Pemodelan *Return* Saham Perbankan Menggunakan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*

Elnisa Fifka Pramesti Rahma[1*], Atika Nurani Ambarwati[2]
[1,2]Statistika, Akademi Statistika Muhammadiyah Semarang
*Email: elnisafifka13@gmail.com

Keywords:
ARCH/GARCH; ARIMA; Heteroskedastisitas; Return Saham

Abstrak

Tujuan utama investor adalah untuk mendapatkan keuntungan atau return dari investasi yang telah dilakukannya. Untuk mendapatkan hasil investasi yang tepat, investor perlu mengetahui kondisi keuntungan saham di masa yang akan datang. Sektor perbankan saat ini masih memimpin kenaikan harga-harga saham di Bursa Efek Jakarta sehingga saham perbankan banyak diburu oleh para investor. Bank Central Asia atau BCA merupakan salah satu perusahaan yang paling banyak diminati para investor karena BCA menduduki peringkat kedua di kawasan Asia Tenggara sebagai bank berkapitalisasi pasar terbesar. Salah satu indikator penting yang harus di amati dalam menentukan investasi adalah volatilitas sebagai penanda naik atau turunnya harga saham. Model ARIMA merupakan salah satu model peramalan yang digunakan dalam data deret waktu, model ARIMA ini mengasumsikan bahwa varian residual konstan. Volatilitas yang tinggi dapat menyebabkan nilai varian yang berubah sehingga memungkinkan terjadinya heteroskedastisitas. Model ARIMA tidak dapat mengatasi masalah heteroskedastisitas pada residual data sehingga model yang dapat digunakan adalah model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) atau Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data return harga saham perbankan pada periode 19 Mei 2014 sampai 25 September 2017. Dari hasil analisis, model yang terbentuk ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1) adalah model yang terbaik karena memiliki nilai AIC terendah dari model lainnya yaitu sebesar -5,987576.

1. PENDAHULUAN

Salah satu produk investasi yang sering digunakan sebagai obyek penelitian adalah saham khususnya *closing price* saham yaitu saham penutupan yang digunakan sebagai acuan saham pembuka di hari berikutnya (BEI, 2010). Saham dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan atau kepemilikan seseorang dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas (Khoirunnisa, 2014).

Investasi saham oleh investor diharapkan mampu memberikan keuntungan, namun tidak dapat dipungkiri bahwa saham juga mengandung risiko. Keuntungan yang diperoleh perusahaan, individu dan institusi dari hasil kebijakan investasi yang dilakukannya tersebut dinamakan *return* (Saida, 2016).Pergerakan harga saham yang bersifat fluktuatif dipasar modal beberapa saat ini telah mendorong banyaknya calon investor yang ingin lebih mengetahui saham-saham yang prospektif untuk dibeli, baik untuk saat ini ataupun beberapa periode selanjutnya (Eliyawati, 2014).

Salah satu indeks harga saham yang dikeluarkan oleh Bursa Efek Indonesia adalah Indeks LQ45 yang terdiri dari 45 saham Perusahaan Tercatat terpilih berdasarkan pertimbangan likuiditas dan kapitalisasi pasar. Salah satu saham yang terdaftar dalam Indeks LQ45 adalah saham PT Bank Central Asia (BCA) (BEI, 2010).Menurut data Bloomberg, bank dengan kode perdagangan BBCA tersebut merupakan bank berkapitalisasi pasar terbesar kedua di kawasan Asia Tenggara setelah DBS Group Holding dengan besar kapitalisasi pasar mencapai Rp 540,56 triliun. Sementara bank asal Singapura, DBS memiliki kapitalisasi Rp 645,9 triliun (Wijaya, 2017).

Data deret waktu, terutama data keuangan seperti indeks harga saham, tingkat bunga, nilai tukar, inflasi dan sebagainya sering kali memiliki volatilitas yang tinggi. Volatilitas yang tinggi ini ditunjukkan oleh suatu tahap di mana fluktuasinya relatif tinggi, kemudian diikuti fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi (Juanda & Junaidi, 2012). Harga saham yang mengalami volatilitas akan menyebabkan varians yang berubah seiring dengan perubahan waktu. Pada kondisi tersebut kemungkinan dapat menyebabkan terjadinya heteroskedastisitas atau varians tidak homogen (Khoirunnisa, 2014).

ARIMA merupakan metode peramalan yang biasa digunakan pada umumnya, tetapi tidak dapat mengatasi permasalahan heteroskedastisitas pada residual data. Salah satu model yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah keheterogenan variansi adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) yang dikemukakan pertama kali oleh Engle (1982). Model ARCH digeneralisasikan oleh Bollerslev (1986) untuk mengatasi orde yang terlalu tinggi pada model ARCH, yang dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Pada model ini, perubahan variansinya dipengaruhi oleh data acak sebelumnya dan variansi dari data acak sebelumnya(Tsay, 2005).

Penelitian tentang ARCH/GARCH pernah dilakukan oleh Elok Khoirunnisa pada tahun 2014 yang berjudul Penerapan Metode ARCH/GARCH pada Pemodelan Harga Penutupan Saham di Bursa Efek Indonesia Periode 2005-2013.

Dari uraian di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah apakah terdapat efek heteroskedastisitas pada *closing price* saham serta bagaimana hasil prediksi*closing price* saham perbankan dengan menggunakan GARCH. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah terdapat efek heteroskedastisitas dalam data tersebut dan untuk mengetahui hasil peramalan menggunakan metode GARCH.

2. METODE

Konsep yang sangat penting dalam analisis runtun waktu adalah stasioneritas data. Namun dalam praktiknya model runtun waktu yang stasioner sangat jarang dijumpai, untuk itu perlu dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Implementasi ARMA (p,q) pada data yang telah distasionerisasi melalui diferensi pertama atau lebih (orde d) disebut dengan proses ARIMA (p,d,q). Jika dilakukan proses pembedaan dengan ordo ke-d yakni $Z_t^d = (1-B)^d Z_t$ sehingga $Z_1, Z_2, \dots$ menjadi deret berkala stasioner. Model umum ARIMA (p,d,q) adalah :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \delta + \theta_q(B)\alpha_t \qquad 1$$

Dimana Z_t adalah besarnya pengamatan pada waktu t, δ adalah nilai konstanta, $\emptyset_p$ adalah koefisien AR ke p, θ_q adalah koefisien MA ke q, $(1-B)^d$adalah pembedaan dari orde ke-d dan α_t adalah nilai galat pada saat ke-t.

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metode peramalan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data sekunder yang diperoleh dari arsip resmi Bursa Efek Indonesia (BEI). Data yang digunakan adalah *return closing price* saham perbankan periode 19 Mei 2014 sampai dengan 25 September 2017 dengan jumlah pengamatan 822 data.

Menurut Juanda & Junaidi (2012) model ARCH (p) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p e_{t-p}^2 \qquad 2$$

Dimana σ_t^2 adalah ragam residual, α_0 adalah konstanta, α_p adalah paremeter ARCH (p), (e_{t-1}^2)adalah kuadrat residual periode yang lalu, (e_{t-p}^2) adalah residual periode yang lalu *lag* p unsur ARCH, (σ_{t-1}^2) adalah ragam residual periode yang lalu unsur GARCH sedangkan (σ_{t-q}^2) adalah ragam residual periode yang lalu untuk *lag* q unsur GARCH.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \qquad 3$$

Dimana σ_t^2 adalah ragam residual, α_0 adalah konstanta, α_p adalah paremeter ARCH (p), λ_q adalah parameter unsur GARCH (q), (e_{t-1}^2)adalah kuadrat residual periode yang lalu,(e_{t-p}^2) adalah residual periode yang lalu*lag* p unsur ARCH, (σ_{t-1}^2) adalah ragam residual periode yang lalu unsur GARCH sedangkan (σ_{t-q}^2) adalah ragam residual periode yang lalu untuk *lag* q unsur GARCH (Juanda & Junaidi, 2012).

Adapun langkah-langkah analisis model GARCH (seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 yang terlampir) adalah sebagai berikut:

1. Melakukan uji kestasioneritasan data dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Jika data tidak stasioner dalam rataan maka dilakukan *differencing,*
2. Mengidentifikasi model ARIMA sementara berdasarkan ordo AR dan MA pada *lag correlogram*ACF dan PACFdata.
3. Mengestimasi parameter model ARIMA sementara dengan melihat p-value dari setiap parameter harus signifikan yaitu kurang dari α= 0,05.
4. Melakukan *diagnostics checking* terhadap model ARIMA yang signifikan, *diagnostics checking* terdiri dari dua yaitu uji independensi residual dan uji normalitas residual.
5. Uji independensi residual dilihat pada nilai probabilitas yang memenuhi kriteria yaitu lebih dari α= 0.05 atau nilai Q-stat *lag* 12, 24 dan 36 pada *correlogram* residual model ARIMA yang dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(\alpha,m)}$ dengan m adalah besar.

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{m}(n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^2 \qquad 4$$

Dimana:

n = banyaknya data
m = banyaknya lag yang diuji
$\hat{\rho}_k$ = autokorelasi residual pada lag ke-k

6. Sedangkan uji normalitas residual menggunakan uji *Jarque-Bera*, memenuhi kriteria apabila nilai probabilitas lebih dari α= 0,05.
7. Melakukan uji efek heteroskedastisitas dengan uji *Lagrange Multiplier*, memenuhi kriteria apabila nilai LM lebih dari $\chi^2_{(m)}$ dengan m adalah banyaknya lag yang diuji. Jika efek heteroskedastisitas terindentifikasi hingga lag yang besar atau ordo besar maka menggunakan GARCH.
8. Mengidentifikasi model GARCH berdasarkan model ARIMA yang telah terindentifikasi sebelumnya.
9. Mengestimasi parameter model GARCH dengan melihat p-value dari setiap parameter harus signifikan yaitu kurang dari α= 0,05.
10. Melakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC yang terkecil diantara model GARCH dengan paraemeter yang signifikan.
11. Melakukan *diagnostics checking* terhadap model GARCH yang telah didapatkan, *diagnostics checking* terdiri dari dua yaitu uji independensi residual dan uji*Lagrange Multiplier*. Uji *Lagrange Multiplier* pada *diagnostics checking* digunakan untuk mendeteksi apakah model GARCH tersebut masih terdapat unsur heteroskedastisitas atau tidak.
12. Mencari hasil peramalan dari model GARCH terbaik yang telah didapatkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan hasil penelitian yang disajikan dengan grafik, gambar, tabel dan lain-lain agar mudah dipahami oleh pembaca.

3.1. Model ARIMA

Sebelum mengidentifikasi model ARIMA dilakukan uji stasionertias data terlebih dahulu, dan berikut adalah hasil stasioneritas serta hasil analisis ARIMA:

3.1.1. Stasioneritas Data

Stasioneritas data adalah syarat bagi data agar dapat di olah untuk mendapatkan hasil peramalan. Berikut adalah hasil uji stasioneritas data:

Tabel 1. Hasil Uji Stasioneritas

Uji Akar Unit		
Test critical values 5%	t-Statistic	Prob.*
-2.86485	-28.422	0.0000

Berdasarkan Tabel 1 di atas menunjukkan bahwa data dalam penelitian ini sudah stasioner sehingga tidak perlu dilakukan *differencing* data.

3.1.2. Identifikasi Model ARIMA

Berdasarkan hasil analisis dari plot ACF dan PACF terpotong pada lag 5, 19 dan 26. Sehingga model ARIMA yang mungkin terbentuk adalah ARIMA (5,0,5), ARIMA (5,0,19), ARIMA (5,0,26), ARIMA (19,0,5), ARIMA (19,0,19), ARIMA (19,0,26), ARIMA (26,0,5), ARIMA (26,0,19), ARIMA (26,0,26), ARIMA ([5,19],0,26), ARIMA ([19,26],0,[19,26]), ARIMA ([5,19],0,[19,26]), ARIMA (19,0,[19,26]) dan ARIMA (5,0,[5,26]).

3.1.3. Estimasi Parameter Model ARIMA

Berikut adalah tabel hasil estimasi parameter dari beberapa model ARIMA yang signifikan:

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Prob.	Keputusan
ARIMA (5,0,5)	ϕ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_5	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,19)	ϕ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,26)	ϕ_{19}	0.0337	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0047	H_0 ditolak
ARIMA (26,0,5)	ϕ_{26}	0.0103	H_0 ditolak
	θ_5	0.0441	H_0 ditolak
ARIMA (26,0,26)	ϕ_{26}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_5	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19]0,26)	ϕ_5	0.0317	H_0 ditolak
	ϕ_{19}	0.0358	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0055	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,[19,26])	ϕ_5	0.0086	H_0 ditolak
	ϕ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0002	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0048	H_0 ditolak

ARIMA (]19,26],0,[19,26])	ϕ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	ϕ_{26}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,[19,26])	ϕ_{19}	0.0050	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0169	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0037	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,[5,26])	ϕ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0014	H_0 ditolak

Berdasarkan tabel estimasi parameter di atas dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (5,0,5), ARIMA (19,0,19), ARIMA (19,0,26), ARIMA (26,0,5) ARIMA (26,0,26), ARIMA ([5,19],0,26), ARIMA ([5,19],0,[19,26]), ARIMA ([19,26],0,[19,26]), ARIMA(19,0,[19,26]) dan ARIMA (5,0,[5,26]) dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut karena pada taraf signifikansi 5% semua paremeternya signifikan.

3.1.4. Diagnostics Checking

a. Uji Independensi Residual

Uji independensi residual digunakan untuk mendeteksi apakah ada korelasi antar lag. Berikut adalah hasil dari uji independensi residual:

Tabel 3. Hasil Uji Independensi Residual

Model	Lag	Q-Stat	Keputusan
ARIMA ([5,19],0,0)	12	17.216	H_0 diterima
	24	23.893	H_0 diterima
	36	38.062	H_0 diterima
ARIMA ([5,26],0,0)	12	17.678	H_0 diterima
	24	27.554	H_0 diterima
	36	34.883	H_0 diterima
ARIMA (5,0,5)	12	21,248	H_0 diterima
	24	34.120	H_0 diterima
	36	48.492	H_0 diterima
ARIMA (19,0,19)	12	21.277	H_0 diterima
	24	32.749	H_0 diterima
	36	45.353	H_0 diterima
ARIMA (26,0,5)	12	18.293	H_0 diterima
	24	28.154	H_0 diterima
	36	35.156	H_0 diterima
ARIMA (5,0,[5,26])	12	19.987	H_0 diterima
	24	32.268	H_0 diterima
	36	43.232	H_0 diterima
ARIMA ([5,19]0,26)	12	17.708	H_0 diterima
	24	24.208	H_0 diterima
	36	30.855	H_0 diterima
ARIMA ([5,19],0,[19,26])	12	19.091	H_0 diterima
	24	24.972	H_0 diterima
	36	32.348	H_0 diterima

Dari tabel distribusi Chi-Square diperoleh nilai $\chi^2_{(0,05;12)} = 21.03$, $\chi^2_{(0,05;24)} = 36.42$ dan $\chi^2_{(0,05;36)} = 51$. Berdasarkan Tabel 3 dapat disimpulkan bahwa ada beberapa model yang memenuhi asumsi independensi residual atau tidak ada korelasi antar jeda, yaitu model ARIMA ([5,19],0,0), ARIMA ([5,26],0,0), ARIMA (5,0,5), ARIMA (19,0,19), ARIMA (26,0,5), ARIMA (5,0,[5,26]), ARIMA ([5,19],0,26) dan ARIMA ([5,19],0,[19,26]) sehingga hanya model tersebut yang dapat di uji normalitas residualnya.

b. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas residual digunakan untuk mengetahui apakah residual data berdistribusi normal atau tidak. Berikut adalah hasil dari uji normalitas residual:

Tabel 4. Hasil Uji Normalitas Residual

Model	Jarque Bera	Prob.	Keputusan
ARIMA ([5,19],0,0)	511.4621	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,26],0,0)	524.6919	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,5)	526.6110	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,19)	413.0954	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (26,0,5)	525.8070	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,[5,26])	513.3679	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,26)	509.6382	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,[19,26])	521.2346	0.0000	H_0 ditolak

Dari tabel distribusi Chi-Square diperoleh nilai $\chi^2_{(0,05;2)} = 5{,}991$. Berdasarkan semua keputusan pada Tabel 4 dapat disimpulan bahwa semua model tidak memenuhi asumsi normalitas atau residual tidak berdistribusi normal. Hal tersebut mengindikasikan adanya efek ARCH/GARCH.

3.2. Model GARCH

Pengujian ARCH/GARCH dilakukan setelah mendapatkan model ARIMA, pengujian tersebut dengan mendeteksi ada tidaknya unsur heteroskedastisitas dalam data deret waktu yang digunakan.

3.2.1. Uji *Lagrange Multiplier*

Pengujian efek heteroskedastisitas dalam penelitian ini menggunakan uji *Lagrange Multiplier*, berikut adalah rangkuman hasil Output *Eviews* uji *Lagrange Multiplier*:

Tabel 5. Hasil Uji Lagrange Multiplier Model ARIMA

Model	LM	Prob.	Keputusan
ARIMA ([5,19],0,0)	75.33401	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,26],0,0)	79.50771	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,5)	72.51497	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,19)	71.02319	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA (26,0,5)	72.27954	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,[5,26])	61.24483	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,26)	71.12617	0.000000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,[19,26])	77.30908	0.000000	H_0 ditolak

Dari tabel distribusi Chi-Square diperoleh nilai $\chi^2_{(0.05;1)} = 3,841$ berdasarkan keputusan pada Tabel 5 dapat di simpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada residual setiap model dan dapat dilanjutkan dengan pemodelan ARCH/GARCH.

3.2.2. Identifikasi Model GARCH

Model GARCH dibentuk untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas residual yang ada pada model ARIMA. Pada uji *Lagrange Multiplier* diketahui bahwa pada model ARIMA ([5,19],0,0), ARIMA ([5,26],0,0), ARIMA (5,0,5), ARIMA (19,0,19), ARIMA (26,0,5), ARIMA (5,0,[5,26]), ARIMA ([5,19],0,26) dan ARIMA ([5,19],0,[19,26]) terdapat efek heteroskedastisitas, maka dapat dibentuk model ARCH/GARCH untuk mengatasi masalah tersebut. Model awal GARCH yang terbentuk adalah ARIMA ([5,19],0,0) GARCH (1,1), ARIMA ([5,26],0,0) GARCH (1,1), ARIMA (5,0,5) GARCH(1,1), ARIMA (19,0,19) GARCH(1,1), ARIMA (26,0,5) GARCH(1,1), ARIMA (5,0,[5,26]) GARCH (1,1), ARIMA ([5,19],0,26) GARCH (1,1) dan ARIMA ([5,19],0,[19,26]) GARCH (1,1).

3.2.3. Estimasi Parameter Model GARCH

Setelah menentukan model awal GARCH yang terbentuk kemudian dilakukan estimasi parameter, sehingga dihasilkan kesimpulan dari Output Eviews sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Uji Signifikansi Model GARCH

Model	Parameter	Prob.	Keputusan
ARIMA ([5,19],0,0) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.1827	H_0 diterima
	ϕ_{19}	0.0960	H_0 diterima
	α_0	0.0219	H_0 ditolak
	α_1	0.0051	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,26],0,0) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.1979	H_0 diterima
	ϕ_{26}	0.0108	H_0 ditolak
	α_0	0.0249	H_0 ditolak
	α_1	0.0073	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,5) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_5	0.0000	H_0 ditolak
	α_0	0.0176	H_0 ditolak
	α_1	0.0060	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1)	ϕ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	α_0	0.0095	H_0 ditolak
	α_1	0.0037	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak

ARIMA (26,0,5) GARCH (1,1)	ϕ_{26}	0.0105	H_0 ditolak
	θ_5	0.2515	H_0 diterima
	α_0	0.0251	H_0 ditolak
	α_1	0.0073	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA (5,0,[5,26]) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_5	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0791	H_0 dierima
	α_0	0.0237	H_0 ditolak
	α_1	0.0065	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,26) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.2053	H_0 diterima
	ϕ_{19}	0.1336	H_0 diterima
	θ_{26}	0.0076	H_0 ditolak
	α_0	0.0212	H_0 ditolak
	α_1	0.0061	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak
ARIMA ([5,19],0,[19,26]) GARCH (1,1)	ϕ_5	0.0765	H_0 diterima
	ϕ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{19}	0.0000	H_0 ditolak
	θ_{26}	0.0181	H_0 ditolak
	α_0	0.0061	H_0 ditolak
	α_1	0.0028	H_0 ditolak
	β_1	0.0000	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 6 dapat disimpulkan bahwa terdapat dua model GARCH yang memiliki parameter yang signifikan yaitu model ARIMA (5,0,5) GARCH (1,1) dan ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1).

3.2.4. 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 paling kecil diantara model yang lainnya (Rosadi, 2011).

Tabel 7. Model Terbaik

Model	Nilai AIC
ARIMA (5,0,5) GARCH (1,1)	-5.969581
ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1)	-5.987576

Berdasarkan nilai AIC dari kedua model dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1) adalah model terbaik karena memiliki nilai AIC yang paling minimum.

3.2.5. ***Diagnostics Checking***

a. Uji Keacakan Residual

Berdasarkan hasil pengujian keacakan residual dengan menggunakan *correlogram* ACF dan PACF tidak ada yang signifikan sampai *lag* 36, sehinga dapat disimpulan bahwa nilai residual dari model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1) yang di estimasi adalah acak.

b. Uji *Lagrange Multiplier*

Berikut adalah hasil uji *Lagrange Multiplier* untuk model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1):

Tabel 8. Uji Lagrange Multiplier Model GARCH

Model	LM	Prob.	Keputusan
ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1)	1.445997	0.2295	H_0 diterima

Berdasarkan nilai Probabilitas=0.2295 yang lebih besar dari alpha=0.05 maka dapat disimpulan bahwa model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1) yang di sestimasi sudah terbebas dari efek heteroskedastisitas.

3.2.6. **Hasil Peramalan**

Berikut data *return* serta hasil peramalan pada beberapa periode setelahnya dengan menggunakan model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1):

Tabel 9. Hasil Peramalan *Return*

Periode	Return	Peramalan
823	-0.00127	0.000427948
824	0.005076	-0.000691533
825	0.00379	-0.000129792
826	0.023677	-0.000304738
827	0.001231	0.000861008
828	0.001229	-0.000362981
829	-0.00123	-2.76E-05
830	-0.00246	-0.000359219
831	0.008594	0.00014697
832	-0.0049	0.000415097

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil analisis adalah sebagai berikut:

1. Model GARCH yang teridentifikasi dan memiliki parameter yang signifikan adalah ARIMA (5,0,5) GARCH (1,1) dan ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1).
2. Model ARIMA (19,0,19) GARCH (1,1) merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC paling kecil yaitu -5.987576.
3. Model *return closing price* saham perbankan yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0.771862Z_{t-19} + e_t + 0.796685e_{t-19}$$

$$\sigma_t^2 = 0.0000226 + 0.150242\alpha_{t-1}^2 + 0.714561\sigma_{t-1}^2$$

REFERENSI

[BEI]. (2010). *Bursa Efek Indonesia*. Dipetik September 27, 2017, dari http://www.idx.co.id/id-id/beranda/publikasi/lq45.aspx

Eliyawati, W. (2014, Januari). Penerapan Model GARCH (Generelized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) untuk Menguji Pasar Modal Efisien di Indonesia. *Jurnal Administrasi Bisnis, VII*(2).

Juanda, B., & Junaidi. (2012). *Ekonometrika Deret Waktu: Teori dan Aplikasi.* Bogor: PT. Penerbit IPB Press.

Khoirunnisa, E. (2014). Penerapan Metode ARCH/GARCH pada Pemodelan Harga Penutupan Saham di Bursa Efek Indonesia Periode 2005-2013.

Saida, M. (2016). Pemodelan Return Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Threshold Generalized Autoregrressive Conditional Heteroscedasticity (TGARCH). *JURNAL GAUSSIAN, Vol.5*, 465-474. Dipetik September 24, 2017, dari http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series: Second Edition.* Canada: A John Willey & Sons Inc.

Wijaya, A. (2017). *Kapitalisasi Pasar Bank BCA Terbesar Kedua di Asia Tenggara.* Diambil kembali dari Katadata News and Research: https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2017/12/29/kapitalisasi-pasar-bank-bca-terbesar-kedua-di-asia-tenggara