



PERBANDINGAN AKURASI MODEL ARCH DAN GARCH PADA PERAMALAN HARGA SAHAM BERBANTUAN MATLAB**Sunarti** ✉, Scolastika Mariani, SugimanJurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 lantai 1 Kampus Sekaran, Gunungpati, Semarang, 50229

Info ArtikelSejarah Artikel:
Diterima Januari 2016
Disetujui Februari 2016
Dipublikasikan Mei 2016Keywords:
Forecasting, ARCH,
GARCH, MATLAB**Abstrak**

Tulisan ini bertujuan untuk mendapatkan model data saham Unilever Indonesia Tbk. menggunakan model ARCH dan GARCH serta membandingkan akurasi hasil peramalan lima hari ke depan model ARCH dan GARCH pada data saham Unilever Indonesia Tbk. menggunakan MATLAB. Metode yang digunakan meliputi perancangan aplikasi peramalan menggunakan GUI MATLAB, selanjutnya memodelkan ARIMA Box-Jenkins, identifikasi efek ARCH, peramalan menggunakan model ARCH dan GARCH, serta membandingkan hasil peramalan kedua model tersebut berdasarkan nilai RMSE. Pada residual ARIMA terbaik yaitu ARIMA(1,1,1) dideteksi ada efek ARCH sehingga data dapat dimodelkan ARCH dan GARCH. Model ARCH dan GARCH terbaik secara berturut-turut yaitu ARCH(3) dan GARCH(1,1). Berdasarkan nilai RMSE diketahui bahwa model terbaik untuk peramalan lima hari ke depan data saham Unilever Indonesia Tbk. dihasilkan oleh model GARCH(1,1) karena memiliki nilai RMSE terkecil dengan persamaan *Conditional Mean* dan *Conditional Variance*.

Abstract

This article aims to get model data stock Unilever Indonesia Tbk. use the model ARCH and GARCH as well as comparing forecasting accuracy of the result of the next five days ahead model ARCH and GARCH on the stock Unilever Indonesia Tbk. use MATLAB. The methods used are design application forecasting uses GUI MATLAB, next model ARIMA Box-Jenkins, identification ARCH effect, forecasting use the model ARCH and GARCH, and compares the results second forecasting model that is based on the value of RMSE. On residual ARIMA best namely ARIMA(1,1,1) detected the effects ARCH so that data can modeled ARCH and GARCH. Model ARCH and GARCH best respectively namely ARCH(3) and GARCH(1,1). Based on value RMSE be seen that model best for forecasting the next five days ahead of data Unilever Indonesia Tbk. produced by models GARCH(1,1) because it has value RMSE smallest with equation conditional mean and conditional variance.

PENDAHULUAN

Peramalan sangat penting dalam proses pengambilan keputusan, khususnya dalam bidang finansial. Peramalan dapat digunakan untuk memantau pergerakan indeks harga saham yang akan datang. Dengan dilakukan peramalan akan memberikan dasar yang lebih baik bagi perencanaan dan pengambilan keputusan. Suatu peramalan secara ilmiah terhadap masa depan akan jauh lebih berarti ketimbang peramalan yang hanya mengandalkan intuisi saja.

Data harga saham merupakan data runtun waktu. Menurut Eliyawati (2014), data di sektor keuangan seperti indeks harga saham biasanya bersifat acak (*random*) dan memiliki volatilitas yang tinggi atau heteroskedastisitas. Volatilitas merupakan ukuran ketidakpastian dari data deret waktu yang ditunjukkan dengan adanya fluktuasi dan data deret waktu dengan ragam yang tidak homogen di setiap waktunya dinamakan data deret waktu dengan *conditional heteroskedasticity* (heteroskedastisitas bersyarat).

Model ARCH dan GARCH memperlakukan heteroskedastisitas sebagai ragam untuk dimodelkan, sehingga memberikan hasil prediksi keragaman galatnya dapat diketahui. Prediksi ini biasanya lebih menarik, terutama dalam aplikasi keuangan (Engle, 2001). Model-model tersebut mampu menggambarkan karakteristik dalam keuangan yaitu tingkat pengembalian dan risiko.

Model *Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (ARCH) adalah model yang digunakan untuk mengatasi heteroskedastisitas dalam data deret waktu yang dikenalkan pertama kali oleh Engle (1982). Menurut Engle (1982), varians galat yang berubah-ubah terjadi karena varians galat tidak hanya tergantung dari variabel bebas tetapi juga tergantung seberapa besar kuadrat galat di periode sebelumnya. Engle (1982) mengembangkan model dimana model rata-rata (*mean model*) atau model awal dan model varians (*variance model*) suatu data deret waktu dimodelkan secara simultan.

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (GARCH) adalah model yang digunakan untuk mengatasi heteroskedastisitas dalam data deret waktu yang dikembangkan oleh Bollerslev (1986). Bollerslev (1986) mengemukakan bahwa varians galat tidak hanya bergantung dari kuadrat galat periode sebelumnya tetapi juga tergantung dari varians galat periode sebelumnya. Berdasarkan hal tersebut, Bollerslev (1986) kemudian mengembangkan model ARCH dengan memasukkan unsur kuadrat galat dan varians galat periode sebelumnya. Model ini dikenal sebagai model GARCH. Model ini dibangun untuk menghindari *lag* yang terlalu tinggi pada model

ARCH dengan berdasar pada prinsip parsimoni atau memilih model yang lebih sederhana, sehingga akan menjamin variansnya selalu positif (Enders, 2007).

Beberapa penelitian dengan menggunakan metode ARCH dan GARCH dalam aplikasi keuangan sudah banyak digunakan diantaranya sebagai berikut, Analisis Volatilitas Saham Perusahaan *Go Public* dengan metode ARCH-GARCH (Nastiti & Suharsono, 2012), Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia (Santoso, 2011), Peramalan Kurs Transaksi Bank Indonesia Terhadap Mata Uang Dollar Amerika (USD) dengan Menggunakan Model ARCH/GARCH (Desvina & Marlinda, 2013), Pemodelan *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* untuk Meramalkan Inflasi Bulanan Indonesia (Nuraeni, Yanti & Hajarisman, 2015) dan Aplikasi Model ARCH Kasus Tingkat Inflasi di Indonesia (Widarjono, 2002).

Dengan adanya berbagai metode peramalan dan perkembangan metode peramalan dengan data *time series* yang cukup pesat sehingga terdapat banyak pilihan metode yang dapat digunakan. Dalam meramalkan data deret waktu sesuai dengan kebutuhan, perlu membandingkan metode yang satu dengan yang lain sehingga mendapatkan hasil ramalan dengan akurasi yang tinggi. Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan peramalan dalam menghitung nilai indeks harga saham dengan menggunakan metode deret berkala (*time series*) model ARCH dan GARCH berdasarkan ukuran akurasi RMSE.

Pada penelitian ini data harga saham yang digunakan adalah data sekunder harian penutupan harga saham Unilever Indonesia Tbk., saham yang menempati peringkat keenam kapitalisasi pasar terbesar di Bursa Efek Indonesia pada akhir tahun 2011 berdasarkan sumber <http://www.unilever.co.id>. Untuk mendukung proses pemodelan dan peramalan data runtun waktu harga saham, diperlukan suatu *software* aplikasi yang memiliki fasilitas *tools-tools* untuk proses tersebut. Pada penelitian ini menggunakan MATLAB (*Matrix Laboratory*). Menurut Peng & Aston (2011), MATLAB memiliki model konstruksi interaktif dan kombinasi penuh, dengan dukungan untuk model univariat dan multivariat, model variasi waktu kompleks (dinamis), model *-non-Gaussian*, dan berbagai model standar seperti ARIMA dan model *time series* struktural. Selain kelebihan dari segi komputasi, MATLAB juga memiliki kelebihan dalam segi visualisasi.

Permasalahan dalam tulisan ini adalah (1) bagaimana model peramalan harga saham

Unilever Indonesia Tbk. dengan model ARCH dan GARCH menggunakan aplikasi peramalan pada MATLAB; (2) bagaimana perbandingan akurasi hasil peramalan model ARCH dan GARCH pada harga saham Unilever Indonesia Tbk. untuk lima hari ke depan berdasarkan nilai RMSE menggunakan aplikasi peramalan pada MATLAB.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut. Tahap pertama adalah studi pustaka, yaitu mengumpulkan informasi berupa buku, teks, jurnal, dan sebagainya yang diperlukan untuk dijadikan landasan dalam menganalisis permasalahan.

Tahap kedua adalah perumusan masalah yang dimaksudkan untuk memperjelas permasalahan sehingga mempermudah pembahasan selanjutnya. Masalah yang diangkat adalah memperoleh model ARCH dan GARCH terbaik menggunakan MATLAB serta memperoleh perbandingan hasil peramalan dari kedua model berdasarkan nilai RMSE.

Tahap ketiga adalah pengumpulan data, data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari <http://finance.yahoo.com>. Data yang digunakan adalah data harian penutupan harga saham Unilever Indonesia Tbk. yang dicatat sesuai dengan *trading days* (Senin-Jumat) atau lima hari kerja dalam satu minggu.

Tahap keempat adalah pemecahan masalah, meliputi perancangan aplikasi peramalan menggunakan GUI MATLAB, selanjutnya memodelkan ARIMA Box-Jenkins, identifikasi efek ARCH, peramalan menggunakan model ARCH dan GARCH, serta membandingkan hasil peramalan kedua model tersebut berdasarkan nilai RMSE.

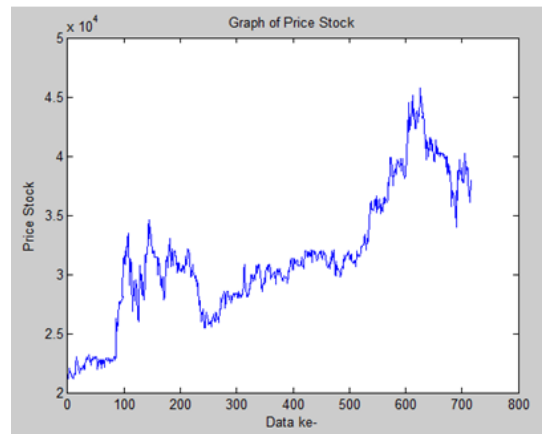
Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan pada penelitian ini meliputi:

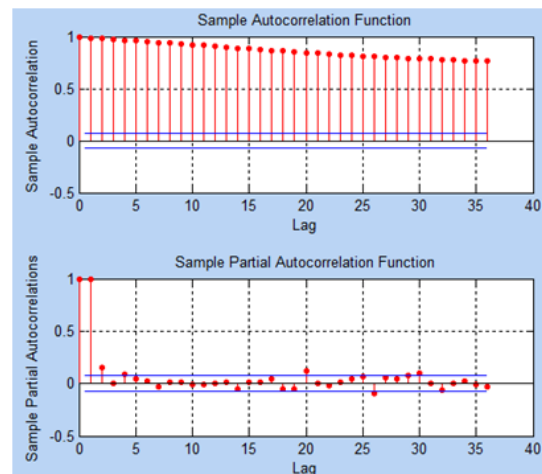
a. Uji Stasioneritas

Analisis terhadap stasioneritas data dapat dilakukan dengan cara non formal dan dengan cara formal. Analisis non formal dapat dilakukan dengan menggunakan grafik perkembangan data dari waktu ke waktu selama periode analisis. Gambar 1 menunjukkan grafik perkembangan harian penutupan harga saham Unilever Indonesia Tbk. periode 1 Januari 2013 sampai dengan 30 September 2015.



Gambar 1 Perkembangan Harian Penutupan Harga Saham Unilever Indonesia Tbk. Periode 1 Januari 2013 sampai dengan 30 September 2015

Dari Gambar 1, terlihat bahwa data saham Unilever Indonesia Tbk. tidak stasioner baik dalam *mean* maupun variansinya hal ini diperkuat dengan hasil dari plot ACF dan PACF berikut.



Gambar 2 Plot ACF dan PACF Data Asli

Dari Gambar 2 terlihat bahwa pada plot ACF dimana lag pertama berada di luar garis Bartlett dan menurun lambat secara eksponensial. Hal ini menunjukkan bahwa data tidak stasioner. Berdasarkan uji formal menggunakan uji akar unit (*Unit Root Test*) dengan jenis uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*).

Hipotesis:

Terdapat *unit root* atau data tidak stasioner

H_0 : Tidak terdapat *unit root* atau data stasioner

Kriteria uji:

Tolak jika $|t_{stat}| > |c_{value}|$ atau dan terima jika $|t_{stat}|$

$|c - Value|$ atau $p - Value > 0,05$.

Kesimpulan:

Output hasil uji akar unit (*Unit Root Test*) ditunjukkan oleh Gambar 3 berikut.

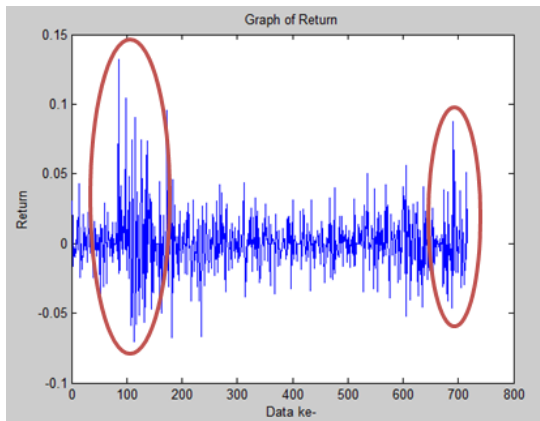
Unit Root Test: Augmented Dickey-Fuller			
h	p-Value	t-Stat	c-Value
0	0.8425	0.5862	-1.9413

Conclusion: Tidak Stasioner

Gambar 3 Hasil Uji Akar Unit Data Asli

Berdasarkan hasil *Unit Root Test* dengan jenis uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) diperoleh $|t - Stat| < |c_{ue}|$ dan $0.8425 < 0.05$, maka terima yang berarti bahwa terdapat *unit root* atau data harga saham tidak stasioner.

Karena data tidak stasioner baik terhadap *mean* maupun variansinya, maka dilakukan transformasi *return*. Grafik dari data *return* harga saham ditunjukkan oleh Gambar 4. Gambar 4 merupakan grafik dari *return* yang menunjukkan gejala volatilitas dimana terdapat lonjakan dan penurunan yang tinggi pada data *return*.



Gambar 4 Grafik Return Data Saham

Data *return* perlu diuji kestasioneran datanya. Berikut hasil uji akar unit ditunjukkan oleh Gambar 5.

Unit Root Test: Augmented Dickey-Fuller			
h	p-Value	t-Stat	c-Value
1	1.0000e-03	-30.3792	-1.9413

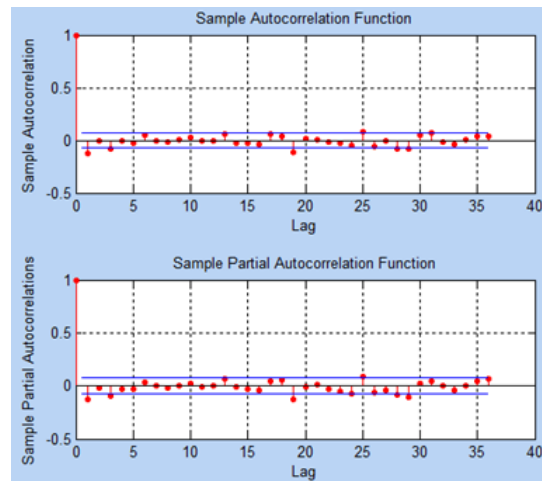
Conclusion: Stasioner

Gambar 5 Hasil Uji Akar Unit Data Return

Berdasarkan hasil *Unit Root Test* dengan jenis uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) diperoleh $|t - Stat| < |c_{ue}|$ dan $1.0000e-03 < 0.05$, maka tolak yang berarti bahwa tidak terdapat *unit root* atau *return* data harga saham telah stasioner.

b. Pemodelan ARIMA Box-Jenkins

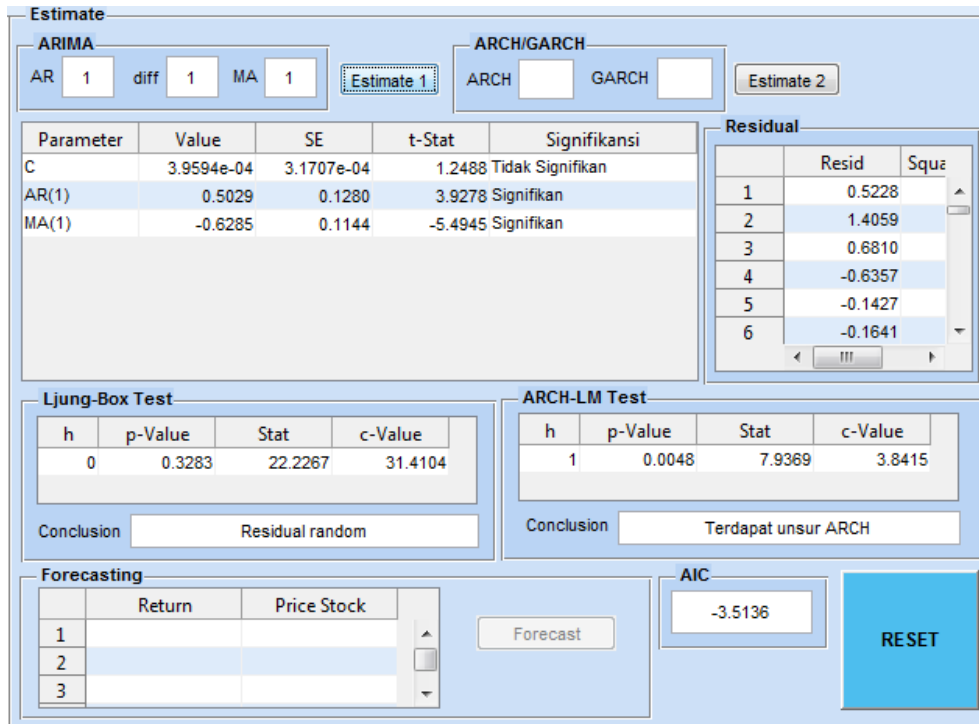
Setelah data stasioner selanjutnya dilakukan pemodelan ARIMA Box-Jenkins. Langkah pertama yaitu identifikasi model ARIMA, Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan pendugaan sementara model ARIMA dengan melihat pola ACF dan PACF. Berikut plot ACF dan PACF dari *return* harga saham.



Gambar 6 Plot ACF dan PACF dari Return Harga Saham

Pada Gambar 6 digunakan sebagai petunjuk untuk menentukan model awal yang hanya bersifat sementara. Terlihat bahwa pada plot ACF dan PACF lag pertama berada di luar garis Bartlett dan meluruh menuju nol mengikuti gelombang sinus. Hal ini menandakan bahwa data mempunyai pola ARMA. Oleh sebab pada grafik PACF, lag yang berada di luar garis adalah lag ke 1 maka model awal yang teridentifikasi yaitu ARIMA(1,1,1).

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model ARIMA. Dari hasil estimasi dari beberapa model ARIMA, diperoleh model ARIMA terbaik adalah ARIMA(1,1,1) dengan hasil estimasi sebagai berikut.



Gambar 7 Hasil Estimasi Model ARIMA(1,1,1)

Selanjutnya dilakukan evaluasi model ARIMA(1,1,1). Menurut Juanda dan Junaidi (2012), model yang baik memiliki residual yang bersifat *random* (*white noise*). Uji residual menggunakan uji *Ljung-Box*.

Hipotesis:

residual tidak bersifat *random* (*white noise*)

H_0 : residual bersifat *random* (*white noise*)

Kriteria uji:

Uji keacakan residual model ARIMA(1,1,1) menggunakan statistik uji *Ljung-Box* terhadap residual standar model ARIMA(1,1,1). Dengan menggunakan taraf signifikansi 5%, maka tolak H_0 jika $p - Value > 0,05$ dan terima H_0 jika $p - Value < 0,05$.

Kesimpulan:

Dari Gambar 7 menunjukkan bahwa berdasarkan uji statistik *Ljung-Box* terhadap residual dari model ARIMA(1,1,1) diperoleh $p - Value > 0,05$ maka tolak H_0 yang berarti bahwa residual model ARIMA(1,1,1) bersifat *random* (*white noise*).

c. Identifikasi Efek ARCH

Selanjutnya identifikasi efek ARCH terhadap residual model ARIMA(1,1,1). Dengan kata lain mendeteksi ada tidaknya unsur heteroskedastisitas dalam data deret waktu yang digunakan. Untuk menguji ada tidaknya gejala heteroskedastisitas pada data deret waktu

digunakan *ARCH-LM Test* terhadap residual standar model ARIMA(1,1,1).

Hipotesis:

tidak terdapat efek ARCH (heteroskedastisitas)

H_0 : terdapat efek ARCH (heteroskedastisitas)

Kriteria uji:

Uji efek ARCH (heteroskedastisitas) menggunakan *ARCH-LM test* terhadap residual standar model ARIMA(1,1,1). Dengan menggunakan taraf signifikansi 5%, maka tolak H_0 jika $p - Value > 0,05$ dan terima H_0 jika $p - Value < 0,05$.

Kesimpulan:

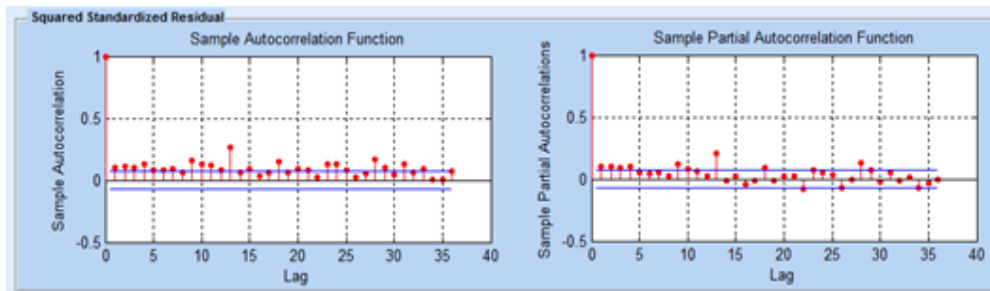
Dari Gambar 7 menunjukkan bahwa berdasarkan *ARCH-LM Test* terhadap residual standar model ARIMA(1,1,1) diperoleh $p - Value < 0,05$ maka tolak H_0 yang berarti

bahwa terdapat gejala heteroskedastisitas pada data.

Dengan adanya gejala heteroskedastisitas pada data, maka dilakukan pemodelan ARCH dan GARCH dimana model ini mampu mengatasi masalah heteroskedastisitas dengan baik.

d. Peramalan Menggunakan Model ARCH

Untuk memodelkan ARCH langkah pertama yaitu mengidentifikasi ordo dari model ARCH, ordo ARCH dapat dideteksi melalui pola *correlogram* dari residual kuadrat model ARIMA(1,1,1).

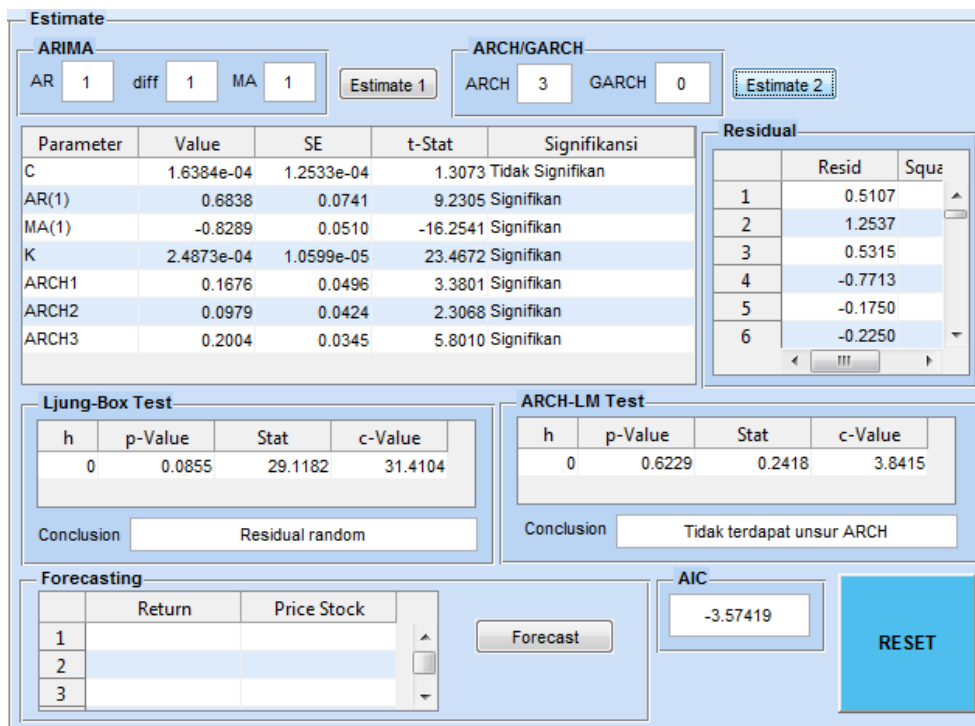


Gambar 8 Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat Model ARIMA(1,1,1)

Dari Gambar 8 menunjukkan bahwa berdasarkan plot PACF dari residual kuadrat model ARIMA(1,1,1), terlihat bahwa lag 9 dan lag13 berada di luar garis Bartlett. Jadi dugaan model sementara adalah ARCH(9) dan ARCH(13). Namun pada kasus ini ordo untuk ARCH dibatasi

maksimal 9. Sehingga model sementara yaitu ARCH(9).

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model ARCH. Dari hasil estimasi dari beberapa model ARCH, diperoleh model ARCH terbaik adalah ARCH(3) dengan hasil estimasi sebagai berikut.



Gambar 9 Hasil Estimasi Model ARCH(3)

Selanjutnya dilakukan evaluasi model ARCH(3). Menurut Juanda dan Junaidi (2012), model yang baik memiliki residual yang bersifat *random (white noise)* dan telah terbebas dari efek ARCH. Pengujian keacakan residual menggunakan uji *Ljung-Box* dan pengujian efek ARCH pada residual menggunakan uji ARCH-LM. Berdasarkan Gambar 9, model ARCH(3) memiliki residual random dan sudah terbebas dari efek ARCH. Dengan dipenuhinya asumsi keacakan residual dan sudah tidak adanya efek ARCH pada model ARCH(3), maka dapat disimpulkan bahwa model ARCH(3) merupakan model terbaik.

Sehingga diperoleh persamaan *Conditional Mean* dan *Conditional Variance* dari model ARCH(3) adalah sebagai berikut.

Conditional Mean:

Conditional Variance:
 (σ_t)

Tahapan selanjutnya adalah melakukan peramalan dengan menggunakan model ARCH(3). Hasil peramalan harga saham untuk lima hari ke depan dan nilai RMSE ditunjukkan oleh Tabel 1.

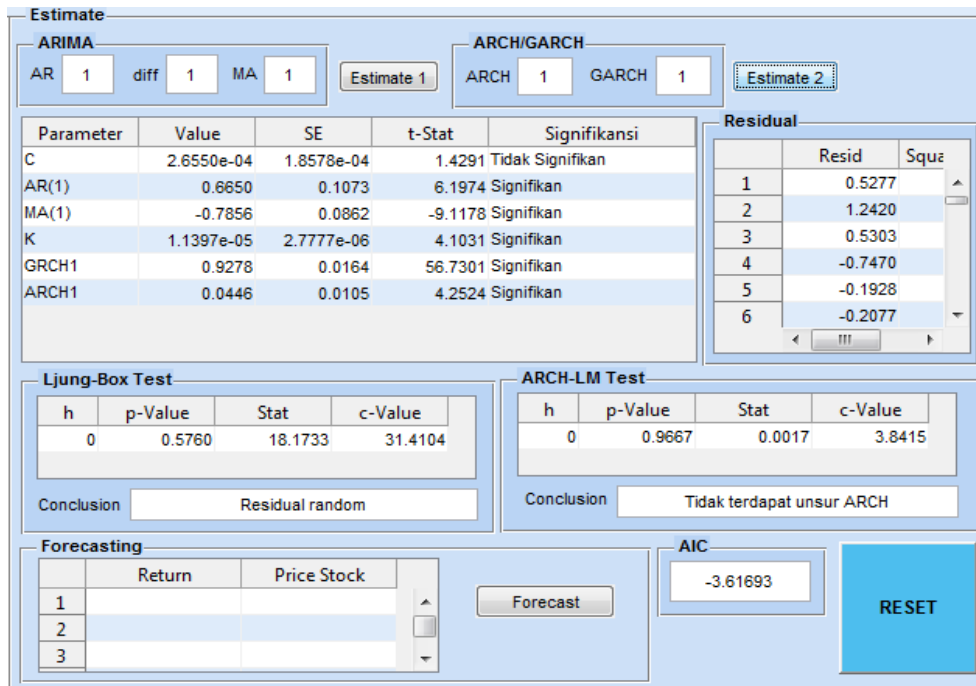
Tabel 1 Hasil Peramalan dan Nilai RMSE Model ARCH(3)

Data ke-	Data Asli	Ramalan	RMSE
718	38800	38006	830,8
719	37800	38023	
720	39000	38053	
721	39450	38099	
722	39000	38161	

- e. Peramalan Menggunakan Model GARCH
 Pada dasarnya untuk mengidentifikasi model awal dari model GARCH sama dengan model ARCH, yaitu melalui *correlogram* dari

residual kuadrat model ARIMA(1,1,1). Menurut Bollerslev, Chou, dan Kroner sebagaimana dikutip oleh Nuraeni, Yanti, dan Hajarisman (2015), dalam aplikasi praktis untuk memodelkan instrumen keuangan model GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,1) sudah cukup baik untuk memodelkan volatilitas dari data.

Setelah dilakukan identifikasi model, selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GARCH. Dari hasil estimasi dari beberapa model GARCH, diperoleh model GARCH terbaik adalah GARCH(1,1) dengan hasil estimasi sebagai berikut.



Gambar 10 Hasil Estimasi Model GARCH(1,1)

Selanjutnya dilakukan evaluasi model GARCH(1,1). Menurut Juanda dan Junaidi (2012), model yang baik memiliki residual yang bersifat *random (white noise)* dan telah terbebas dari efek ARCH. Pengujian keacakan residual menggunakan uji *Ljung-Box* dan pengujian efek ARCH pada residual menggunakan uji ARCH-LM. Berdasarkan Gambar 10, model GARCH(1,1) memiliki residual random dan sudah terbebas dari efek ARCH. Dengan dipenuhinya asumsi keacakan residual dan sudah tidak adanya efek ARCH pada model GARCH(1,1), maka dapat disimpulkan bahwa model GARCH(1,1) merupakan model terbaik. Sehingga diperoleh persamaan *Conditional Mean* dan *Conditional Variance* dari model GARCH(1,1) adalah sebagai berikut.

Conditional Mean:

Conditional Variance:
 (σ_t)

Tahapan selanjutnya adalah melakukan peramalan dengan menggunakan model GARCH(1,1). Hasil peramalan harga saham untuk lima hari ke depan dan nilai RMSE ditunjukkan oleh Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Peramalan dan Nilai RMSE Model GARCH(1,1)

Data ke-	Data Asli	Ramalan	RMSE
718	38800	38060,98	804,5
719	37800	38091,51	
720	39000	38122,07	
721	39450	38152,64	
722	39000	38183,25	

f. Perbandingan Peramalan Model ARCH(3) dan GARCH(1,1)

Untuk mengetahui perbandingan tingkat keakuratan model ARCH(3) dan GARCH(1,1) dalam meramalkan data saham Unilever Indonesia Tbk. maka dilakukan perbandingan hasil ramalan dengan data asli, sehingga diperoleh nilai RMSE. Hasilnya ditunjukkan oleh tabel berikut.

Tabel 3 Nilai RMSE Peramalan Model ARCH(3) dan GARCH(1,1)

Data ke-	Data Asli	Ramalan	
		ARCH(3)	GARCH(1,1)
718	38800	38006	38010
719	37800	38023	38037
720	39000	38053	38085
721	39450	38099	38158
722	39000	38161	38257
RMSE		830,8	795,4

PENUTUP

Simpulan

Dari hasil penelitian Perbandingan Akurasi Peramalan Model ARCH dan GARCH Pada Harga Saham Menggunakan MATLAB, diperoleh hasil sebagai berikut.

Model ARCH dan GARCH terbaik untuk data harian penutupan harga saham Unilever Indonesia Tbk. periode 1 Januari 2013 sampai dengan 30 September 2015 berturut-turut adalah model ARCH(3) dengan persamaan *Conditional Mean* dan *Conditional Variance* sebagai berikut.

Conditional Mean:

Conditional Variance:

$$(\sigma_t)$$

Dan model GARCH(1,1) dengan persamaan *Conditional Mean* dan *Conditional Variance* sebagai berikut.

Conditional Mean:

Conditional Variance:

$$(\sigma_t)$$

Berdasarkan Tabel 3 nilai RMSE model ARCH(3) sebesar 830,8 dan nilai RMSE model GARCH(1,1) sebesar 795,4. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model GARCH(1,1) lebih akurat untuk meramalkan data saham Unilever Indonesia Tbk. karena memiliki nilai RMSE terkecil.

Saran

Untuk para investor yang ingin berinvestasi saham di Unilever Indonesia Tbk., dalam meramalkan data saham Unilever Indonesia Tbk. dapat menggunakan model GARCH dan untuk meramalkan lima hari ke depan dapat

menggunakan program aplikasi peramalan yang telah dirancang menggunakan MATLAB. Penelitian lanjutan dapat mengembangkan program yang telah dirancang sebagai penyempurnaan program simulasi.

Daftar Pustaka

- Bollerslev. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31:307-327.
- Desvina, A. P. & S. Marlinda. 2013. Peramalan Kurs Transaksi Bank Indonesia Terhadap Mata Uang Dollar Amerika (USD) dengan Menggunakan Model ARCH/GARCH. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, Vol. 11. No. 1.
- Eliyawati, W. Y., R. R. Hidayat, & D. F. Azizah. 2014. Penerapan Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) Untuk Menguji Pasar Modal Efisien Di Indonesia. *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*, Vol. 7 No. 2.
- Enders, W. 2007. *Applied Econometric Time Series*. Iowa, United States: John Wiley & Sons, Inc.
- Engle, RF. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Journal of Econometrica*, Vol. 4 No. 4:987-1007.
- Engle, RF. 2001. GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Econometrics Perspectives*, 4:157-168.
- Juanda, B. & Junaidi. 2012. *Ekonometrika Deret Waktu*. Bogor: IPB Press.
- Nastiti, K. L. A. & A. Suharsono. 2012. Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Go Public dengan Metode ARCH-GARCH. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, Vol. 1 No. 1.
- Nuraeni, I., T. S. Yanti, & N. Hajarisman. 2015. Pemodelan *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* untuk Meramalkan Inflasi Bulanan Indonesia. *Prosiding Penelitian SpeSia 2015*. Bandung: Universitas Islam Bandung.
- Peng, J. Y. & J. A. D. Aston. 2011. The State Space Models Toolbox For MATLAB. *Journal of Statistical Software*, 41(6):1-26.

Santoso, T. 2011. Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia. *Jurnal Aset*, Vol. 13 No. 1: 65-76.

Widarjono, A. 2002. Aplikasi Model ARCH Kasus Tingkat Inflasi Di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, hal:71-82.