ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 5, Nomor 3, Tahun 2016, Halaman 465-474
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

PEMODELAN *RETURN* INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN MENGGUNAKAN *THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (TGARCH)

Maidiah Dwi Naruri Saida[1], Sudarno[2], Abdul Hoyyi[3]
[1]Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

ARIMA model is one of modeling method that can be applied on time series data. It assumes that the variance of residual is constant. Time series data, particularly the return of composite stock price index, tend to change rapidly from time to time and also fluctuating, which cause heteroscedasticity where the variance of residual is not constant. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) or Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) can be used to construct model of financial data with heteroscedasticity. Besides of having inconsistent variance, financial data usually shows phenomenon where the difference of the effect between positive error value and negative error value towards data volatility, called asymmetric effect. Therefore, one of the GARCH asymmetric models, Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (TGARCH) is used in this research to solve heteroscedasticity and asymmetric effect in stock price index return. The data in this research is stock price index return from January 2nd, 2013 until October 30th, 2015. From the analysis, TGARCH models are obtained. ARIMA([3],0,[26])-TGARCH(1,1) is the best model because it has the smallest AIC value compared to other models. It produces the forecast value of stock price index return nearly the same with actual return value on the same day.

Keywords: Return, Heteroscedasticity, Asimmetry effect, ARCH/GARCH, TGARCH.

1. PENDAHULUAN

Meskipun di Indonesia pengetahuan dan pemahaman mengenai pasar modal belum sebaik di negara-negara maju, namun jika dilihat kurun waktu selama ini, pasar modal telah mengalami perkembangan yang cukup signifikan. Pada pasar modal diperdagangkan surat-surat berharga yang dapat dibedakan menjadi surat berharga bersifat hutang dan surat berharga yang bersifat pemilikan. Surat berharga yang bersifat pemilikan dikenal dengan nama saham[3]. Investasi saham oleh investor diharapkan memberikan keuntungan, namun tidak dapat dipungkiri bahwa saham juga mengandung risiko. Keuntungan yang diperoleh oleh perusahaan, individu dan institusi dari hasil kebijakan investasi yang dilakukannya tersebut dinamakan dengan *return*. Seorang investor, analis, bahkan masyarakat awan membutuhkan suatu indikator yang dapat menunjukkan pergerakan harga saham dalam mengambil keputusan berinvestasi. Indeks harga saham gabungan (IHSG) dapat digunakan untuk melihat pergerakan harga saham karena IHSG mengukur kinerja kerja saham, dimana jumlah saham yang akan dihitung kinerjanya tersebut lebih dari satu saham yang tercatat pada bursa efek.

Data finansial, termasuk indeks harga saham gabungan, biasanya memiliki kecenderungan berfluktuasi secara cepat dari waktu ke waktu sehingga variansi dari *error*nya 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 error yang positif dan error yang negatif akan memberikan pengaruh yang sama terhadap volatilitasnya. Namun pada umumnya data finansial justru menunjukkan fenomena ketidaksimetrisan antara nilai *error* positif dan *error* negatif terhadap volatilitasnya[7]. Salah satu model untuk mengatasi masalah tersebut yang akan dibahas pada penelitian ini adalah *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TGARCH).

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 *unit root* di dalam model atau tidak[4].

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

H_0 : $\beta_C = 0$ (terdapat *unit root* dalam data atau data tidak stasioner)

H_1 : $\beta_c < 0$ (tidak terdapat *unit root* dalam data atau data stasioner)

Statistik uji:

$$\text{ADF} = \frac{\widehat{\beta_c}}{SE\ (\widehat{\beta_c})} \qquad (1)$$

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika nilai statistik uji ADF memiliki nilai lebih kecil dibandingkan nilai daerah kritik atau jika nilai probabilitas < α.

2.1.3 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[1]. Secara umum proses AR orde ke-p dapat dibentuk sebagai berikut:

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

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]:

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

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

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

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:

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

dengan $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$ merupakan operator AR yang stasioner dan $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$ merupakan operator MA yang invertibel.

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 : $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_m = 0$ (tidak ada korelasi residual antar lag)

H_1 : Paling sedikit ada satu $\rho_k \neq 0$ dengan k = 1,2,...,m (ada korelasi residual antar lag)

Satistik uji:

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

dengan,

n = banyaknya data

m = banyaknya lag yang diuji

$\hat{\rho}_k$ = autokorelasi residual pada lag 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:

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

dimana n adalah banyaknya data, S 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]:

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

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$

dimana a_t merupakan nilai sesatan ke-t yang diperoleh dari model ARIMA, ϵ_t adalah nilai sesatan ke-t dari model, $\alpha_0 > 0$ dan $\alpha_i \geq 0$ untuk setiap i = 1, ..., p.

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]:

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

$$a_t = \epsilon_t \sigma_t$$

σ_t adalah akar dari σ_t^2 dan $\epsilon_t \sim Niid$ (0,1), $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, dan $0 < (\alpha_i + \beta_j) < 1$.

2.5 Uji Sign Bias

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

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

Pengujian parameter pada persamaan (12) dilakukan dengan hipotesis berikut:

H_0: $\varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = 0$ (residual bersifat simetris)

H_1: paling sedikit ada satu $\varphi_j \neq 0$, untuk j=1,2,3 (residual bersifat asimetris)

Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{SSR_0/k}{SSR_1/n-k-1} \quad (13)$$

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 k adalah jumlah parameter yg diuji.

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau *p-value* < α.

2.6 Model TGARCH

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 TGARCH(p,q) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, a_{t-i}^2 + \lambda_i S_{t-1}^- a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (14)$$

dimana $\alpha_0, \alpha_i, \beta_j$ merupakan konstanta parameter model TGARCH(p,q) dan λ_i merupakan *leverage effect*. S_{t-1}^- merupakan variabel *dummy* bernilai 1 ketika $a_{t-i} < 0$ dan bernilai 0 ketika $a_{t-i} \geq 0$.

2.7 Estimasi *Quasi Maximum Likelihood*

Metode *Quasi Maximum Likelihood Estimation* (QMLE) membantu menguatkan hasil inferensi *maximum likelihood* bila asumsi *error* 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:

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

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 : $\alpha_1 = \cdots = \alpha_m = 0$ (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*)

Statistik uji:

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

dengan N adalah banyaknya pengamatan, R^2 adalah nilai koefisien determinasi, m adalah banyaknya *lag* 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]:

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

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

2.10 Indeks Harga Saham Gabungan

Indeks harga saham gabungan merupakan suatu nilai untuk mengukur kinerja saham yang tercatat di suatu bursa efek. Makna gabungan disini berarti bahwa kinerja saham yang dimaksudkan dalam hitungan jumlah sahamnya lebih dari satu saham, bahkan seluruh saham yang tercatat pada bursa efek tersebut. Indeks harga saham gabungan mempunyai tiga manfaat utama, yaitu sebagai penanda arah pasar, pengukur tingkat keuntungan, dan tolok ukur kinerja portofolio.

2.11 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:

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

dimana: $R(P_t)$: return indeks harga saham gabungan pada waktu ke-t

P_t : indeks harga saham gabungan pada waktu ke-t, dengan $t = 1, 2, ...$

P_{t-1} : indeks harga saham gabungan 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 2 Januari 2013 sampai 30 Oktober 2015, yang diperoleh dari website Yahoo Finance (www.finance.yahoo.com). Penelitian ini menggunakan data *return* dari indeks harga saham gabungan sebanyak 688 data.

3.2 Langkah-langkah Analisis Data

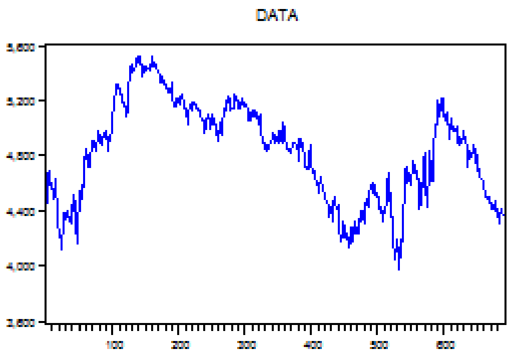
Pengolahan data pada penelitian ini yaitu menggunakan software *Eviews 8*. Adapun Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data adalah:

1. Mengubah data indeks harga saham gabungan menjadi data return.
2. Identifikasi model ARIMA menggunakan plot time series 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. Apabila diperlukan model yang lebih luas, maka dapat dilakukan underfitting dan overfitting model.
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 sign bias test untuk mengetahui adanya efek asimetris pada data
9. Identifikasi model TGARCH.
10. Estimasi parameter model TGARCH menggunakan metode *quasi maximum likelihood*.
11. Melakukan uji Lagrange Multiplier untuk melihat apakah masih ada efek ARCH/GARCH dalam model.
12. Memilih model TGARCH terbaik.

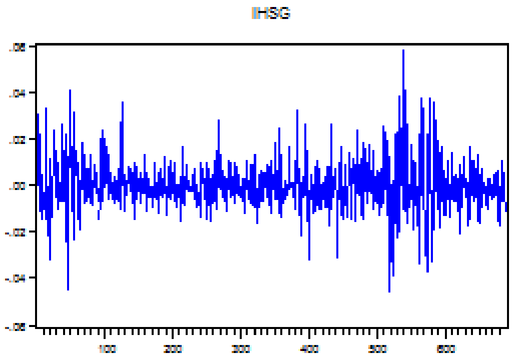
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Stasioneritas

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



Gambar 1. Plot IHSG



Gambar 2. Plot Return IHSG

Plot runtun waktu data penutupan IHSG 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		-23,47925	0,0000
Test critical values:	5% level	-2,865580	

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* = |-23,47925|) lebih besar dibandingkan *Test critical values 5% level* = -2,865580.

4.2 Pembentukan Model Box Jenkins

Plot fungsi autokorelasi terpotong pada lag 1, 3, 12, 15, 26, 32, dan 35 sedangkan plot fungsi autokorelasi parsial terpotong pada lag 1, 3, 12, 26, 32, 35, dan 36. Sehingga model ARIMA teridentifikasi adalah ARIMA ([1,26],0,[3,35]), ARIMA ([1,32],0,[3,26]), ARIMA ([1,35],0,[3,26]), ARIMA ([3,26],0,[1,35]), ARIMA([3,32],0,[1,12]), ARIMA ([3,35],0,[1,26]), ARIMA ([3,36],0,[1,12]), ARIMA ([3,36],0,[1,26]), ARIMA ([12,26],0,[1,3]), ARIMA ([26,35],0,[1,3]), dan ARIMA ([32,36],0,[1,3]).

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 ([1,26],0,[3,35])	17,43087	0,0000
ARIMA ([1,32],0,[3,26])	15,58573	0,0001
ARIMA ([1,35],0,[3,26])	15,91163	0,0001

ARIMA ([3,26],0,[1,35])	17,28118	0,0000
ARIMA ([3,32],0,[1,12])	19,32118	0,0000
ARIMA ([3,35],0,[1,26])	15,78177	0,0001
ARIMA ([3,36],0,[1,12])	19,50297	0,0000
ARIMA ([3,36],0,[1,26])	17,77873	0,0000
ARIMA ([12,26],0,[1,3])	21,03222	0,0000
ARIMA ([26,35],0,[1,3])	17,62587	0,0000
ARIMA ([32,36],0,[1,3])	17,78816	0,0000

Dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada sisaan 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([26],0,[3]) GARCH(1,1), ARIMA([3],0,[26]) GARCH(1,1), ARIMA([32],0,[3,26]) GARCH(1,1), ARIMA([3],0,0) GARCH(1,1), ARIMA([12,26],0,[3]) GARCH(1,1), ARIMA(0,0,[26]) GARCH(1,1), ARIMA([3,26],0,0) GARCH(1,1), ARIMA([32],0,[3]) GARCH(1,1), ARIMA([3,32],0,0) GARCH(1,1).

4.4 Uji *Sign Bias*

Uji ini dilakukan untuk mengetahui adanya efek asimetris pada data *return* indeks harga saham gabungan. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Hasil Uji *Sign Bias*

Model	F-statistics	Probabilitas
ARIMA ([26],0,[3]) GARCH(1,1)	8,910250	0,000009
ARIMA ([32],0,[3,26]) GARCH(1,1)	8,091554	0,000027
ARIMA (0,0,[26]) GARCH(1,1)	8,886180	0,000009
ARIMA ([3,26],0,0) GARCH(1,1)	9,050855	0,000007
ARIMA ([3,32],0,0) GARCH(1,1)	8,189558	0,000023
ARIMA ([3],0,[26]) GARCH(1,1)	9,235512	0,000005
ARIMA ([3],0,0) GARCH(1,1)	8,732863	0,000011
ARIMA ([12,26],0,[3]) GARCH(1,1)	10,05859	0,000002
ARIMA ([32],0,[3]) GARCH(1,1)	8,164898	0,000024

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

Model TGARCH yang terbentuk adalah ARIMA([26],0,[3]) TGARCH(1,1), ARIMA([32],0,[3,26]) TGARCH(1,1), ARIMA(0,0,[26]) TGARCH(1,1), ARIMA ([3,26],0,0) TGARCH(1,1), ARIMA([3,32],0,0) TGARCH(1,1), ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1), ARIMA([3],0,0) TGARCH(1,1), ARIMA([12,26],0,[3]) TGARCH(1,1), dan ARIMA([32],0,[3]) TGARCH(1,1).

4.5 Estimasi *Parameter* Model TGARCH

Pada uji estimasi terdapat beberapa parameter pada model TGARCH yang tidak signifikan terhadap model. Namun terdapat tiga model yaitu ARIMA(0,0,[26]) TGARCH(1,1), ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1), dan ARIMA([3],0,0) TGARCH(1,1) yang semua parameternya signifikan terhadap model. Hasil estimasi parameter dari ketiga model TGARCH ini adalah:

Tabel 4. Hasil Uji Signifikansi Parameter Model TGARCH

Model	Parameter	Koefisien	Probabilitas
ARIMA (0,0,[26]) TGARCH(1,1)	θ_{26}	0,083113	0,0115
	α_0	0,000003	0,0052
	α_1	0,075155	0,0000

	λ_1	0,072646	0,0372
	β_1	0,866301	0,0000
ARIMA ([3],0,[26]) TGARCH(1,1)	ϕ_3	-0,085668	0,0285
	θ_{26}	0,078152	0,0176
	α_0	0,000004	0,0059
	α_1	0,082882	0,0000
	λ_1	0,076420	0,0425
	β_1	0,854070	0,0000
ARIMA ([3],0,0) TGARCH(1,1)	ϕ_3	-0,089467	0,0207
	α_0	0,000004	0,0069
	α_1	0,083188	0,0000
	λ_1	0,083440	0,0287
	β_1	0,852215	0,0000

4.6 *Pemilihan* Model Terbaik

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

Tabel 5. Nilai AIC Model TGARCH

Model	Nilai AIC
ARIMA(0,0,[26]) TGARCH(1,1)	-6,341703
ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1)	-6,351656
ARIMA([3],0,0) TGARCH(1,1)	-6,347145

Berdasarkan nilai AIC didapatkan bahwa model ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1) adalah model terbaik karena memiliki nilai AIC yang paling kecil. Sehingga model yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0{,}085668 Z_{t-3} + 0{,}078152\, a_{t-26} + a_t$$

$$\sigma_t^2 = 0{,}000004 + 0{,}082882\, a_{t-1}^2 + 0{,}076420\, S_{t-1}^- a_{t-1}^2 + 0{,}854070\, \sigma_{t-1}^2$$

S_{t-1}^- merupakan variabel *dummy* bernilai 1 ketika $a_{t-1} < 0$ dan bernilai 0 ketika $a_{t-1} \geq 0$. Pada model σ_t^2, diketahui bahwa pengaruh sisaan satu periode sebelumnya (a_{t-1}) terhadap volatilitas (σ_t^2) adalah sebesar 0,082882 untuk sisaan positif ($a_{t-1} \geq 0$), sedangkan untuk sisaan negatif ($a_{t-1} < 0$) berpengaruh sebesar 0,159302.

4.7 Peramalan *Return* Indeks Harga Saham Gabungan

Untuk membuktikan bahwa model ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1) dapat digunakan untuk meramalkan nilai return IHSG maka dilakukan peramalan untuk 5 hari kedepan. Hasil peramalan dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 6. Hasil Peramalan

Tanggal	Peramalan Return IHSG	Return IHSG	Selisih (*Error*)
02/11/2015	0.002078	0.002193	0,000115
03/11/2015	0.013595	0.015143	0,001548
04/11/2015	0.017297	0.017381	0,000084
05/11/2015	-0.007928	-0.007689	0,000239
06/11/2015	-0.002763	-0.002336	0,000427

Hasil peramalan *return* IHSG 5 hari kedepan menghasilkan nilai yang hampir sama dengan nilai *return* IHSG sebenarnya. Sehingga model ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1) dapat dugunakan dalam peramalan *return* indeks harga saham gabungan.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Model TGARCH yang dapat terindentifikasi dan memiliki parameter-parameter yang signifikan yaitu ARIMA(0,0,[26]) TGARCH(1,1), ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1) dan ARIMA([3],0,0) TGARCH(1,1)
2. ARIMA([3],0,[26]) TGARCH(1,1) merupakan model terbaik dengan nilai AIC paling kecil yaitu -6,350656
3. Model return indeks harga saham gabungan yang dapat dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0{,}085668 Z_{t-3} + 0{,}078152\, a_{t-26} + a_t$$

$$\sigma_t^2 = 0{,}000004 + 0{,}082882\, a_{t-1}^2 + 0{,}076420\, S_{t-1}^- a_{t-1}^2 + 0{,}854070\, \sigma_{t-1}^2$$

Pada model σ_t^2, diperoleh bahwa pengaruh kuadarat sisaan satu periode sebelumnya (a_{t-1}) terhadap volatilitas (σ_t^2) adalah sebesar 0,082882 untuk sisaan positif ($a_{t-1} \geq 0$), sedangkan untuk sisaan negatif ($a_{t-1} < 0$) berpengaruh sebesar 0,159302.

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.