UJM 5 (1) (2016)

UNNES Journal of Mathematics

http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm

ANALISIS MODEL THRESHOLD GARCH DAN MODEL EXPONENTIAL GARCH PADA PERAMALAN IHSG

Susanti ✉, Zaenuri Mastur, Scolastika Mariani

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia

Gedung D7 lantai 1 Kampus Sekaran, Gunungpati, Semarang, 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Mei 2015
Disetujui Juni 2015
Dipublikasikan Mei 2016

Keywords :
IHSG;
Asimetris;
TGARCH;
EGARCH;

Abstrak

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui (1) model yang terbaik di antara model Threshold GARCH (TGARCH) dan model Exponential GARCH (EGARCH) dalam meramalkan nilai IHSG di BEI (2) hasil peramalan nilai IHSG di BEI dengan menggunakan model yang terbaik untuk beberapa hari berikutnya. Penelitian ini difokuskan pada analisis model TGARCH dan EGARCH pada peramalan IHSG. Prosedur atau langkah-langkah yang digunakan pada penelitian ini adalah merumuskan masalah, pengumpulan data, analisis data dan penarikan kesimpulan. Pengumpulan data dilakukan dengan metode dokumentasi yaitu dengan pengambilan data sekunder dan studi pustaka. Perangkat lunak EViews 6 digunakan sebagai alat bantu analisis data IHSG. Penelitian ini menghasilkan simpulan yaitu (1) Model terbaik di antara model TGARCH dan model EGARCH dalam meramalkan nilai IHSG di BEI adalah model TGARCH (2) Hasil peramalan nilai IHSG di BEI dengan menggunakan model TGARCH untuk hari peramalan ke- 42 sebesar 5112.81 dan untuk hari ke-43 sampai dengan ke-50 diperoleh nilai sebesar 5112.82 (konstan).

Abstract

The purpose of this research were to know (1) the best model among TGARCH model and EGARCH model on predicting JCI value in BEI (2) the results forecasting JCI value in BEI using the best model for a few days later. This reseacrh focused on analysis of TGARCH and EGARCH models in forecasting JCI value. Procedure which used in this research were formulate problem, collecting data, analysis data dan conclusion. Data collected with documentation method that is collected secondary data and literature. Software EVIEWS 6 used as a analysis tool of JCI data. This research result in conclusions that is (1) The best model among models TGARCH and EGARCH models on predicting JCI value in BEI is TGARCH model (2) The results forecasting JCI value in BEI use TGARCH model for day 42th is 5112.81 and for day 43th until day 50th obtained 5112.82 (constant).

✉ Alamat korespondensi:
E-mail: susantisuradi@gmail.com

p-ISSN 2252-6943
e-ISSN 2460-5859

Pendahuluan

Pasar modal memiliki peran strategis dalam perekonomian suatu negara. Dengan keberadaan pasar modal, perusahaan-perusahaan akan lebih mudah memperoleh dana sehingga akan mendorong perekonomian nasional menjadi lebih maju. Dana tersebut diperoleh perusahaan dari investor yang melakukan investasi pada beberapa perusahaan (Badan Pengawas Pasar Modal, 2003).

Apabila seorang investor menghendaki tingkat pengembalian yang lebih tinggi, dia harus berani atau bersedia mengambil resiko yang lebih tinggi (*High risk high return*) (Siahaan, 2007). Investor perlu memahami model-model penilaian harga saham karena investor memiliki kepentingan dengan perubahan harga saham (Gumanti, 2011: 224). Data harga saham biasanya bersifat sangat acak (random) dan memiliki volatilitas yang tinggi atau varian error tidak konstan (heteroskedastisitas) (Eliyawati, Hidayat, & Azizah, 2011).

Saat ini ilmu Ekonometri banyak digunakan untuk meramalkan kondisi pasar modal. Berbagai model statistik, grafik, software komputer, dan indikator teknikal lainnya diperjual-belikan atau disediakan pada website-website besar seperti Yahoo, Google, Blomberg, Kontan online, Meta stock, dan lain sebagainya (Dzikevicius & Saranda, 2010). Metode alternatif yang mulai banyak digunakan secara luas oleh para investor dan analis semenjak tahun 1970-an ini mampu merefleksikan trend harga saham yang disebabkan oleh perubahan sikap investor terhadap berbagai isu-isu ekonomi, sosial, politik dan tekanan psikologi investor (Dian, Arfan, & Abdullah, 2014).

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan tipe model peramalan dalam bidang keuangan (Wilson & Keating, 2007: 332). Zhang (2003) menyatakan bahwa ARIMA tidak mampu memodelkan *time series* yang non-linier.

Pada tahun 1982, Engle memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Model ini digunakan untuk mengatasi keheterogenan ragam dengan memodelkan fungsi rataan dan fungsi ragam secara simultan. Namun, pada data finansial dengan tingkat volatilitas yang lebih besar, model ARCH memerlukan orde yang besar pula dalam memodelkan ragamnya. Hal tersebut mempersulit proses identifikasi dan pendugaan model (Untari, Mattjik, & Saefuddin, 2009).

Bollerslev (1986) memperkenalkan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Model GARCH memiliki karakteristik respon volatilitas yang simetris terhadap guncangan. Dengan kata lain, sepanjang intensitasnya sama maka respon volatilitas terhadap suatu guncangan adalah sama, baik guncangan positif (*good news*) maupun negatif (*bad news*).

Pada beberapa data finansial, terdapat perbedaan besarnya perubahan pada volatilitas ketika terjadi pergerakan nilai *return*, yang disebut dengan pengaruh keasimetrikan (Ariefianto, 2012: 101). Pengembangan model GARCH yang selanjutnya mengakomodasi kemungkinan adanya respons volatilitas yang asimetris. Terdapat dua teknik pemodelan respons GARCH asimetris, yakni model Threshold GARCH yang dikembangkan oleh Glosten, Jagannathan dan Runkle pada tahun 1993 dan Exponential GARCH (EGARCH) yang dikembangkan oleh Nelson pada tahun 1991.

Islam (2014) dalam penelitiannya menggunakan model Threshold GARCH dalam memodelkan volatilitas harga saham dengan keberadaaan efek *leverage*. Sementara itu, Barimah (2014) menggunakan model Exponential GARCH dalam memodelkan volatilitas inflasi di Ghana. Penelitian ini akan membandingkan model Threshold GARCH dan model Exponential GARCH pada peramalan nilai Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).

Permasalahan yang dibahas dalam

penelitian ini adalah (1) Manakah model yang terbaik di antara model TGARCH dan model EGARCH dalam meramalkan nilai IHSG di Bursa Efek Indonesia? (2) Bagaimana hasil peramalan nilai IHSG di Bursa Efek Indonesia dengan menggunakan model terbaik untuk beberapa hari berikutnya?

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui (1) model yang terbaik di antara model Threshold GARCH (TGARCH) dan model Exponential GARCH (EGARCH) dalam meramalkan nilai IHSG di BEI (2) hasil peramalan nilai IHSG di BEI dengan menggunakan model yang terbaik untuk beberapa hari berikutnya.

Beberapa model Box Jenkins yang dapat digunakan pada data *time series* yaitu

1. Model *Autoregressive* (AR)

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$$

2. Model *Moving Average* (MA)

$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 e_t + \theta_2 e_{t-1} + \theta_3 e_{t-2} + \cdots + \theta_q e_{t-q}$$

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \cdots + \theta_q e_{t-q} + e_t$$

4. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Bentuk $\text{ARIMA}(p,d,q)$ adalah implementasi $\text{ARMA}(p,q)$ pada data yang telah distasionerisasi melalui diferensi pertama atau lebih (orde d) (Ariefianto, 2012: 90).

Model GARCH terdiri atas dua komponen (Ariefianto, 2012: 98), yakni komponen lampau dari residual kuadrat (dinotasikan dengan derajat p) dan komponen lampau dari varians kondisional (dinotasikan dengan derajat q), dalam bentuk matematis

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

Model GARCH(p,q) representasi pendekatan TGARCH dapat diberikan formula sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} (\alpha_i u_{t-i}^2 + \gamma_i u_{t-i}^2 I_{t-i}) + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dimana $I_{t-i} = 1$ untuk $u_{t-i} < 0$ dan $I_{t-1} = 0$ untuk $u_{t-1} \geq 0$.

Jika digunakan pendekatan EGARCH, maka model standar GARCH(p,q) dapat diubah menjadi

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \sum_{j=1}^{q} \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^{p} \left\{ \alpha_i \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) - \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right\}.$$

Metode Penelitian

Data yang digunakan adalah data runtun waktu sekunder yang diambil dari http://finance.yahoo.com yaitu data harga penutupan IHSG di Bursa Efek Indonesia periode 3 Januari 2011 sampai dengan 22 Desember 2014. Jumlah pengamatan adalah 970 hari dimana hari efektif perdagangan pada pasar saham adalah lima hari kerja dalam satu minggu yaitu Senin-Jumat.

Teknik-teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan pengujian stasioneritas data IHSG dengan menggunakan Unit Root Test dengan Uji Augmented Dickey-Fuller.
2. Jika data tidak stasioner maka dilakukan *differencing* dan transformasi logaritma.
3. Identifikasi model ARIMA.
4. Estimasi parameter ARIMA.
5. *Overfitting.*
6. Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan kriteria SIC minimum.
7. Pengujian efek ARCH dengan menggunakan uji *Lagrange Multiplier* (LM).
8. Melakukan pendugaan parameter GARCH.
9. Pemilihan model GARCH terbaik berdasarkan kriteria SIC minimum.

10. Pengujian efek ARCH pada model GARCH
11. Pengujian efek *asymmetric* volatilitas menggunakan uji korelasi silang antara sisaan kuadrat dari model GARCH terhadap lag sisaannya.
12. Jika terdapat pengaruh *asymmetric* maka dilakukan pemodelan TGARCH dan EGARCH
13. Pemilihan model yang terbaik berdasarkan kriteria SIC minimum.
14. Menentukan akurasi dengan kriteria MAPE.
15. Meramalkan data IHSG dengan menggunakan model yang terbaik untuk beberapa hari berikutnya.

Hasil dan Pembahasan

Grafik dari nilai penutupan IHSG dari tanggal 3 Januari 2011 sampai 22 Desember 2014 menunjukkan data berfluktuasi secara cepat dari waktu ke waktu. Adanya siklus indeks yang berangsur naik yang puncaknya pada periode 8 September 2014. Pola trend naik ini diikuti dengan *trend* turun sampai periode 16 September 2014. Kemudian terdapat lagi *trend* naik sampai periode 25 September 2014. Hal ini merupakan pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*) dalam data yakni volatilitas bernilai besar selama periode waktu tertentu dan bernilai kecil untuk selama periode waktu yang lain.

Penerapan model ARIMA mensyaratkan bahwa data yang digunakan adalah data yang stasioner. Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Uji stasioneritas dilakukan dengan uji akar-akar unit. Metode yang digunakan untuk uji akar-akar unit adalah metode *Augmented Dickey-Fuller*. Hasil uji akar unit dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* dapat dilihat pada Tabel 4.1. Dari Tabel 4.1, karena nilai probabilitas lebih dari 5% berarti data IHSG tidak stasioner.

Tabel 4.1 Uji *Augmented Dickey-Fuller*

	t-statistic	Probability
Augmented Dickey-Fuller	-1.333162	0.6158
Test critical values: 5% level	-2.864311	

Karena data IHSG tidak stasioner, maka dilakukan *differencing* orde pertama dan transformasi log dengan persamaan

$$X_t = log\left(\frac{IHSG_t}{IHSG_{t-1}}\right)$$

dimana X_t merupakan data *return*. Dalam bidang finansial dikenal nilai *return* sebagai besarnya nilai pengembalian yang akan diperoleh sebagai hasil investasi. Besarnya *return* merupakan besar perubahan nilai indeks yang terjadi pada waktu ke t dengan nilai indeks pada waktu ke $t-1$. Nilai *return* yang positif memberikan arti bahwa tingkat pengembalian mengalami peningkatan sedangkan nilai *return* yang negatif artinya tingkat pengembalian mengalami penurunan. Data *return* perlu diuji kestasioneran datanya dengan metode *Augmented Dickey-Fuller.* Hasil uji akar unit dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* dari data *return* dapat dilihat pada Tabel 4.2. Dari Tabel 4.2, karena nilai probabilitas kurang dari 5% berarti data *return* stasioner.

Tabel 4.2 Uji *Augmented Dickey-Fuller*

	t-statistic	Probability
Augmented Dickey-Fuller	-18.78512	0.0000
Test critical values: 5% level	-2.864323	

Setelah mendeteksi stasioneritas dari data, langkah selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA. Identifikasi model AR dan MA dari suatu time series dilakukan dengan melihat *Correlogram* yang merupakan grafik yang menunjukkan nilai *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada berbagai lag. ACF merupakan perbandingan antara kovarian pada kelambanan k dengan variannya. PACF adalah korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} apabila pengaruh dari *time lag* 1, 2, dan seterusnya sampai $t+k-1$ dianggap terpisah (Makridakis, 1995: 345). Dengan melihat grafik ACF dan PACF pada program Eviews 6, diketahui bahwa nilai ACF dan PACF menurun secara bertahap menuju nol setelah lag ke-4. Jadi model ARIMA yang teridentifikasi adalah model ARIMA(4,1,4). Hasil estimasi model-model ARIMA dengan parameter AR dan MA yang signifikan adalah sebagai berikut.

1. ARIMA(2,1,2)

Hasil estimasi parameter dari model ARIMA(2,1,2) adalah

$$Y_t = 0.000321 + 0.575041\ Y_{t-1} - 0.847465\ Y_{t-2} - 0.522636\ e_{t-1} + 0.846888\ e_{t-2} + e_t$$

Koefisien $Y_{t-1}, Y_{t-2}, e_{t-1}$ dan e_{t-2} adalah signifikan karena nilai probabilitasnya kurang dari 5%, sedangkan parameter konstanta adalah tidak signifikan karena nilai probabilitasnya lebih dari 5%.

2. ARIMA(2,1,2) tanpa konstanta

Hasil estimasi parameter dari model ARIMA(2,1,2) tanpa konstanta adalah

$$Y_t = 0.5748\ Y_{t-1} - 0.847\ Y_{t-2} - 0.522\ e_{t-1} + 0.846\ e_{t-2} + e_t$$

Koefisien $Y_{t-1}, Y_{t-2}, e_{t-1}$ dan e_{t-2} adalah signifikan karena nilai probabilitasnya kurang dari 5%.

3. ARIMA(4,1,4)

Hasil estimasi parameter dari model ARIMA(4,1,4) adalah

$$Y_t = 0.00036 + 0.545\ Y_{t-1} - 0.657\ Y_{t-2} + 0.619\ Y_{t-3} - 0.63\ Y_{t-4} - 0.507\ e_{t-1} + 0.624\ e_{t-2} - 0.715\ e_{t-3} + 0.588\ e_{t-4} + e_t$$

Koefisien $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}$ dan e_{t-4} adalah signifikan karena nilai probabilitasnya kurang dari 5%, sedangkan parameter konstanta adalah tidak signifikan karena nilai probabilitasnya lebih dari 5%.

Overfitting dilakukan dengan mengestimasi model dengan orde yang lebih besar.

Hasil *overfitting* adalah sebagai berikut.

1. ARIMA(5,1,5)

Hasil estimasi parameter dari model ARIMA(5,1,5) adalah

$$Y_t = 0.0004 - 1.72\ Y_{t-1} - 0.56\ Y_{t-2} + 0.23\ Y_{t-3} - 0.32\ Y_{t-4} - 0.37\ Y_{t-5} + 1.77\ e_{t-1} + 0.64\ e_{t-2} - 0.36\ e_{t-3} - 0.041\ e_{t-4} + 0.16\ e_{t-5} + e_t$$

Koefisien $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-5}, e_{t-1}$ dan e_{t-2} adalah signifikan karena nilai probabilitasnya kurang dari 5%, sedangkan parameter konstanta, Y_{t-2}, Y_{t-3} Y_{t-4}, e_{t-3}, e_{t-4}, dan e_{t-5} adalah tidak signifikan karena nilai probabilitasnya lebih dari 5%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA(5,1,5) belum cukup baik.

2. ARIMA(5,1,5) tanpa konstanta

Hasil estimasi parameter dari model ARIMA(5,1,5) tanpa konstanta adalah

$$Y_t = 0.0004 - 1.719\ Y_{t-1} - 0.559\ Y_{t-2} + 0.2298\ Y_{t-3} - 0.323\ Y_{t-4} - 0.3716\ Y_{t-5} + 1.7725\ e_{t-1} + 0.6397\ e_{t-2} - 0.3587\ e_{t-3} - 0.0415\ e_{t-4} + 0.1584\ e_{t-5} + e_t$$

Parameter konstanta $Y_{t-1}, Y_{t-5}, e_{t-1}$ dan e_{t-2} adalah signifikan karena nilai probabilitasnya kurang dari 5%, sedangkan koefisien Y_{t-2}, Y_{t-3} Y_{t-4}, e_{t-3}, e_{t-4}, dan e_{t-5} adalah tidak signifikan karena nilai probabilitasnya lebih dari 5%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA(5,1,5) tanpa konstanta belum cukup baik. Dari hasil *overfiting* tersebut dapat dikatakan bahwa model ARIMA(2,1,2) sudah fit.

Penentuan model terbaik didasarkan pada nilai SIC minimum. Semakin kecil angka SIC, semakin baik modelnya. Nilai SIC yang terkecil dengan parameter yang signifikan (nilai P-Value < 5%) adalah model ARIMA(2,1,2) tanpa konstanta. Jadi model terbaik berdasarkan kriteria nilai SIC minimum adalah model ARIMA(2,1,2) tanpa konstanta.

Uji pengaruh ARCH dengan uji ARCH-*Lagrange Multiplier* digunakan untuk mengetahui masalah heteroskedastisitas dalam *time series*. Ide pokok uji ini adalah bahwa variansi residual bukan hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung pada residual kuadrat pada periode sebelumnya. Hasil uji ARCH-*Lagrange Multiplier* dapat dilihat pada Tabel 4.4. Berdasarkan tabel tersebut, diperoleh nilai *probability* kurang dari taraf signifikan 5%. Jadi, terdapat efek ARCH yang berarti data IHSG bersifat sangat acak (random) dan memiliki volatilitas yang tinggi atau varian *error* tidak konstan (heteroskedastisitas). Oleh sebab itu, dibutuhkan model yang dapat digunakan untuk menguji efisiensi pasar modal dengan kondisi heteroskedastisitas yaitu model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*).

Tabel 4.4 Uji ARCH-*Lagrange Multiplier*

F-statistic	10.96666
Probability	0.0010

Pendugaan parameter GARCH dilakukan dengan metode *Maximum Log Likelihood*. Hasil dari pendugaan parameter GARCH dengan variabel *dependent* data *return* ditunjukkan oleh Tabel 4.5.

Penentuan model terbaik didasarkan pada nilai SIC minimum. Semakin kecil angka SIC, semakin baik modelnya. Dari Tabel 4.5, nilai SIC yang terkecil dengan parameter yang signifikan (nilai P-Value < 5%) adalah model ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1). Jadi model terbaik berdasarkan kriteria nilai SIC minimum adalah model ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1).

Berdasarkan model ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1), hasil uji ARCH-*Lagrange Multiplier* dapat dilihat pada Tabel 4.6. Berdasarkan tabel tersebut, diperoleh nilai *probability* lebih dari taraf signifikan 5%. Jadi, terdapat tidak efek ARCH.

Tabel 4.6 Uji ARCH-*Lagrange Multiplier*

F-statistic	0.514164
Probability	0.4735

Untuk memeriksa keberadaan pengaruh *leverage effect* (efek asimetris) dilakukan dengan melihat korelasi antara residual kuadrat dengan lag residual dengan menggunakan korelasi silang. Adanya asimetris ditandai dengan korelasi yang tidak sama dengan nol (Abiyani & Permadi, 2013). Pada uji asimetris, data menunjukkan adanya pengaruh keasimetrikan yaitu adanya perbedaan besarnya perubahan pada volatilitas ketika terjadi pergerakan nilai *return*. Volatilitas cenderung menurun ketika *return* naik dan volatilitas meningkat ketika *return* lemah. Pengaruh keasimetrikan ini terjadi akibat adanya volatilitas yang sangat besar pada pasar saham dan resiko yang besar dalam memegang suatu aset.

Karena terdapat pengaruh asimetris, digunakan model TGARCH dan EGARCH untuk mengatasi permasalahan tersebut. Hasil dari pendugaan parameter TGARCH dan EGARCH dengan variabel *dependent* data *return* ditunjukkan oleh Tabel 4.7.

Dari Tabel 4.7, model dengan SIC terkecil adalah model ARIMA(2,1,2)-TGARCH(1,1). Jadi model terbaik berdasarkan kriteria nilai SIC minimum adalah ARIMA(2,1,2)-TGARCH(1,1).

Dari Tabel 4.7, diperoleh persamaan model ARIMA(2,1,2)-TGARCH(1,1) adalah

$$\sigma_t^2 = 3.30\mathrm{E}-06 + 0.051491\, u_{t-1}^2 + 0.08575\, u_{t-1}^2 I_{t-1} + 0.87956\, \sigma_{t-1}^2$$

dan

$$Y_t = 1.27807\, Y_{t-1} - 0.685617\, Y_{t-2} - 1.271367\, e_{t-1} + 0.620119\, e_{t-2} + e_t$$

Pada analisis data ini, digunakan *Mean Absolute Prediction Error* (MAPE) dalam mengukur akurasi peramalan. Nilai MAPE untuk model ARIMA(2,1,2)-TGARCH(1,1) adalah 189.9648 dan nilai MAPE untuk model ARIMA(2,1,2)-EGARCH(1,1) adalah 218.9022. Diketahui bahwa nilai MAPE untuk model ARIMA(2,1,2)-TGARCH(1,1) lebih kecil dari nilai MAPE model ARIMA(2,1,2)-EGARCH(1,1). Jadi model ARIMA(2,1,2)-

Tabel 4.5 Pendugaan parameter GARCH

Parameter	GARCH(1,1)		GARCH(1,2)		GARCH(1,3)	
	Estimasi	P-Value	Estimasi	P-Value	Estimasi	P-Value
ϕ_1	1.276491	0.0000	1.287572	0.0000	1.259363	0.0000
ϕ_2	-0.687206	0.0000	-0.703672	0.0000	-0.699286	0.0000
θ_1	-1.270001	0.0000	-1.277843	0.0000	-1.250693	0.0000
θ_2	0.615335	0.0000	0.628851	0.0000	0.625695	0.0000
ω	2.95E-06	0.0005	1.86E-06	0.0046	8.09E-07	0.0009
α_1	0.117327	0.0000	0.069066	0.0007	0.026889	0.0003
β_1	0.863579	0.0000	1.445649	0.0000	2.349934	0.0000
β_2			-0.525771	0.0002	-1.962277	0.0000
β_3					0.580328	0.0000
SIC	-6.298103		-6.294457		-6.291446	

Tabel 4.7 Pendugaan Parameter TGARCH dan EGARCH

Parameter	TGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)	
	Estimasi	P-Value	Estimasi	P-Value
ϕ_1	1.278069	0.0000	0.610099	0.0000
ϕ_2	-0.685617	0.0000	-0.867428	0.0000
θ_1	-1.271367	0.0000	-0.581025	0.0000
θ_2	0.620119	0.0000	0.838409	0.0000
ω	3.30E-06	0.0003	-0.398007	0.0000
α_1	0.051491	0.0108	0.971923	0.0000
γ_1	0.08575	0.0002	-0.080608	0.0000
β_1	0.879564	0.0000	0.186714	0.0000
SIC	-6.299978		-6.296626	

TGARCH(1,1) memiliki kemampuan yang lebih tinggi dibandingkan dengan ARIMA(2,1,2)-EGARCH(1,1) dalam memproyeksikan data aktual.

Dalam penelitian ini, data IHSG akan diramalkan untuk 50 hari ke depan. Peramalan data IHSG untuk 50 hari ke depan dapat dilihat di Tabel 4.10. Model yang diperoleh relatif mampu untuk meramalkan hingga 42 hari berikutnya yang ditandai dengan nilai peramalan yang konstan untuk hari ke-43 sampai dengan hari ke-50. Hal tersebut terjadi karena nilai IHSG yang mengalami perubahan yang sangat cepat sehingga suatu model relatif dapat meramalkan IHSG dalam jangka waktu pendek.

Banyak faktor yang mempengaruhi perubahan IHSG, misalnya pelambatan pertumbuhan ekonomi Tiongkok yang menyebabkan IHSG menipis empat poin pada 15 April 2015. Nilai tukar rupiah terhadap dolar AS ditutup menguat ke posisi Rp 12.915 per dolar AS dibandingkan dengan penutupan perdagangan (Selasa, 14 April 2015) di Rp 12.980 per dolar AS. Mengawali perdagangan, indeks naik tipis 7,12 poin (0,13%) ke level 5.426,23.

Hasil peramalan data IHSG pada Tabel 4.10 menunjukkan pada hari ke-971 sampai hari ke-974, hari ke-980 sampai hari ke-983, hari ke-989 sampai hari ke-992, hari ke-998 sampai hari ke-1001 dan hari ke-1008, nilai IHSG mengalami penurunan yang memberikan arti bahwa tingkat pengembalian selama periode tersebut mengalami penurunan sedangkan untuk hari ke-975 sampai hari ke-979, hari ke-984 sampai hari ke-988, hari ke-993 sampai hari ke-997, dan hari ke-1002 sampai hari ke-1005 nilai IHSG mengalami peningkatan memberikan arti bahwa tingkat pengembalian selama periode tersebut mengalami peningkatan.

Investor lebih baik tidak melakukan investasi pada hari ke-971 sampai hari ke-974, hari ke-980 sampai hari ke-983, hari ke-989 sampai hari ke-992, hari ke-998 sampai hari ke-1001 dan hari ke-1008 untuk meminimalkan resiko. Investor lebih baik melakukan investasi pada hari ke-975 sampai hari ke-979, hari ke-984 sampai hari ke-988, hari ke-993 sampai hari ke-997, dan hari ke-1002 sampai hari ke-1005 karena tingkat pengembalian pada hari-hari tersebut mengalami peningkatan.

Tabel 4.10 *Forecast of* IHSG

No.	Hari ke-	IHSG	No.	Hari ke-	IHSG
1	971	5120.3	26	996	5112.88
2	972	5113.5	27	997	5112.9
3	973	5108.6	28	998	5112.87
4	974	5106.9	29	999	5112.83
5	975	5108.2	30	1000	5112.8
6	976	5111	31	1001	5112.78
7	977	5113.6	32	1002	5112.79
8	978	5115.1	33	1003	5112.8
9	979	5115.2	34	1004	5112.82
10	980	5114.3	35	1005	5112.83
11	981	5113.1	36	1006	5112.83
12	982	5112.1	37	1007	5112.83
13	983	5111.8	38	1008	5112.82
14	984	5111.9	39	1009	5112.81
15	985	5112.4	40	1010	5112.81
16	986	5112.9	41	1011	5112.81
17	987	5113.2	42	1012	5112.81
18	988	5113.3	43	1013	5112.82
19	989	5113.1	44	1014	5112.82
20	990	5112.9	45	1015	5112.82
21	991	5112.7	46	1016	5112.82
22	992	5112.6	47	1017	5112.82
23	993	5112.7	48	1018	5112.82
24	994	5112.7	49	1019	5112.82
25	995	5112.8	50	1020	5112.82

Simpulan dan Saran

Model terbaik di antara model TGARCH dan model EGARCH dalam meramalkan nilai IHSG di Bursa Efek Indonesia adalah model TGARCH. Hasil peramalan nilai IHSG di BEI dengan menggunakan model TGARCH untuk hari peramalan ke- 42 sebesar 5112.81 dan untuk hari ke-43 sampai dengan ke-50 diperoleh nilai sebesar 5112.82 (konstan).

Pada pembahasan ini hanya menggunakan model TGARCH dan EGARCH. Penelitian ini belum melakukan perbandingan dengan model lain. Untuk penelitian selanjutnya akan lebih baik jika melakukan pengolahan data dengan menambahkan perbandingan dengan model lain untuk menentukan model terbaik, seperti model PARCH, APARCH dan EGARCH-M.

Model yang diperoleh relatif mampu untuk meramalkan hingga 42 hari berikutnya. Hal tersebut terjadi karena nilai IHSG yang mengalami perubahan yang sangat cepat sehingga suatu model relatif dapat meramalkan IHSG dalam jangka waktu pendek. Oleh karena itu, perlu penelitian lanjutan dengan hari peramalan yang lebih optimal.

Ucapan Terimakasih

Terimakasih kepada Bidikmisi Unnes yang telah mendanai penelitian ini dan semua pihak yang telah membantu dalam penulisan artikel ini .

Daftar Pustaka

Ariefianto, M.D. 2012. Ekonometrika Esensi dan Aplikasi dengan Menggunakan Eviews. Jakarta: Erlangga.

Badan Pengawas Pasar Modal. 2003. Panduan Investasi di Pasar Modal Indonesia. Badan Pengawas Pasar Modal:Jakarta.

Barimah, A. 2014. Exponential GARCH Modelling of the Inflation-Inflation Uncertainty Relationship for Ghana. Modern Economy, (5): 506-519.

Bollerslev. 1985. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. Journal of Econometrics, (31): 307-327.

Gumanti, T.A. 2011. Manajemen Investasi. Mitra Wacana Media: Jakarta.

Islam, M.A. 2014. A Study on the Performance of Symmetric and Asymmetric GARCH Models in Estimating Stock Returns Volatility.InternationalJournalof Empirical Finance, (2): 182-192.

Siahaan,H. 2007. Analisa Risiko Dan Pengembalian Satu Saham dan Analisa Portofolio Dua Saham. Universitas Tarumanagara: Jakarta.

Wilson, J.H & Keating B. 2007. Business Forecasting

Gumanti, T.A. 2011. Manajemen Investasi. Mitra Wacana Media: Jakarta.

Islam, M.A. 2014. A Study on the Performance of Symmetric and Asymmetric GARCH Models in Estimating Stock Returns Volatility.InternationalJournalof Empirical Finance, (2): 182-192.

Siahaan,H. 2007. Analisa Risiko Dan Pengembalian Satu Saham dan Analisa Portofolio Dua Saham. Universitas Tarumanagara: Jakarta.

Wilson, J.H & Keating B. 2007. Business Forecasting with Accompanying Excel-Based ForecastX^{TM} Software. McGraw-Hill: New York.

Zhang, G. 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, (50):159-175.