4,5],1,[5])	0.0000	Ho ditolak
7.	ARIMA([4,5],1,[1,5])	0.0413	Ho diterima
8.	ARIMA([4,5],1,[4,5])	0.0000	Ho ditolak
9.	ARIMA([4,5],1,[1,4,5])	0.0756	Ho diterima
10.	ARIMA([1,4,5),1,[5])	0.0167	Ho ditolak
11.	ARIMA([1,4,5),1,[4,5])	0.0117	Ho ditolak

f. Kesimpulan

Dari tabel 3 didapatkan bahwa ada 3 model yang tidak memiliki efek ARCH/GARCH, yaitu ARIMA ([1,5],1,[1,4,5]), ARIMA ([4,5],1,[1,5]) dan ARIMA ([4,5],1,[1,4,5]).

4.5 Identifikasi Model GARCH

Setelah diketahui bahwa data nilai tukar rupiah terhadap dollar memiliki efek ARCH, kemudian dimodelkan kedalam bentuk GARCH. Model yang mungkin untuk data tersebut adalah ARIMA ([4],1,0) – GARCH (1,1), ARIMA ([5],1,[4,5]) – GARCH (1,1), ARIMA ([1,4],1,1) – GARCH (1,1), ARIMA ([4,5],1,[4]) – GARCH (1,1), ARIMA ([4,5],1,[5]) – GARCH (1,1), ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – GARCH (1,1), ARIMA ([1,4,5],1,[5]) – GARCH (1,1), ARIMA ([1,4,5],1,[4,5]) – GARCH (1,1).

Pada beberapa calon model di atas, dilakukan uji verifikasi model. Dimana model-model tersebut di uji signifikansi parameternya. Apabila di dalam model tersebut ada parameter yang tidak signifikan maka model tersebut tetap dalam bentuk GARCH simetris. Model yang lolos uji signifikansi parameter adalah ARIMA ([5],1,[4,5]) – GARCH(1,1), ARIMA ([4,5],1,[5]) – GARCH(1,1), ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – GARCH(1,1) dan ARIMA ([4],1,0).

4.6 Uji Efek Asimetris / *Leverage Effect*

Uji secara visual dengan data runtun waktu terlebih dahulu dimodelkan ke dalam model GARCH. Kemudian dari model tersebut diuji apakah memiliki efek asimetris dengan melihat korelasi antara ε_t^2 (standar residual kuadrat model *Box Jenkins*) dengan ε_{t-p} (lag standar residual model GARCH) pada *cross correlogram* yang dapat dilihat pada Lampiran 7. Kriteria pengujiannya adalah jika terdapat batang yang melebihi standar deviasi maka nilai *cross correlation* berbeda signifikan dengan nol yang artinya kondisi *bad news* dan *good news* memberi pengaruh asimetris terhadap volatilitas.

Jika dilihat dari Lampiran 7, dari model ARIMA-GARCH pada kolom lag dan lead diperoleh bahwa nilai korelasinya berbeda signifikan dengan nol karena terdapat batang yang melebihi standar deviasi berarti bahwa runtun waktu bersifat asimetris. Sehingga model dapat kita bawa menuju model GARCH asimetris adalah ARIMA ([5],1,[4,5]) – GARCH(1,1), ARIMA ([4,5],1,[5]) – GARCH(1,1), ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – GARCH(1,1).

4.7 Identifikasi Model GARCH Asimetris

Pada model GARCH yang telah diuji asimetris-nya, model-model GARCH tersebut kita bawa ke model Asimetris. Model Asimetris yang kita gunakan adalah *Eksponential* GARCH, *Treshold* GARCH dan *Autoregressive Power* ARCH. Model – model tersebut kita uji signifikansi parameternya, independensi residual dan normalitas residual. Sehingga didapatkan model akhir ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (1,1).

4.8 *Overfitting Underfitting* Model

Dari model ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (1,1) kita lakukan *overfitting* model menjadi ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (2,1), ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (1,2) dan ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (2,2).

Model-model tersebut kita lakukan uji signifikansi parameter, independensi residual serta normalitas residual sehingga didapatkan hasil akhir yaitu model ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (2,1).

4.9 Pemilihan Model Terbaik

Model yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil merupakan model terbaik. Pada lampiran 8 didapatkan nilai SIC dan AIC sebagai berikut :

Tabel 3. Perbandingan Nilai AIC dan SIC

Model	AIC	SIC
ARIMA([4,5],1,[4,5])-APARCH(1,1)	9.446800	9.505054
ARIMA([4,5],1,[4,5])-APARCH(2,1)	9.377762	9.442489

Berdasarkan nilai AIC dan SIC pada Tabel 20, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang digunakan dalam peramalan adalah model ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (2,1) karena memiliki nilai AIC dan SIC terkecil, yaitu 9.377762 dan 9.442489. Maka model yang kita gunakan adalah model ARIMA([4,5],1,[4,5]) – APARCH (1,1) dengan bentuk persamaannya :

Model varian :

$$\sigma_t^{0.581340} = 0.249433 + 0.206921(|\varepsilon_{t-1}| + 0.261830\varepsilon_{t-1})^{0.581340} - 0,404417(|\varepsilon_{t-2}| + 0.261830\varepsilon_{t-2})^{0.581340} + 0.905474\sigma_{t-1}^{0.581340}$$

Model Mean :

$$Z_t = 0.314238\, Z_{t-4} + 0.702857\, Z_{t-5} + 0.298894a_{t-4} - 0.689405a_{t-5} + a_t$$

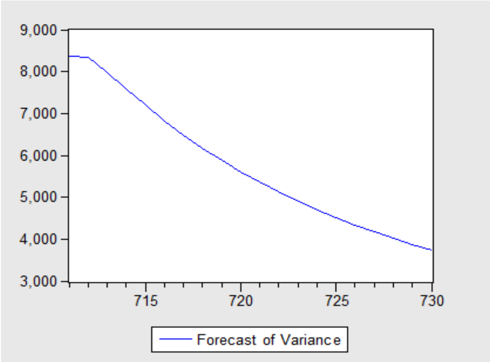
4.10 Peramalan

Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk 20 hari ke depan, yang didapatkan hasil seperti pada tabel 4. Pada tabel 4, diperlihatkan hasil peramalan nilai volatilitas dan nilai variannya.

Tabel 21. Hasil peramalan untuk 20 hari ke depan

Indeks	Peramalan untuk rata-rata	Peramalan untuk variansi
1	11.9978	8360.590
2	-6.501859	8360.699
3	13.62931	8343.824
4	24.25466	7581.250
5	18.25541	7190.825
6	6.389656	6826.132
7	-0.287021	6487.619
8	17.20120	6173.640
9	22.78410	5882.264
10	14.83881	5611.646
11	4.400820	5360.090
12	5.203544	5126.052
13	19.24962	4908.124
14	20.67688	4705.026
15	11.81246	4515.592
16	4.728299	4338.756
17	9.706316	4173.548
18	20.02719	4019.080
19	18.24482	3874.543
20	9.788283	3739.193

Untuk melihat pergerakan peramalan dapat dilihat pada gambar 1, dimana terlihat bahwa hasil permalan untuk 20 hari ke depan mengalami penurunan nilai kurs mata uang rupiah terhadap dollar.



Gambar 5. Grafik peramalan varian untuk 20 hari ke depan

g. KESIMPULAN

Dari pembahasan di atas, didapatkan kesimpulan bahwa dari ketiga model EGARCH, TGARC dan APARCH, model optimal yang dapat digunakan untuk meramalkan kurs rupiah terhadap dollar adalah ARIMA ([4,5],1,[4,5]) – APARCH (2,1) dengan bentuk model umum sebagai berikut :

- Model Mean

$$Z_t = 0.314238\, Z_{t-4} + 0.702857\, Z_{t-5} + 0.298894 a_{t-4} - 0.689405 a_{t-5} + a_t$$

- Model Varian

$$\sigma_t^{0.581340} = 0.249433 + 0.206921(|\varepsilon_{t-1}| + 0.261830\varepsilon_{t-1})^{0.581340} - 0{,}404417(|\varepsilon_{t-2}| + 0.261830\varepsilon_{t-2})^{0.581340} + 0.905474\sigma_{t-1}^{0.581340}$$

h. DAFTAR PUSTAKA

Husaini, M., 2010, *Analisis Dampak Depresiasi Nilai Rupiah terhadap Nilai Tukar Dagang (Term of Trade) dan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia*.

Laurent, S., 2003, *Analytical derivates of the APARCH model,* Forthcoming in Computational Economics.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometri dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews.* Yogyakarta : ANDI

Soejoeti, Z. 1987. *Analisis RuntunWaktu*. Jakarta :Karunika.

Wei, W. 2006. *Time Series Analysis : Unyvariate and Multivariate Methods*. Amerika : Pearson Education, Inc.

Zakoian, M. 2010. *GARCH Models : Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. English : Wiley.