ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 6, Nomor 1, Tahun 2016, Halaman 91-99
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

PEMODELAN *RETURN* SAHAM PERBANKAN MENGGUNAKAN *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH)

Noveda Mulya Wibowo[1], Sugito[2], Agus Rusgiyono[3]
[1]Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

ARIMA model is basically one of the models that can be applied in the time series data. In this ARIMA model, there is an assumption that the error variance of this model is constant. The price of stocks of the time series financial data, especially *return* has the trend to change quickly from time to time and it is actually *fluctuative*, so its error variance is inconstant or in another word, it calls as *heteroscedasticity*. To overcome this problem, it can be used the model of *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) or *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticiy* (GARCH). Furthermore, the financial data commonly has the different effect between the value of positive error and negative error toward the volatility data that is known as asymmetric effect. Indeed, one of the models used in this research, to overcome the problem of either *heteroscedasticity* or asymmetric effect toward the *return* of the close-stocks price of Banking daily is GARCH of asymmetric model that is *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH). The data of this research is the *return* data of the close-stocks price of Banking in November 1st 2013 to August 24th 2016. From the result of this analysis, it is gained several models of EGARCH. ARIMA model ([2,4],0,[2,4])-EGARCH (1,1) is such a best model for it has the lowest AIC value than any other models.

Keywords: Return, Heteroscedasticity, Asymmetric effect, ARCH/GARCH, EGARCH.

1. PENDAHULUAN

Investor mempunyai banyak cara dalam melakukan investasi misalnya dengan melakukan investasi di pasar modal. Pasar modal adalah tempat atau sarana bertemunya antara permintaan dan penawaran atas instrumen keuangan jangka panjang (lebih dari satu tahun) seperti saham, obligasi, waran, reksadana. Di pasar modal inilah setiap investor dapat memilih berbagai investasi yang ada, dimana setiap investasi memiliki karakteristik tersendiri dalam hal tingkat pengembalian dan risiko.

Data finansial, termasuk harga saham , biasanya memiliki kecenderungan berfluktuasi secara cepat dari waktu ke waktu sehingga variansi dari biasnya akan selalu berubah setiap waktu atau tidak konstan (Heteroskedastisitas). Model runtun waktu yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut diantaranya adalah *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) yang dikemukakan oleh Engle (1982). Model ARCH digeneralisasikan oleh Bollerslev (1986) yang dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) bertujuan untuk mengatasi orde yang terlalu tinggi pada model ARCH.

Model ARCH/GARCH mengasumsikan bahwa bias yang positif dan bias yang negatif akan memberikan pengaruh yang sama terhadap volatilitasnya. Namun pada umumnya data finansial justru menunjukkan fenomena ketidaksimetrisan antara nilai bias positif dan bias negatif terhadap volatilitasnya[7]. Salah satu model untuk mengatasi masalah tersebut yang akan dibahas pada penelitian ini adalah *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Runtun Waktu

Metode runtun waktu adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu.

Dasar pemikiran *time series* adalah pengamatan sekarang (Z_t) tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}). Dengan kata lain, model *time series* dibuat karena secara statistik ada korelasi (dependen) antar deret pengamatan[1].

2.1.1 Stasioneritas

Secara sederhana suatu data bersifat stasioner jika ia memiliki tendensi untuk bergerak di sekitar nilai tertentu dengan rentang yang konstan serta autokovarians yang konstan. Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut[5].

2.1.2 Uji *Augmented Dickey-Fuller*

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas data yakni dengan melihat apakah terdapat akar unit di dalam model atau tidak[8].

Uji ADF *dapat* dilakukan dengan tahap pengujian hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $|\phi_1| = 1$(terdapat akar unit dalam data atau data tidak stasioner)

H_1 : $|\phi_1| < 1$(tidak terdapat akar unit dalam data atau data stasioner)

Statistik uji:

$$T = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{SE(\hat{\phi}_1 - 1)} \qquad (1)$$

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika T$< ADF_{n;\alpha}$ atau *P-value* < α, sehingga Z_t adalah proses stasioner.

Fungsi Autokorelasi (FAK) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (FAKP)

Fungsi autokorelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan:

$$\rho_k = \frac{Cov\ (Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} \quad \text{atau} \quad \rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \qquad (2)$$

dimana $Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \gamma_0, \gamma_k$ dinamakan fungsi autokovarian.

Fungsi autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k} adalah[8]:

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-4} & \rho_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-4} & \rho_{k-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \qquad (3)$$

2.2 Model Box Jenkins

Model AR (*Autoregressive*) pada orde p menyatakan bahwa suatu model dimana pengamatan pada waktu ke-*t* berhubungan linier dengan pengamatan waktu sebelumnya t-1, t-2, ..., t-p[8]. Secara umum proses AR orde ke-p dapat dibentuk sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (4)$$

Model *Moving Average* (MA) digunakan untuk menjelaskan suatu fenomena bahwa suatu observasi pada waktu t (Z_t) dinyatakan sebagai kombinasi linier dari sejumlah *error* acak (a_t). Proses MA berorde q atau proses MA(q) secara umum dapat didefinisikan sebagai berikut[7]:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_1 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

Model *Autoregreassive Moving Average* (ARMA) merupakan gabungan model AR dan MA. Model umum untuk proses ARMA dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (6)$$

Implementasi ARMA (p,q) pada data yang telah distasionerisasi melalui diferensi pertama atau lebih (orde d) disebut dengan proses ARIMA (p,d,q). Secara matematis model ARIMA (p,d,q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) + a_t \quad (7)$$

2.3 Tahapan Pemodelan ARIMA

2.3.1 Identifikasi model

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui apakah data runtun waktu hanya merupakan proses AR (p) atau hanya merupakan proses MA (q) atau proses ARMA (p,q) atau proses ARIMA (p,d,q). Namun sebelumnya, harus diketahui apakah data runtun waktu stasioner atau tidak. Hal ini juga berguna untuk menentukan orde-d pada model ARIMA. Identifikasi model dilakukan dengan membuat plot FAK dan FAKP.

2.3.2 Estimasi Parameter

Langkah selanjutnya setelah mengidentifikasi nilai yang sesuai pada p dan q adalah mengestimasi parameter dari autoregresinya dan rata-rata bergerak yang termasuk dalam modelnya. Pengujian parameter dilakukan secara individu pada setiap parameter yang ada pada model.

2.3.3 Verifikasi Model

2.3.3.1 Uji Independensi Residual

Uji independensi residual digunakan untuk mendeteksi apakah ada korelasi antar lag. Metode yang digunakan adalah metode *Ljung-Box*.

Hipotesis:

H_0 : $(\forall_k)\ \rho_k = 0$, k = 1,2,...,m (tidak ada korelasi residual antar jeda)

H_1 : $(\exists_k)\ \rho_k \neq 0$, k = 1,2,...,m (ada korelasi residual antar jeda)

Statistik uji:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{m}(n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^{\,2} \quad (8)$$

dengan,

n = banyaknya data

m = banyaknya jeda yang diuji

$\hat{\rho}_k$ = autokorelasi residual pada jeda ke-k

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $Q_{(m)} > \chi^2_{(\alpha;m)}$ atau p-value < α

2.3.3.2 Uji Normalitas Residual

Uji yang digunakan adalah uji *Jarque Bera*[6].

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$\text{JB} = \frac{n}{6}\left(Sk^2 + \frac{(K-3)^2}{4}\right) \tag{9}$$

dimana n adalah banyaknya data, Sk adalah skewness, dan K adalah kurtosis.
Kriteria uji:
Tolak H_0 jika JB > $\chi^2_{(2)}$ atau p-value < α

2.4 Model ARCH dan GARCH

Model ARCH mengasumsikan bahwa varian residual pada satu titik waktu adalah fungsi dari residual di titik waktu lain. Bentuk umum dari model ARCH(p)[7]:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p a_{t-p}^2 \tag{10}$$

Bollerslev dan Taylor (1986) mengembangkan model ARCH kedalam model yang lebih umum yang dikenal sebagai *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Secara matematis model GARCH(p,q) dapat dibuat dalam bentuk berikut[7]:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{11}$$

Dimana $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, dan $0 < \left(\alpha_i + \beta_j\right) < 1$.

2.5 Uji Tanda Bias

Uji Tanda Bias dapat digunakan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh asimetrik atau tidak pada data. Uji efek asimetris dilakukan berdasarkan persamaan regresi berikut[2]:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \varphi_3 S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + u_t \tag{12}$$

Pengujian parameter pada persamaan (12) dilakukan dengan hipotesis berikut:
H_0: $(\forall_j)$ $\varphi_j = 0$,j = 1, 2, 3 (bias bersifat simetris)
H_1: $(\exists_j)$ $\varphi_j \neq 0$, j=1,2,3 (bias bersifat asimetris)
Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{SSR_0/m}{SSR_1/n-m-1} \tag{13}$$

dimana $SSR_o = \sum_{t=1}^{n}(\hat{\varepsilon}_t^2 - \omega)^2$, $\omega = \frac{\sum_{t=1}^{n}\varepsilon_t^2}{n}$, $SSR_1 = \sum_{t=1}^{n} u_t^2$, u_t^2 adalah residual kuadrat, n adalah jumlah pengamatan dan m adalah jumlah parameter yg diuji.
Kriteria uji:
Tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau *p-value* < α.

2.6 Model EGARCH

Pada model ini residual yang lebih kecil dari nol (*bad news*) dan residual yang lebih besar dari nol (*good news*) memberi pengaruh yang berbeda terhadap variansinya. Model EGARCH(p,q) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \left|\frac{a_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right| + \sum_{k=1}^{r} \gamma_k \frac{a_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \tag{14}$$

dimana $\alpha_0, \alpha_i, \beta_j$ merupakan konstanta parameter model EGARCH(p,q)

2.7 Estimasi *Quasi Maximum Likelihood*

Metode *Quasi Maximum Likelihood Estimation* (QMLE) membantu menguatkan hasil inferensi *maximum likelihood* bila asumsi bias terlanggar. Metode QML merupakan metode estimasi yang dilakukan terhadap variansi-kovariansi parameter model.. Estimasi QML masih tetap memanfaatkan metode *maximum likelihood* sebagai dasar, sehingga

perhitungan variansi-kovariansi quasi juga merupakan nilai-nilai yang dihasilkan dari metode *maximum likelihood*.
Fungsi *likelihood* dituliskan:

$$L(\epsilon_1, \ldots, \epsilon_T|\theta) = \prod_{t=1}^{T} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \exp\left(\frac{-a_t^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (15)$$

Dengan menggunakan logaritma natural persamaan (15), diperoleh fungsi log *likelihood* bersyarat dapat ditulis sebagai berikut (mengabaikan konstanta):

$$L_T(\theta) = \frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T} l_t(\theta) \quad (16)$$

dimana $l_t(\theta) = -\left(ln\sigma_t^2(\theta) + \frac{a_t^2}{\sigma_t^2(\theta)}\right)$ (17)

Fungsi *likelihood* tidak perlu normal, dengan kata lain proses (Z_t) tidak perlu menjadi Gaussian white noise, L_T disebut fungsi *quasi likelihood*.

2.8 Uji *Lagrange Multiplier* (LM)

Uji Lagrange-Multiplier (LM) yang dikenalkan oleh Engle digunakan untuk mengecek ada tidaknya efek ARCH.
Hipotesis:
H_0 :$(\forall_i)$ $\alpha_i = 0$, i = 1, 2, ... , *m* (tidak ada efek ARCH/GARCH dalam bias sampai jeda ke-*m*)
H_1 : $(\exists_i)$ $\alpha_i \neq 0$, i = 1, 2, ..., *m* (ada efek ARCH/GARCH dalam bias sampai jeda ke-*m*)
Statistik uji:

$$LM = NR^2 \quad (18)$$

dengan N adalah banyaknya pengamatan, R^2 adalah nilai koefisien determinasi, m adalah banyaknya jeda yang diuji, dan a_t^2 adalah kuadrat residual dari residual pada waktu ke *t*.
Kriteria uji:
Tolak H_0 jika nilai probabilitas LM > $\chi^2_{(m)}$ atau p-value < α

2.9 Pemilihan Model Terbaik

Nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) dapat digunakan untuk menentukan pemilihan model terbaik. Model yang terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC yang minimal. Rumus untuk memperoleh nilai AIC ditulis sebagai berikut[6]:

$$AIC = n\log\left(\frac{SSR}{n}\right) + 2m \quad (19)$$

dengan *n* adalah ukuran sampel, SSR = $\sum_{i=1}^{n} \hat{\varepsilon}_i^2$, dan m adalah jumlah parameter pada model.

2.10 *Return*

Return adalah keuntungan yang diperoleh oleh perusahaan, individu dan institusi dari hasil kebijakan investasi yang dilakukannya. *Return* dihitung secara harian dengan menggunakan logaritma natural atau *Continous Compounding Return*, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$R(P_t) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (20)$$

dimana: $R(P_t)$: return harga penutupan saham harian PT. Perbankan pada waktu ke-*t*
P_t : harga penutupan saham harian Perbankan pada waktu ke-*t*.
P_{t-1} : harga penutupan saham harian Perbankan pada waktu ke- *t*-1

3. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang diguakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data indeks harga saham gabungan dari tanggal 1 November 2013 sampai 24 Agustus 2016, yang diperoleh dari www.finance.yahoo.com. Penelitian ini menggunakan data *return* dari harga penutupan saham harian Perbankan sebanyak 724 data.

3.2 Langkah-langkah Analisis Data

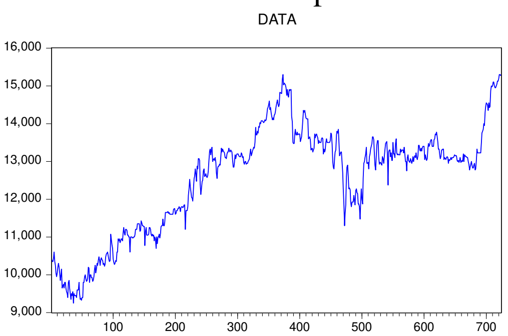
Pengolahan data pada penelitian ini yaitu menggunakan software *Eviews 8.* Adapun Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data adalah:

1. Mengubah data harga penutupan saham harian Perbankan menjadi data return.
2. Identifikasi model ARIMA menggunakan uji ADF untuk melihat kestasioneran data. Selanjutnya membuat grafik FAK dan FAKP untuk menentukan model yang sesuai.
3. Estimasi parameter model ARIMA.
4. Verifikasi model yaitu melakukan uji independensi residual dan uji normalitas residual.
5. Melakukan uji Lagrange Multiplier untuk mengetahui apakah terdapat efek ARCH/GARCH pada model.
6. Identifikasi model GARCH.
7. Melakukan estimasi parameter model GARCH.
8. Melakukan uji tanda bias untuk mengetahui adanya efek asimetris pada data
9. Identifikasi model EGARCH.
10. Estimasi parameter model EGARCH menggunakan metode *quasi maximum likelihood*.
11. Melakukan uji Lagrange Multiplier untuk melihat apakah masih ada efek ARCH/GARCH dalam model.
12. Memilih model EGARCH terbaik.

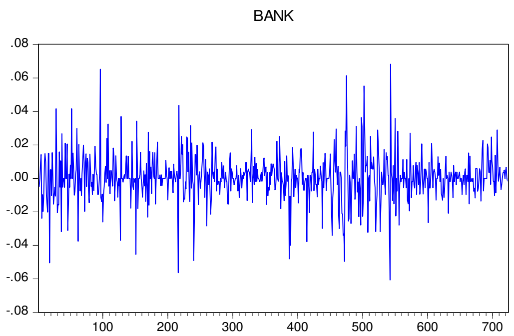
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Stasioneritas

Berikut ini adalah plot runtun waktu data Perbankan dan return Perbankan:



Gambar 1. Plot Perbankan



Gambar 2. Plot Return Perbankan

Plot runtun waktu data penutupan Perbankan tidak satsioner karena plot memperlihatkan peningkatan nilai seiring bertambahnya waktu dan kembali turun secara berkala. Sedangkan plot runtun waktu data *return* menunjukkan bahwa data stasioner dalam mean, karena rata-rata pengamatan bernilai konstan disepanjang waktu.

Uji stasioneritas secara formal dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller*. Berikut hasil uji *Augmented Dickey-Fuller*:

Tabel 1. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller*

		t-statistic	Prob
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-26,34601	0,0000
Test critical values:	5% level	-2,865321	

Berdasarkan tabel diatas dapat disimpulkan bahwa data *return* IHSG stasioner dalam mean karena nilai probabilitas = 0,0000 < α = 0,05 atau mutlak nilai uji ADF (*t-Statistic* = |-26,34601|) lebih besar dibandingkan *Test critical values 5% level* = -2,865321.

4.2 Pembentukan Model Box Jenkins

Plot fungsi autokorelasi terpotong pada jeda 2, 4, dan 5 sedangkan plot fungsi autokorelasi parsial terpotong pada jeda 2, 4, 5, dan 6. Sehingga model ARIMA teridentifikasi adalah ARIMA ([2,4,5],0,0), ARIMA ([2,4],0,[2,4]) ARIMA ([2,4],0,5), ARIMA ([2,5],0,4), ARIMA ([4,5],0,2), ARIMA (2,0,[4,5]), ARIMA (4,0,[2,5]), ARIMA (5,0,[2,4]), ARIMA (2,0,2), ARIMA (2,0,4), ARIMA (4,0,2), ARIMA (4,0,4), ARIMA (5,0,2), ARIMA (0,0,[2,4,5]). Selanjutnya dilakukan estimasi terhadap parameter-parameter yang terdapat dalam model ARIMA. Berdasarkan uji signifikansi parameter, disimpulkan bahwa setiap parameter yang terdapat pada model ARIMA signifikan terhadap model. Kemudian pada uji independensi residual diperoleh kesimpulan bahwa tidak ada korelasi antar lag di setiap model yang teridentifikasi. Selanjutnya dilakukan uji normalitas yang diperoleh kesimpulan bahwa semua model tidak memenuhi asumsi normalitas.

4.3 Uji *Lagrange Multiplier*

Hasil pengujian ditunjukkan tabel dibawah ini:

Tabel 2. Hasil Uji *Lagrange Multiplier*

Model	LM	Probabilitas
ARIMA ([2,4,5],0,0)	33,65173	0,0000
ARIMA ([2,4],0,[2,4)	42,60929	0,0000
ARIMA ([2,4],0,5)	33,49526	0,0000
ARIMA([2,5],0,4)	32,95744	0,0000
ARIMA([4,5],0,2)	33,62985	0,0000
ARIMA(2,0,[4,5])	33,01806	0,0000
ARIMA(4,0,[2,5])	33,41907	0,0000
ARIMA (5,0,[2,4]	33,03896	0,0000
ARIMA (2,0,2)	32,70414	0,0000
ARIMA (2,0,4)	33,00051	0,0000
ARIMA(4,0,2)	32,73627	0,0000

Dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada bias setiap model karena nilai prob < 0,05. Untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas pada sisaan yang ada pada model ARIMA dilakukan pemodelan menggunakan model GARCH. Model GARCH yang terbentuk adalah ARIMA ([2,4,5],0,0) GARCH(1,1), ARIMA ([2,4],0,[2,4]) GARCH(1,1), ARIMA ([2,4],0,5) GARCH(1,1), ARIMA ([2,5],0,4) GARCH(1,1), ARIMA ([4,5],0,2) GARCH(1,1), ARIMA (2,0,[4,5]) GARCH(1,1), ARIMA (4,0,[2,5]) GARCH(1,1), ARIMA (5,0,[2,4]) GARCH(1,1), ARIMA (2,0,2) GARCH(1,1), ARIMA (2,0,4) GARCH(1,1), ARIMA (4,0,2) GARCH(1,1), ARIMA (4,0,4) GARCH(1,1), ARIMA (5,0,2) GARCH(1,1), ARIMA (0,0,[2,4,5]) GARCH(1,1).

4.4 Uji Tanda Bias

Uji ini dilakukan untuk mengetahui adanya efek asimetris pada data *return* harga penutupan saham harian PT Bank X . Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Hasil Uji Tanda Bias

Model	F-statistics	Probabilitas
ARIMA ([2,4],0,[2,4]) GARCH(1,1)	7,568273	0,000055
ARIMA (2,0,2) GARCH(1,1)	7,728073	0,000044
ARIMA (4,0,4) GARCH(1,1)	6,771474	0,000166

Dilihat berdasarkan nilai probabilitas dapat disimpulkan bahwa terdapat efek asimetris pada data, artinya dapat dimodelkan menggunakan model EGARCH.

Model EGARCH yang terbentuk adalah ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1), ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1), ARIMA(4,0,4) EGARCH(1,1).

4.5 Estimasi Parameter Model EGARCH

Model EGARCH yang terbentuk adalah ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1), ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1), ARIMA(4,0,4) EGARCH(1,1). Hasil estimasi parameter dari ketiga model EGARCH ini adalah:

Tabel 4. Hasil Uji Signifikansi Parameter Model EGARCH

Model	Parameter	Koefisien	Probabilitas	Keputusan
ARIMA ([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1)	ϕ_2	-0,965369	0,0000	H_0 ditolak
	ϕ_4	-0,893484	0,0000	H_0 ditolak
	θ_2	1,018366	0,0000	H_0 ditolak
	θ_4	0,933476	0,0000	H_0 ditolak
	α_0	-0,647185	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,118355	0,0000	H_0 ditolak
	γ_1	-0,129779	0,0000	H_0 ditolak
	β_1	0,934714	0,0000	H_0 ditolak
ARIMA (2,0,2) EGARCH(1,1)	ϕ_2	-0,984059	0,0000	H_0 ditolak
	θ_2	0,9831559	0,0000	H_0 ditolak
	α_0	-0,698698	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,131021	0,0000	H_0 ditolak
	γ_1	-0,117721	0,0000	H_0 ditolak
	β_1	0,929599	0,0000	H_0 ditolak
ARIMA (4,0,4) EGARCH(1,1)	ϕ_4	-0,973761	0,0000	H_0 ditolak
	θ_4	0,986768	0,0000	H_0 ditolak
	α_0	-0,769128	0,0000	H_0 ditolak
	α_1	0,148707	0,0000	H_0 ditolak
	γ_1	-0,121390	0,0000	H_0 ditolak
	β_1	0,923073	0,0000	H_0 ditolak

4.6 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) paling minimal. Nilai AIC model EGARCH ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 5. Nilai AIC Model EGARCH

Model	Nilai AIC
ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1)	-5,853334
ARIMA(2,0,2) EGARCH(1,1)	-5,840613
ARIMA(4,0,4) EGARCH(1,1)	-5,835447

Berdasarkan nilai AIC didapatkan bahwa model ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1) adalah model terbaik karena memiliki nilai AIC yang paling kecil. Sehingga model yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0{,}965369\, Z_{t-2} - 0{,}893484\, Z_{t-4} + a_t + 1{,}018366\, a_{t-2} + 0{,}933476\, a_{t-4}$$
$$ln\sigma_t^2 = \text{-}0{,}647185 + 0{,}118355 \left|\frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| - 0{,}129779\, \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0{,}934714 \ln(\sigma_{t-1}^2)$$

4.7 Peramalan *Return* Harga Penutupan Saham Harian Perbankan

Untuk membuktikan bahwa model ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1) dapat digunakan untuk meramalkan nilai return Perbankan maka dilakukan peramalan untuk 5 hari kedepan yaitu tanggal 25 Agustus 2016 sampai 29 Agustus 2016. Hasil peramalan dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 6. Hasil Peramalan

Tanggal	Peramalan Return	Return
25/08/2016	0,000658	-0,003273
26/09/2016	-0,000997	-0,003284
27/09/2016	-0,000712	-0,011579
28/09/2016	-0,000382	-0,001665
29/09/2016	0,000203	0,003327

5. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Model EGARCH yang dapat terindentifikasi dan memiliki parameter-parameter yang signifikan yaitu ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1), ARIMA([2],0,[2]) EGARCH(1,1) dan ARIMA([4],0,[4]) EGARCH(1,1)
2. ARIMA([2,4],0,[2,4]) EGARCH(1,1) merupakan model terbaik dengan nilai AIC paling kecil yaitu -5,853334
3. Model return harga penutupan saham harian Perbankan yang dapat dihasilkan adalah:
$$Z_t = -0{,}965369\, Z_{t-2} - 0{,}893484\, Z_{t-4} + a_t + 1{,}018366\, a_{t-2} + 0{,}933476\, a_{t-4}$$
$$ln\sigma_t^2 = \text{-}0{,}647185 + 0{,}118355 \left|\frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| - 0{,}129779\, \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0{,}934714 \ln(\sigma_{t-1}^2)$$

DAFTAR PUSTAKA

[1] Aswi dan Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Andira Publisher, Makasar.

[2] Brook, C. 2008. *Introductory Econometrics for Finance Second Edition*. Cambridge University Press, New York.

[3] Fahmi, I. 2013. *Pengantar Pasar Modal*. Alfabeta, Bandung.

[4] Gujarati, D.N dan Porter, D.C. 1978. *Dasar-dasar Ekonometrika Edisi Kelima*. R. Carlos Mangunsong. Penerjemah. Salemba Empat, Jakarta. Terjemahan dari: Basic Econometrics 5th ed.

[5] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Penerjemah. Erlangga, Jakarta. Terjemahan dari: Forecasting Methods and Applications second Edition.

[6] Rosadi, D. 2011. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Andi Offset, Yogyakarta.

[7] Tsay, R.S. 2002. *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley and Sons, inc., Canada.

[8] Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Canada.