

MEMODEL VOLATILITAS RETURN SAHAM DENGAN MODEL E-GARCH DAN T-GARCH

Sudarto^{1*}, Hanida Herni Wati¹, Retno Kurniasih¹

¹Jurusan Manajemen, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Jendral Soedirman, Indonesia

*Email corresponding author: sudarto1907@unsoed.co.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model yang terbaik diantara model T-GARCH (*Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dan model E-GARCH (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dalam meramalkan *return* saham sub sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Populasi dalam penelitian ini berjumlah 45 perusahaan perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2014-2018. Sedangkan untuk sampel yang digunakan berjumlah 20 perusahaan. Penelitian ini menggunakan *purposive sampling method* dalam menentukan sampel.

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis data menggunakan *return* saham dalam menentukan volatilitas menghasilkan simpulan bahwa model yang terbaik diantara model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (T-GARCH) dan model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (E-GARCH) dalam meramalkan *return* saham sub sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia adalah model *Exponential GARCH*. Hasil penelitian model terbaik tersebut juga diukur dengan salah satu alat ukur akurasi yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE).

Kata Kunci: *Volatilitas, Return, ARCH, GARCH, RMSE*

Abstract

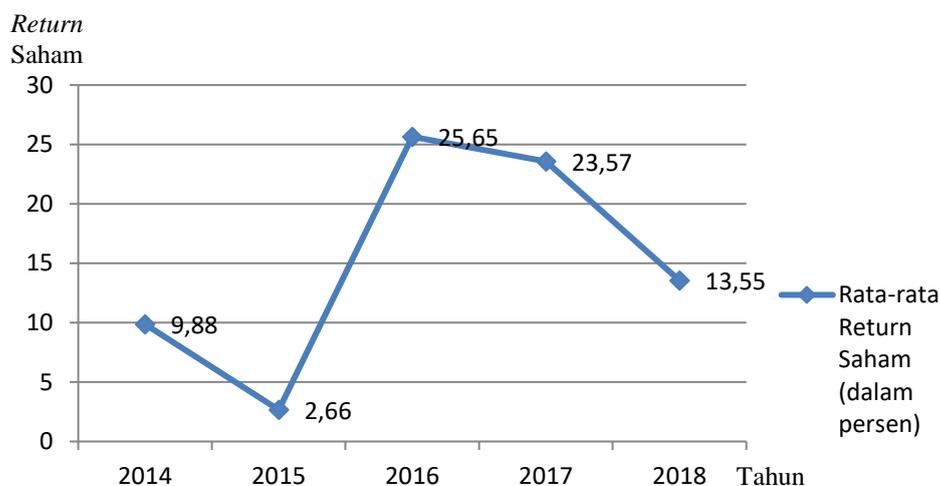
This study aims to see the best model among T-GARCH (the Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity model) and E-GARCH (the Exponential Autoregressive Conditional Heteroscedasticity models) in predicting stock returns of the banking sub-sector listed on the Indonesia Stock Exchange. The population in this study in 45 banking companies listed on Indonesia Stock Exchange (BEI) for the period 2014-2018. Meanwhile, the sample used is 20 companies. This research uses purposive sampling method in determining the sample.

Based on the result of research and data analysis using stock returns in determining volatility, the conclusion is that the best model among the Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity model (T-GARCH) and the Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity model (E-GARCH) in predicting stock returns of the banking sub-sector listed on the Indonesia Stock Exchange is the Exponential GARCH model. The results of the best model research are also measured by one of the accuracy measurement tools, namely Root Mean Squared Error (RMSE).

Keyword : *Volatility, Return, ARCH, GARCH, RMSE*

PENDAHULUAN

Risk dan *return* adalah suatu *trade off* artinya setiap *return* akan melekat di dalamnya risiko. Dengan demikian setiap investor mempertimbangkan *return* dan risiko secara Bersama-sama. Hubungan risiko dan *return* ditunjukkan seperti terjadi pada fenomena yang tergambar pada gambar 1.



Gambar 1. *Return* Saham Perbankan Selama Lima Tahun (Tahun 2014-2018).

Gambar 1. menunjukkan *return* saham perbankan yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) dalam kurun waktu periode 2014 sampai dengan 2018. *Return* saham ini berfluktuasi sangat tajam, pada tahun 2014 rata-rata *return* saham mengalami penurunan yang tinggi sebesar 73,07% dari 9,88% pada tahun 2015 menjadi 2,66%, kemudian pada tahun 2016 terjadi kenaikan yang dramatis sejumlah 864,28%, pada tahun 2017 mengalami penurunan 8,11%, dan pada tahun 2018 rata-rata *return* saham turun 42,51%.

Naik turunnya *return* saham menunjukkan risiko saham perusahaan tersebut. Semakin tinggi fluktuasinya semakin peka terhadap perubahan pasar yang berarti semakin tinggi risikonya. Risiko di pasar modal diartikan sebagai suatu penyimpangan dari pendapatan yang diharapkan. Risiko terjadi karena kondisi pada saat investor menanamkan modal untuk berinvestasi berbeda dengan saat investasi itu tengah berjalan (Rudolf, 2010).

Volatilitas tinggi ditunjukkan oleh tahapan fluktuasinya relatif tinggi, kemudian diikuti fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi. *Return* saham yang mengalami volatilitas akan menyebabkan varian yang berubah seiring dengan perubahan waktu. Pada kondisi tersebut kemungkinan dapat menyebabkan terjadinya heteroskedastisitas atau varians tidak homogen.

Untuk mengurangi dan mengendalikan risiko saham dilakukan dengan cara mengestimasi volatilitas. Hwang dan Satchell (2000) menyebutkan bahwa model estimasi volatilitas adalah ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) yang dikembangkan oleh Engle (1982), GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) oleh Bollerslev (1986), model *Stochastic Volatility* (SV) oleh Jacquier, Polson, dan Rossi (1994), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) oleh Box, Jankins, dan Reinsel (1994).

Model-model estimasi volatilitas mempunyai karakteristik yang berbeda. Pemodelan data *time series* dengan menggunakan metode AR, MA, ARMA mengasumsikan *homoscedasticity* (variansi yang homogen) pada data. Data yang bersifat heterogen dapat diatasi dengan metode ARCH. Pada orde terlalu tinggi model ARCH, Bollerslev menggeneralisasikannya menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Pada model ini, perubahan variansinya dipengaruhi oleh data acak sebelumnya dan variansi dari data acak sebelumnya (Tsay, 2005).

Karakteristik utama data keuangan adalah sering munculnya volatilitas asimetris. Model

klasik GARCH mengabaikan fenomena volatilitas asimetris yang lebih sesuai untuk pemodelan volatilitas *return* saham, karena dapat menangkap adanya *leverage effect*, yakni korelasi negatif antara volatilitas dan *return* pada periode lalu. Kondisi asimetris ini umumnya muncul ketika pasar saham sedang dalam kondisi *crash*, yakni pada saat penurunan yang besar pada harga saham, yang akan memberikan efek lanjutan pada peningkatan yang signifikan pada volatilitas saham (Wu, 2001).

Menurut Zakoian (2010), model GARCH dibedakan menjadi 2 macam, yaitu GARCH simetri dan GARCH asimetri. GARCH simetri terdiri dari GARCH (p,q), *Integrated* GARCH (IGARCH), GARCH *in Mean* (GARCHM) dan *Absolute Value* GARCH (AV-GARCH). Sedangkan GARCH asimetri terdiri dari *Eksponential* GARCH (EGARCH), *Threshold* GARCH (TGARCH), *Autoregressive Power ARCH* (APARCH), *Gluten Jagannathan Runkle* GARCH (GJR-GARCH) dan *Qualitative* GARCH (QGARCH).

Penelitian terhadap data-data volatilitas simetris dan asimetris telah banyak dilakukan. Temuan penelitian terdahulu secara umum menunjukkan model asimetris GARCH memberikan performa yang lebih baik dibandingkan model simetris GARCH. Al Freedi dkk (2011) dan Abdalla (2012) menemukan bahwa model asimetris GARCH dapat memperbaiki hasil estimasi volatilitas *return* saham di Saudi Arabia. Demikian juga Maqsood dkk (2017) menyatakan bahwa model asimetris GARCH memainkan peranan penting dalam memprediksi volatilitas untuk *return* saham harian.

Miron dan Tudor (2010) menggunakan data *return* saham harian pasar Amerika Serikat dan Rumania, membandingkan model asimetris GARCH antara model *Exponential*-GARCH (EGARCH), *Periodic*-GARCH (PGARCH), dan *Threshold*-GARCH (TGARCH). Mereka menemukan model EGARCH dengan kesalahan *forecast* yang lebih rendah dan lebih akurat dalam mengestimasi volatilitas.

Hal ini berarti model asimetris GARCH mampu memberikan replikasi yang lebih baik terhadap perilaku deret waktu keuangan. Hasil kajian empiris yang berbeda tergantung pada pilihan negara, periode sampel, frekuensi data (harian, mingguan, dan bulanan), serta metodologi estimasi dan spesifikasi model dalam suatu penelitian (Lestano dan Sucito, 2010). Oleh karena itu, analisis pergerakan volatilitas saham ini harus terus dilakukan, karena analisis ini belum memberikan kesimpulan yang konsisten. Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui dan menganalisis model terbaik di antara model T-GARCH (*Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dan model E-GARCH (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) dalam meramalkan *return* saham perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Saham

Saham merupakan surat berharga yang termasuk bagian dari efek penyertaan yang memberikan hak kepada pemegangnya untuk ikut serta ke dalam ekuitas perusahaan. Menurut Hermuningsih, Sri dkk (2012:78) saham merupakan surat berharga yang menunjukkan kepemilikan perusahaan sehingga pemegang saham memiliki klaim atas dividen atau distribusi lain yang dilakukan perusahaan kepada pemegang saham lainnya. Menurut Jogiyanto (2000:67), terdapat 3 jenis saham sebagai berikut:

Saham Biasa

Saham biasa (*common stock*) adalah surat berharga yang dijual oleh perusahaan hanya satu kelas saham saja.

Saham Preferen

Saham preferen sama dengan obligasi karena dividennya memiliki batas tertentu.

Saham Treasuri

Saham treasuri merupakan saham milik perusahaan yang mana pernah dikeluarkan dan beredar, kemudian dibeli kembali oleh perusahaan lalu disimpan sebagai treasuri sehingga nantinya dapat dijual kembali.

Return

Return merupakan imbalan yang diperoleh dari suatu investasi, dan alasan utama seseorang melakukan suatu investasi adalah untuk memperoleh keuntungan. *Return* merupakan suatu tingkat kompensasi yang diharapkan oleh seseorang yang menginvestasikan sejumlah dananya. Terdapat dua jenis *return* yaitu *return* realisasi (*realized return*) merupakan *return* yang telah terjadi, dapat dihitung dengan menggunakan data historis. *Return* ekspektasi (*expected return*) adalah *return* yang diharapkan akan diperoleh oleh para investor di masa yang akan datang dan dapat di hitung berdasarkan nilai ekspektasi masa depan, nilai *return* historis, model *return* ekspektasi yang ada (Jogiyanto Hartono, 2008:195).

Volatilitas Saham

Volatilitas saham menurut James B. Bittman dialih bahasakan oleh Dwin Gideon Sitohang (2009:266), volatilitas adalah ukuran dari perubahan harga tanpa memperhitungkan arahnya. Volatilitas dapat diartikan sebagai kecepatan naik turunnya *return* suatu saham. Menurut Schwert dan W. Smith, Jr. (1992) volatilitas dalam pasar keuangan terbagi dalam lima jenis yaitu:

Future Volatility

Future Volatility adalah apa yang hendak diketahui oleh para pemain dalam pasar keuangan (*trader*). Volatilitas yang paling baik adalah yang mampu menggambarkan penyebaran harga di masa yang akan datang untuk suatu *underlying contract*.

Historical Volatility

Untuk dapat mengetahui masa depan maka perlu mempelajari masa lalu dan perlu dilakukan pembuatan suatu permodelan dengan teori *pricing* berdasarkan data masa lalu untuk dapat meramalkan volatilitas pada masa yang akan datang.

Forecast Volatility

Seperti halnya terdapat jasa yang berusaha untuk meramalkan pergerakan arah masa depan harga suatu kontrak demikian juga terdapat jasa yang berusaha meramalkan volatilitas masa depan suatu kontrak. Peramalan bisa jadi untuk suatu periode, tetapi biasanya mencakup periode yang identik dengan sisa masa *option* dari *underlying contract*.

Implied Volatility

Pada umumnya *future*, *historical*, dan *forecast volatility* berhubungan dengan *underlying contract*. Dalam suatu model teoritis *pricing* harus memasukkan *implied volatility* agar menghasilkan nilai teoritis yang identik dengan harga *option* di pasar.

Seasonal Volatility

Komoditas pertanian tertentu seperti jagung, kacang, kedelai, dan juga gandum sangat sensitif terhadap faktor-faktor volatilitas yang muncul dari kondisi cuaca musim yang jelek. Oleh karena itu berdasarkan faktor-faktor tersebut seseorang harus menetapkan volatilitas yang tinggi pada masa-masa tersebut.

METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan penelitian kuantitatif bersifat verifikatif yang menurut

Suliyanto (2011) dapat diartikan sebagai penelitian yang dilakukan dengan tujuan untuk menguji kembali teori yang ada dan hasil penelitian yang telah ada sebelumnya.

Obyek Penelitian

Obyek penelitian ini yaitu volatilitas *return* saham yang didapat dari harga penutupan saham harian perusahaan sub sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode 2014 sampai dengan periode 2018.

Populasi dan Sampel

Jumlah populasi dalam penelitian ini adalah 45 perusahaan sub sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Jumlah sampel dari data *time series* harian yaitu sebanyak 25.0000 sampel (20 perusahaan × 1250 hari). Sampel pada penelitian ini juga didasarkan pada beberapa kriteria sebagai berikut: 1) Perusahaan perbankan yang aktif diperdagangkan dan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) serta secara lengkap memiliki data-data yang dibutuhkan untuk variabel penelitian selama periode 2014 sampai dengan periode 2018. 2) Perusahaan perbankan yang mempunyai tingkat volatilitas *return* saham yang cenderung tinggi selama periode 2014 sampai dengan periode 2018.

Sumber Data

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder. Menurut Sugiyono (2017:137), dipaparkan bahwa data sekunder adalah data yang tidak langsung dan sifatnya sebagai pendukung keperluan dari data primer seperti buku-buku, literatur, bacaan yang berkaitan serta menunjang suatu penelitian.

Sumber data yang digunakan merupakan data sekunder, yaitu data yang mengacu pada informasi yang dikumpulkan dari sumber yang telah ada (Sekaran, 2006). Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data kuantitatif yang bersumber dari data sekunder. Sumber data yang meliputi perusahaan sub sektor perbankan berasal dari website resmi Bursa Efek Indonesia yaitu www.idx.co.id dan juga diperoleh dari www.yahoo-finance.com maupun situs resmi dari masing-masing perusahaan perbankan. data berupa data harian *close price* saham perusahaan sub sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode 2014 sampai dengan periode 2018 yang terkait dengan perhitungan *return*.

Variabel Penelitian

Volatilitas Saham

Variabel dalam penelitian ini merupakan volatilitas saham yang didapat dari *close price* saham perusahaan sub sektor perbankan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) yang dihitung masing-masing nilai *return* dari saham tersebut. *Return* saham merupakan suatu tingkat pengembalian saham yang diharapkan atas investasi yang dilakukan dalam saham atau beberapa kelompok saham melalui suatu portofolio. Menurut Jogiyanto (2010:205), *return* saham adalah hasil yang diperoleh dari investasi. Rumus *return* saham menurut Soedewi (2015) adalah sebagai berikut:

$$R_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$

Keterangan:

R_t = *return* indeks pada hari ke-t

P_t = harga *clean price* pada hari ke-t pada saham

P_{t-1} = harga *clean price* pada hari ke-t-1 pada saham

Teknik Analisis Data

Perhitungan *Return* Saham

Pada pemodelan data runtun waktu diperlukan suatu kondisi data yang stasioner terhadap rata-rata serta ragam, maka dapat dilakukan transformasi data menjadi data *return* agar data menjadi stasioner. *Return* indeks saham dapat dihitung dengan *log natural* (ln) dari rasio harga penutupan saham. Pengujian akan dilakukan dengan parameter *return* di setiap indeks saham dan data *return* disajikan sebagai *continuesly compounded return* sebagai berikut:

$$R_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$

Keterangan:

R_t = *return* indeks pada hari ke-t

P_t = harga *clean price* pada hari ke-t pada saham

P_{t-1} = harga *clean price* pada hari ke-t-1 pada saham

Uji Stasioneritas Data

Salah satu prasyarat penting dalam model ekonometrika untuk data runtun waktu (*time series*) adalah datanya harus stasioner. Data stasioner merupakan data yang menunjukkan mean, varians dan autovarians (pada variasi *lag*) tetap sama pada waktu kapan saja data itu dibentuk atau dipakai, artinya dengan data yang stasioner model *time series* dapat dikatakan lebih stabil. Data yang tidak stasioner baik pada mean maupun variannya, agar menjadi data stasioner dapat dilakukan melalui proses differensiasi dan transformasi logaritma natural atau akar kuadrat. Menurut Nahrowi dan Usman (2008), terdapat dua cara untuk menguji suatu data bersifat stasioner atau tidak, yaitu dengan cara grafik berupa tampilan korelogram dengan nilai *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) beserta nilai statistiknya, atau secara kuantitatif berupa uji *Unit Root* dengan metode *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan uji hipotesis.

Penentuan Model ARIMA Terbaik

Pemodelan ARIMA dilakukan dengan menggunakan perangkat antara lain sebagai berikut: *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* (AR) dengan orde p dapat dinotasikan $AR(p)$. Menurut Winarno (2011:7.2) bentuk umum model $AR(p)$ yaitu:

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

dimana:

Y_t = nilai variabel pada waktu ke-t

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-p}$ = nilai variabel pada waktu $t-1, t-2,$ dan $t-p$

ϕ_i = koefisien regresi ($i = 1, 2, \dots, p$)

Moving Average (MA)

Model *Moving Average* (MA) dengan orde q yang dinotasikan $MA(q)$. Bentuk umum dari model $MA(q)$ yaitu:

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

dimana:

Y_t = nilai variabel pada waktu ke-t

$e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-q}$ = nilai *error* pada waktu $t-1, t-2,$ dan $t-q$

θ_i = koefisien regresi ($i = 1, 2, \dots, q$)

Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan suatu kombinasi dari model AR dan MA. Secara matematis proses ARMA dengan orde (p,q) dapat diformulasikan sebagai berikut:

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

dimana:

- Y_t = nilai variabel pada waktu ke- t
- ϕ_i = koefisien regresi ($i = 1, 2, \dots, p$)
- θ_i = koefisien regresi ($i = 1, 2, \dots, q$)
- Y_{t-1} dan Y_{t-p} = nilai variabel pada waktu $t-1$ dan $t-p$
- e_t dan e_{t-q} = nilai *error* pada waktu t dan $t-q$

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Bentuk dari ARIMA (p,d,q) merupakan implementasi dari ARMA (p,q) pada data yang distasionerisasi melalui diferensi pertama atau lebih (orde d). Sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \pi + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

Pada analisis *time series* dapat dilakukan pemodelan melalui beberapa cara untuk data homokedastisitas yang dapat dimodelkan menggunakan *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Sementara untuk data heteroskedastisitas atau memiliki tingkat volatilitas yang tinggi dapat dimodelkan dengan menggunakan ARCH-GARCH.

Alat yang biasanya digunakan untuk mengidentifikasi model yang sesuai yaitu ACF dan PACF. Selain itu, menurut Winarno (2009) terdapat beberapa kriteria pemilihan model ARIMA terbaik yang dapat dilihat dari pengamatan dan membandingkan nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SIC) yang paling kecil.

Uji ARCH Effect-LM

Uji ARCH *effect* atau uji *Langrange Multiplier* digunakan untuk memeriksa keberadaan ARCH, yaitu kehetogenan ragam sisaan yang dipengaruhi oleh kuadrat sisaan periode sebelumnya. Uji *Langrange Multiplier* dirumuskan sebagai berikut:

$$LM = N \times R^2$$

keterangan:

N = banyak pengamatan

R^2 = besarnya kontribusi keragaman sisaan yang dapat dijelaskan data deret waktu sebelumnya

Untuk menentukan suatu residual bersifat *heteroscedasticity* atau *homoscedasticity* dilakukan uji statistik dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : residu *homoscedasticity*, jika *p-value* pada *correlogram squared of residual* > 5% maka hipotesis null gagal ditolak, yang artinya residu sudah *homoscedastic*.

H_1 : residu *heteroscedasticity*, jika *p-value* pada *correlogram squared of residual* < 5% maka tolak hipotesis null, yang berarti residu dalam kondisi *heteroscedastic*, bila memang terdapat efek ARCH pada residu, maka pemodelan dapat dilanjutkan dengan menggunakan ARCH/GARCH.

Penentuan Model ARCH/GARCH Terbaik

Model ARCH pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982). Model ARCH merupakan

suatu teknik pemodelan data *time series* yang memuat sifat *heteroskedastisitas* dalam varian residual atau varian residual merupakan suatu fungsi bersyarat (Lubrano dan Bauwens, 1998). Model ARCH (q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$u_t = \sqrt{h_t}v_t,$$

$$h_t = a_0 + a_1u_{t-1}^2 + a_2u_{t-2}^2 + \dots + a_qu_{t-q}^2$$

dimana u_t , $N(0, h_t)$, $a_0 > 0, a_1 \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots, q$) dan u_t suatu variabel random yang memenuhi asumsi *white noise* yang identik, independen dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varian satu.

Pada tahun 1986, Bollerslev mengembangkan model ARCH dengan model GARCH. Pada model GARCH (p, q), nilai h_t pada persamaan sebelumnya dapat ditulis sebagai berikut:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 - \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j},$$

dimana: $a_0 > 0, a_1 \geq 0, \beta_j \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots, p$ dan $j = 1, 2, \dots, q$) & $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$

Uji Efek Asimetris

Untuk memeriksa keberadaan pengaruh *leverage effect* (efek asimetris) dilakukan dengan cara data runtun waktu dimodelkan ke dalam model GARCH. Kemudian dari model tersebut di uji ada tidaknya efek asimetris pada data dengan melihat korelasi antara u_t^2 (residual kuadrat) dengan u_t (lag residual) dengan menggunakan korelasi silang. Adanya asimetris ditandai dengan korelasi tidak sama dengan nol (Abiyani & Permadi, 2013).

Penentuan Model TGARCH dan EGARCH Terbaik

Menurut Zakoian (2010), model *Threshold GARCH* (TGARCH) juga membahas standar deviasi sebagai fungsi linier dan *shocks* dan *lagged* dari standar deviasi. Dengan $\lambda = \nu = 1$ dan memasukkan c ke dalam persamaan varian, sehingga notasi standar TGARCH menjadi:

$$\sigma_t = \omega + \alpha\sigma_{t-1}[|\varepsilon_t| - c\varepsilon_t] + \beta\sigma_{t-1}$$

$$= \omega + \alpha(1 - c)\sigma_{t-1}\varepsilon_t^+ - \alpha(1 - c)\sigma_{t-1}\varepsilon_t^- + \beta\sigma_{t-1}$$

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

Salah satu pengembangan dari model GARCH adalah model EGARCH. Model ini pertama kali diusulkan oleh Nelson (1991). Model umum dari EGARCH dapat dituliskan berdasarkan persamaan sebelumnya, dengan nilai h_t sebagai berikut:

$$\ln h_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q (\alpha_j v_{t-j} + \psi_j (|v_{t-j}| - E|v_t|)) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln h_{t-j}$$

Persamaan di atas oleh Nelson (1991) didefinisikan sebagai model EGARCH (p, q). Kriteria model yang terbaik dapat dilihat dari nilai AIC dan SIC yang terkecil dengan melihat juga signifikansi koefisien model.

Penentuan Akurasi Peramalan

Dalam analisis data ini, digunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dalam mengukur akurasi peramalan. Formula dari RMSE adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{n}}$$

dimana x_t adalah nilai aktual dan \hat{x}_t adalah nilai proyeksi variabel terikat, n adalah jumlah observasi. Menurut Satriawan (2017), RMSE sering digunakan dalam mengukur akurasi model dan peramalan untuk memverifikasi hasil penelitian. Metode estimasi yang memiliki RMSE paling kecil dianggap lebih bisa dalam menginterpretasikan keakuratan sesungguhnya (Widayati, 2009).

HASIL DAN PEMBAHASAN

HASIL

Uji Stasioner

Pengujian stasioneritas data penelitian setelah transformasi log dan *differencing* menghasilkan nilai *Augmented Dickey Fuller test* (ADF) dan nilai *p-value*, sehingga kriteria uji stasioner sebagai berikut:

Hipotesis untuk uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) adalah:

$H_0 : \delta = 0$ atau $p\text{-value} > 0,05$
(data terdapat *unit root*, data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ atau $p\text{-value} < 0,05$
(data tidak terdapat *unit root*, data stasioner)

Taraf signifikansi $\alpha = 5\%$

Kriteria uji:

H_0 ditolak apabila nilai probabilitas atau nilai $p\text{-value} < \alpha$ atau nilai ADF < nilai kritis (5%)

Tabel 1. Uji Stasioner

Saham	Nilai ADF	Nilai Kritis (5%)	p-value
AGRO	-34,63948	-2,863649	0,0000
BABP	-44,35077	-2,863648	0,0001
BACA	-17,01262	-2,863653	0,0000
BBCA	-37,17412	-2,863648	0,0000
BBKP	-37,68365	-2,863648	0,0000
BBMD	-25,44881	-2,863653	0,0000
BBNI	-16,70458	-2,863693	0,0000
BDMN	-18,38727	-2,863693	0,0000
BEKS	-20,11932	-2,863655	0,0000
BJBR	-17,13554	-2,863693	0,0000
BJTM	-17,30051	-2,863691	0,0000
BKSW	-18,25056	-2,863691	0,0000
BMAS	-18,31488	-2,863693	0,0000
BMRI	-19,96883	-2,863695	0,0000
BNII	-24,05498	-2,863655	0,0000
BNLI	-18,40043	-2,863693	0,0000
INPC	-18,65777	-2,863662	0,0000
MAYA	-22,36981	-2,863657	0,0000
NOBU	-39,92839	-2,863648	0,0000
PNBN	-36,63158	-2,863648	0,0000

Sumber: Output *Eviews 10*

Tabel 1. Uji Stasioner menunjukkan hasil uji ADF *return* masing-masing saham yang stasioner dengan beberapa saham yang telah dilakukan proses *differensiasi* dan transformasi logaritma natural atau akar kuadrat agar data bersifat stasioner. Hal tersebut juga dibuktikan dengan adanya nilai $p\text{-value} < \alpha$ atau nilai ADF < nilai kritis (0,05) sehingga dapat

disimpulkan bahwa masing-masing saham tidak terdapat *unit root* atau data telah stasioner..

Persamaan Model TGARCH dan EGARCH Terbaik

Data penelitian bersifat stasioner, heterogen dan asimetris. Dari data ini diolah untuk mendapatkan model terbaik.

Tabel 10. Persamaan Model TGARCH dan EGARCH Terbaik

Saham	Model TGARCH/EGARCH Terbaik	Persamaan Model TGARCH/EGARCH Terbaik
AGRO	ARIMA (1,1,2) EGARCH (1,1)	$Y_t = -1,003919 Y_{t-1} - 0,558918 e_{t-2} + e_t$ <p>dan</p> $\log(\sigma_t^2) = -2,557939 + 1,516433 - 0,475699 \left(\frac{ e_{t-1} }{\hat{\sigma}_{t-1}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,730802 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,446476 \left(\frac{e_{t-1}}{\hat{\sigma}_{t-1}^2} \right)$
BABP	ARIMA (0,0,1) EGARCH (2,2)	$Y_t = -0,275420 e_{t-1} + e_t$ <p>dan</p> $\log(\sigma_t^2) = 0,064182 + 0,233822 - 0,047800 \left(\frac{ e_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,441028 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) + 0,587602 (\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,056492 \left(\frac{e_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right)$
BACA	ARIMA (0,0,1) TGARCH (3,3)	$Y_t = -0,067669 y_{t-1} + e_t$ <p>dan</p> $\sigma_t^2 = 2,90E-05 + 0,058168 u_{t-1}^2 + 0,083639 u_{t-2}^2 + 0,065652 u_{t-3}^2 + 0,340572 u_{t-1}^2 I_{t-1} + 0,080196 \sigma_{t-1}^2 - 0,114924 \sigma_{t-2}^2 + 0,787827 \sigma_{t-3}^2$
BBCA	ARIMA (1,0,1) TGARCH (3,2)	$Y_t = 0,000800 + 0,607982 y_{t-1} - 0,727527 e_{t-1} + e_t$ <p>dan</p> $\sigma_t^2 = 1,08E-05 + 0,068676 u_{t-1}^2 + 0,138830 u_{t-2}^2 + 0,037130 u_{t-3}^2 - 0,155623 u_{t-1}^2 I_{t-1} - 0,053769 \sigma_{t-1}^2 + 0,915209 \sigma_{t-2}^2$
BBKP	ARIMA (1,0,1) EGARCH (2,3)	$Y_t = -0,000766 + 0,585406 y_{t-1} - 0,659787 e_{t-1} + e_t$ <p>dan</p> $\log(\sigma_t^2) = -0,302187 + 0,211512 - 0,041395 \left(\frac{ e_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,192930 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,103857 (\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,890924 (\hat{\sigma}_{t-3}^2) - 0,111692 \left(\frac{e_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right)$
BBMD	ARIMA (1,0,1) EGARCH (2,3)	$Y_t = 0,000212 + 0,884610 y_{t-1} - 0,922704 e_{t-1} + e_t$ <p>dan</p> $\log(\sigma_t^2) = -0,046261 + 0,035577 - 0,307157 \left(\frac{ e_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} - 0,402886 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) + 1,950763 (\hat{\sigma}_{t-2}^2) - 0,954391 (\hat{\sigma}_{t-3}^2) + 0,707409 \left(\frac{e_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right)$

		$Y_t = -0,990920 y_{t-1} - 0,981449 e_{t-2} + e_t$ dan
BBNI	ARIMA (1,1,2)	$\log(\sigma_t^2) = -0,876586 + 0,241173 \left(\frac{ \varepsilon_{t-1} }{\hat{\sigma}_{t-1}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}}$
	EGARCH (1,2)	$+ 1,742901 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,837126 (\hat{\sigma}_{t-2}^2) - 0,097567 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\hat{\sigma}_{t-1}^2}\right)$
		$Y_t = -0,832162 y_{t-1} - 0,664346 e_{t-2} + e_t$ dan
BDMN	ARIMA (1,1,2)	$\log(\sigma_t^2) = -8,143998 + 0,291877 \left(\frac{ \varepsilon_{t-1} }{\hat{\sigma}_{t-1}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}}$
	EGARCH (1,1)	$- 0,907075 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,053285 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\hat{\sigma}_{t-1}^2}\right)$
		$Y_t = -0,169029 e_{t-1} + e_t$ dan
BEKS	ARIMA (0,0,1)	$\sigma_t^2 = 2,66E-12 + 0,498181 u_{t-1}^2 + 0,857247 u_{t-1}^2 I_{t-1}$
	TGARCH (1,1)	$+ 0,602309 \sigma_{t-1}^2$
		$Y_t = -0,459946 Y_{t-1} - 0,321902 e_{t-2} + e_t$ dan
BJBR	ARIMA (1,1,2)	$\log(\sigma_t^2) = -1,761106 + 0,669283$
	EGARCH (2,3)	$+ 0,108165 \left(\frac{ \varepsilon_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,802227 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,738390 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,746182 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) + 0,113907 \left(\frac{\varepsilon_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right)$
		$Y_t = -1,001220 Y_{t-1} - 0,996451 e_{t-2} + e_t$ dan
BJTM	ARIMA (1,1,2)	$\log(\sigma_t^2) = -4,230739 + 0,506282$
	EGARCH (2,3)	$+ 0,102592 \left(\frac{ \varepsilon_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,419424 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,179085 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,271313 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) - 0,065396 \left(\frac{\varepsilon_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right)$
		$Y_t = -1,002037 Y_{t-1} - 0,994563 e_{t-2} + e_t$ dan
BKSW	ARIMA (1,1,2)	$\log(\sigma_t^2) = -0,614070 + 0,217450 - 0,122737$
	EGARCH (3,3)	$- 0,037084 \left(\frac{ \varepsilon_{t-3} }{\hat{\sigma}_{t-3}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 1,072287 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 1,092275 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,942361 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) - 0,223717 \left(\frac{\varepsilon_{t-3}}{\hat{\sigma}_{t-3}^2}\right)$
		$Y_t = 0,115418 Y_{t-2} + 0,428392 e_{t-3} + e_t$ dan
BMAS	ARIMA (2,1,3)	$\log(\sigma_t^2) = -0,255884 - 0,434320 - 0,826619$
	EGARCH (2,1)	$\left(\frac{ \varepsilon_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,905841 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,123644 \left(\frac{\varepsilon_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2}\right)$
		$Y_t = -0,422684 Y_{t-1} - 0,058567 e_{t-2} + e_t$ dan
BMRI	ARIMA (1,1,2)	
	EGARCH (1,3)	

		$\log(\sigma_t^2) = -4,665177 + 0,192081 \left(\frac{ \varepsilon_{t-1} }{\hat{\sigma}_{t-1}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,786217 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) + 0,193832 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) - 0,784645 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) - 0,189610 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\hat{\sigma}_{t-1}^2} \right)$
BNII	ARIMA (0,0,1) TGARCH (2,3)	$Y_t = -0,728373 e_{t-1} + e_t \text{ dan}$ $\sigma_t^2 = -7,43E-06 + 0,473236 u_{t-1}^2 + 0,460002 u_{t-2}^2 + 0,068774 u_{t-1}^2 I_{t-1} - 0,101493 \sigma_{t-1}^2 + 0,765102 \sigma_{t-2}^2 + 0,079087 \sigma_{t-3}^2$
BNLI	ARIMA (1,1,2) EGARCH (3,2)	$Y_t = -0,172332 Y_{t-1} - 0,095985 e_{t-2} + e_t \text{ dan}$ $\log(\sigma_t^2) = -2,596952 + 1,731686 + 0,391549 - 0,666820 \left(\frac{ \varepsilon_{t-3} }{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,671262 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) + 0,090533 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 1,077897 \left(\frac{\varepsilon_{t-3}}{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right)$
INPC	ARIMA (0,0,2) EGARCH (3,3)	$Y_t = -0,023851 e_{t-2} + e_t \text{ dan}$ $\log(\sigma_t^2) = -0,682942 + 0,926783 - 0,527333 + 0,417128 \left(\frac{ \varepsilon_{t-3} }{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,338734 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,195047 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,822578 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) - 0,271546 \left(\frac{\varepsilon_{t-3}}{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right)$
MAYA	ARIMA (0,0,1) EGARCH (3,1)	$Y_t = -0,053125 e_{t-1} + e_t \text{ dan}$ $\log(\sigma_t^2) = -0,316902 + 0,521521 + 0,084442 + 0,195919 \left(\frac{ \varepsilon_{t-3} }{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,954737 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) + 0,252994 \left(\frac{\varepsilon_{t-3}}{\hat{\sigma}_{t-3}^2} \right)$
NOBU	ARIMA (1,0,0) TGARCH (1,1)	$Y_t = -0,067562 Y_{t-1} + e_t \text{ dan}$ $\sigma_t^2 = 2,92E-06 + 0,030434 u_{t-1}^2 + 0,037180 u_{t-1}^2 I_{t-1} + 0,953376 \sigma_{t-1}^2$
PNBN	ARIMA (2,0,2) EGARCH (2,3)	$Y_t = -0,839782 Y_{t-2} + 0,805938 e_{t-2} + e_t \text{ dan}$ $\log(\sigma_t^2) = -2,565619 + 0,336495 \left(\frac{ \varepsilon_{t-2} }{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right) - \sqrt{\frac{2}{\pi}} + 0,389848 \log(\hat{\sigma}_{t-1}^2) - 0,170814 \log(\hat{\sigma}_{t-2}^2) + 0,471866 \log(\hat{\sigma}_{t-3}^2) + 0,066285 \left(\frac{\varepsilon_{t-2}}{\hat{\sigma}_{t-2}^2} \right)$

Sumber: Output *Eviews 10*

Akurasi Peramalan Model Terbaik

Untuk mengukur akurasi peramalan T-GARCH dan E-GARCH digunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dalam. RMSE digunakan dalam mengukur akurasi model dan peramalan untuk memverifikasi hasil penelitian. Metode estimasi yang memiliki nilai RMSE paling kecil dianggap lebih bisa menginterpretasikan keakuratan sesungguhnya.

Tabel 11. Model Terbaik Berdasarkan Keakuratan Peramalan

Saham	Model Terbaik	Saham	Model Terbaik
AGRO	ARIMA (1,1,2) EGARCH (2,1)	BJTM	ARIMA (1,1,2) EGARCH (2,3)
BABP	ARIMA (0,0,1) EGARCH (1,2)	BKSW	ARIMA (1,1,2) EGARCH (3,3)
BACA	ARIMA (0,0,1) TGARCH (3,3)	BMAS	ARIMA (2,1,3) EGARCH (2,1)
BBCA	ARIMA (1,0,1) TGARCH (3,2)	BMRI	ARIMA (1,1,2) EGARCH (1,3)
BBKP	ARIMA (1,0,1) EGARCH (2,3)	BNII	ARIMA (0,0,1) TGARCH (2,3)
BBMD	ARIMA (1,0,1) EGARCH (3,2)	BNLI	ARIMA (1,1,2) EGARCH (3,2)
BBNI	ARIMA (1,1,2) EGARCH (1,2)	INPC	ARIMA (0,0,2) EGARCH (3,3)
BDMN	ARIMA (1,1,2) EGARCH (1,1)	MAYA	ARIMA (0,0,1) EGARCH (3,1)
BEKS	ARIMA (0,0,1) EGARCH (1,1)	NOBU	ARIMA (1,0,0) TGARCH (1,1)
BJBR	ARIMA (1,1,2) EGARCH (2,3)	PNBN	ARIMA (2,0,2) EGARCH (2,3)

Sumber: Data diolah

Tabel 11. Hasil Akurasi Peramalan tersebut dapat dilihat bahwa terdapat 16 perusahaan memiliki nilai RMSE model E-GARCH yang lebih kecil daripada model T-GARCH dan terdapat 4 perusahaan yang memiliki nilai RMSE model T-GARCH yang lebih kecil daripada model E-GARCH. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model E-GARCH memiliki kemampuan yang lebih tinggi dalam memproyeksikan data aktual.

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil analisis dalam penelitian ini dapat diketahui bahwa saham dari dua puluh perusahaan sub sektor perbankan menggunakan model ARCH-GARCH yang berbeda-beda. Secara keseluruhan, dua puluh perusahaan sub sektor perbankan tersebut menggambarkan sudah stasioner dan memenuhi asumsi heteroskedastisitas sehingga dalam pengujiannya menggunakan metode ARCH-GARCH. Dalam menentukan model ARCH-GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC dan SIC terkecil.

Pada penelitian ini, data dari dua puluh *return* saham perusahaan sub sektor perbankan menunjukkan adanya efek asimetris sehingga digunakan model asimetris GARCH dalam mengestimasi volatilitas. Hal tersebut sesuai dengan penelitian Abdalla (2012), Al Freedi dkk (2011) dan Maqsood dkk (2017) yang menyatakan bahwa model asimetris GARCH penting dalam menganalisis volatilitas *return* saham harian pada beberapa negara. Namun belum ada penelitian yang konsisten menyebutkan model asimetris GARCH manakah yang terbaik dalam menganalisis volatilitas *return* saham.

Selain itu, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model EGARCH memiliki nilai AIC, SIC dan RMSE lebih kecil daripada model TGARCH. Hal tersebut sesuai dengan penelitian Miron dan Tudor (2010) yang menemukan bahwa model EGARCH menunjukkan kesalahan peramalan yang lebih kecil serta akurat dalam mengestimasi volatilitas daripada estimasi model asimetris lainnya. Namun, hasil penelitian ini tidak sesuai dengan penelitian Susanti dkk (2016), yang menemukan bahwa model TGARCH merupakan model terbaik daripada model asimetris lainnya.

KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini dapat diperoleh beberapa simpulan diantaranya sebagai berikut: 1) Model yang terbaik dalam meramalkan *return* saham sub sektor perbankan adalah model E-GARCH 2) Model E-GARCH menjadi model yang terbaik, diperkuat dengan adanya hasil akurasi peramalan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Yang mana rata-rata perusahaan sub sektor perbankan menunjukkan bahwa nilai RMSE model E-GARCH lebih kecil dibandingkan dengan nilai RMSE model T-GARCH. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model E-GARCH memiliki kemampuan yang lebih tinggi dibandingkan dengan T-GARCH dalam memproyeksikan data aktual.

IMPLIKASI

Implikasi yang dapat di kemukakan dalam penelitian ini diantaranya sebagai berikut:
Bagi Investor

Ada beberapa hal yang perlu diperhatikan saat akan mengambil keputusan berinvestasi, yaitu dengan memahami dan memperhatikan risiko yang akan dihadapi. Selain itu, adanya fluktuasi *return* juga menyebabkan terjadinya volatilitas yang tinggi, dimana volatilitas sebagai tolok ukur risiko. Oleh karena itu, perlu adanya pertimbangan yang matang sebelum berinvestasi agar tidak mengalami kerugian yang tinggi. Sehingga investor perlu mengestimasi volatilitas menggunakan metode ARCH-GARCH yang menurut Hwang dan Satchell (2000) metode tersebut tepat dalam mengestimasi volatilitas.

Bagi Penelitian Selanjutnya

Dalam penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambah jumlah perusahaan yang akan diteliti agar hasil penelitian lebih akurat. Selain itu, dalam pemodelan analisis volatilitas juga dapat menggunakan model ARCH-GARCH yang lain seperti PARARCH, APARCH, EGARCH-M dan GJR-GARCH.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdalla, S. Z. S. (2012). Modelling stock returns volatility: Empirical evidence from Saudi Stock Exchange. *International Research Journal of Finance and Economics*, 85, 166–179.
- Abiyani, P. & Permadi H. 2013. Peramalan Data Saham S&P 500 Index Menggunakan Model TARARCH. Malang: Universitas Negeri Malang.
- Al Freedi, A., Shamiri, A., & Isa, Z. (2011). A study on the behavior of volatility in Saudi Arabia stock market using symmetric and asymmetric GARCH models. *Journal of Mathematics and Statistics*, 8(1), 98–106. DOI: 10.3844/jmssp.2012.98.108.
- Brooks, C. 2008. *“Introductory Econometrics for Finance”* (Second ed). USA: Cambridge University Press.
- Firmansyah. 2006. Analisis Volatilitas Harga Kopi Internasional. Jakarta : Usahawan.
- Gujarati, Damodar, 2003, *Ekonometri Dasar*. Terjemahan: Sumarno Zain, Jakarta: Erlangga.
- Hwang, S. and Satchell, S .2000. “Market Risk and The Concept of Fundamental Volatility: Measuring Volatility Across Asset and Derivative Markets and Testing for The Impacts of Derivatives Markets on Financial Markets”. *Journal of Banking and Finance*. Volume 24 Page 759-785.
- Khoirunnisa, E. (2014). Penerapan Metode ARCH/GARCH pada Pemodelan Harga Penutupan Saham di Bursa Efek Indonesia Periode 2005-2013.
- Lestano, L., & Sucito, J. (2010). Spillover volatilitas pasar saham Indonesia dan Singapura periode 2001- 2005. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*, 12(1), 17–25. DOI: <https://doi.org/10.9744/jak.12.1.pp.%2017-25>.
- Lubrano dan Bauwens, 1998. “Bayesian Inference on GARCH models using the Gibbs Sampler”, *Journal of Econometrics*, Vol. 1, hal. C23 – C46.
- Maqsood, A., Safdar, S., Shafi, R., & Lelit, N. J. (2017). Modeling stock market volatility using GARCH models: A case study of Nairobi Securities Exchange (NSE). *Open Journal of Statistics*, 7, 369–381. DOI: 10.4236/ojs.2017.72026.
- Miron, D., & Tudor, C. (2010). Asymmetric conditional volatility models: Empirical estimation and comparison of forecasting accuracy. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 13(3), 74–92.
- Nelson, D. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, *Journal of Econometrics*. Vol. 9, No. 5.
- Rudolf, Poltak Nainggolan. 2010. ARCH/GARCH Volatility untuk Perhitungan Value at Risk Tiga Saham Emiten Penghasil CPO.
- Satriawan, I Wayan Bagus. (2017). Prediksi Volatilitas Saham Perusahaan

- Pertambangan Batu Bara dengan Metode *Artificial Neural Networks - Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*. e-Proceeding of Engineering. Vol.4, Page 5184.
- Soedewi, Srie dan Purqon, A. 2015. "Analisis Volatilitas Lima Saham Berbeda Sektor pada Indeks Kompas100 dengan Metode ARCH-GARCH". ITB.
- Susanti dkk. 2016. Analisis Model Threshold GARCH dan Model Exponential GARCH Pada Peramalan IHSG. UNNES Journal of Mathematics.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series: Second Edition*. Canada: A John Willey & Sons Inc.
- Ullah, Hidayat., Shahab e Saqib., Hazrat Usman. 2015. The Impact of Dividend Policy on Stock Price Volatility: A Case Study of Selected Firms from Textile Industry in Pakistan. *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, 4(3): 40-51.
- Wu, G. (2001). The determinants of asymmetric volatility. *The Review of Financial Studies*, 14(3), 837-859. DOI:<https://doi.org/10.1093/rfs/14.3.837>.
- www.idx.co.id. diakses pada tanggal 20 November 2019.
- www.yahoo-finance.com. diakses pada tanggal 2 Februari 2020.
- Yohanes, S dan Hokky S. 2003. "Sifat Statistika Data Ekonomi Keuangan Studi Empirik Beberapa Indeks Saham Indonesia". WPF 2003. Bandung FE Institute.
- Zakoian, M. 2010. *GARCH Models : Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. English : Wiley.