UJM 5 (2) (2016)
UNNES Journal of Mathematics
http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm

PERBANDINGAN TAKSIRAN VALUE AT RISK DENGAN PROGRAM R DAN MATLAB DALAM ANALISIS INVESTASI SAHAM MENGGUNAKAN METODE GARCH

FT Sari ✉, S Mariani

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt.1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

Info Artikel

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

Kata kunci:
Investasi;
Value at Risk;
Volatilitas;
Heteroskedastik;
GARCH

Abstrak

Value at Risk (VaR) menjadi metode statistika yang populer digunakan untuk mengukur besar risiko dalam berinvestasi. Ketika menaksir VaR memerlukan peramalan volatilitas. Salah satu metode untuk memodelkan volatilitas yang heteroskedastik yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan hasil taksiran VaR menggunakan program R dan MATLAB, dan membandingkan keakuratan program yang digunakan. Data yang digunakan adalah data indeks saham LQ45 tanggal 4 Maret 2013 sampai 1 Oktober 2014. Hasil penelitian peramalan VaR dengan tingkat kepercayaan 95%, periode 15 hari menggunakan program R -0,2224606 sedangkan menggunakan program MATLAB -0,215263. Hasil perhitungan *Mean Square Error* (MSE) program R sebesar 0,0003623 sedangkan MATLAB sebesar 0,0003609. Program MATLAB memiliki tingkat keakuratan terbaik dalam peramalan variansi. Program R dan MATLAB telah memodelkan volatilitas data indeks saham LQ45 untuk menaksir VaR menggunakan model GARCH(1,1).

Abstract

Value at Risk (VaR) became a popular statistical method used to measure the risk investing. When estimating it require forecasting volatility. One of methods for modeling the heteroscedastic volatility called Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). The goal of this research are compare the result estimated it, by R program and MATLAB program, and then comparing accuracy of them. This research used data index March 4, 2013 to October 1, 2014. The result show that the forecasting it with probability 95% and 15-days horizon on R program is -0,2224606 then MATLAB program is -0,215263. While the result of calculation Mean Square Error (MSE) respectively R and MATLAB programs are 0,0003623 and 0,0003609. MATLAB program is the best level of accuracy in forecasting variansi. They have been modeling the volatility of LQ45 stock index to estimate it, using GARCH(1,1) model.

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

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

PENDAHULUAN

Tujuan utama investasi di pasar modal untuk memperoleh keuntungan di masa mendatang dengan tingkat risiko tertentu. Tingkat risiko dan dana yang akan diinvestasikan menjadi bahan pertimbangan dalam berinvestasi. Semakin tinggi risiko yang diberikan semakin tinggi juga tingkat pengembalian yang diharapkan (Halim, 2005: 4). Maka diperlukannya perhitungan dalam memperkirakan agar tetap berada tingkatan yang terkendali.

Metode statistika untuk mengukur besar risiko yang ditimbulkan adalah *Value at Risk* (VaR). Menurut Manganelli & Engle (2001), menyatakan VaR dapat mengukur manajemen risiko. Dalam penelitiannya, VaR dijadikan standar ukuran analisis perhitungan risiko pasar di sektor keuangan. Campbell *et al*., (2001) menjelaskan bahwa struktur model portofolio menggunakan perhitungan VaR dalam manajemen risiko untuk jangka waktu tertentu. Menurut Arthini *et al*., (2012) menyatakan VaR sebagai alat untuk mengestimasi risiko pasar. Waharika *et al*., (2013) berargumen bahwa pengukuran risiko hal yang penting berhubungan dengan investasi dana yang cukup besar. Alat perhitungannya menggunakan VaR.

Dalam penerapan analisis runtun waktu dibuat suatu pemodelan seperti AR, MA, ARMA maupun ARIMA dengan asumsi data stasioner dan variansi konstan (homoskedastik). Namun situasi yang sering terjadi pada pasar finansial, cenderung heteroskedastik. Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) mampu memodelkan volatilitas yang heteroskedastik. Teknik pemodelan secara simultan antara *mean* dan varian *error* dipopulerkan oleh Engle pada tahun 1982 telah menghitung ketidakpastian inflasi yang cenderung dapat berubah pada waktu tertentu (Engle, 1982). Kelemahan dari model ARCH diantaranya yaitu bila order ARCH semakin tinggi maka model terdebut tidak layak digunakan.

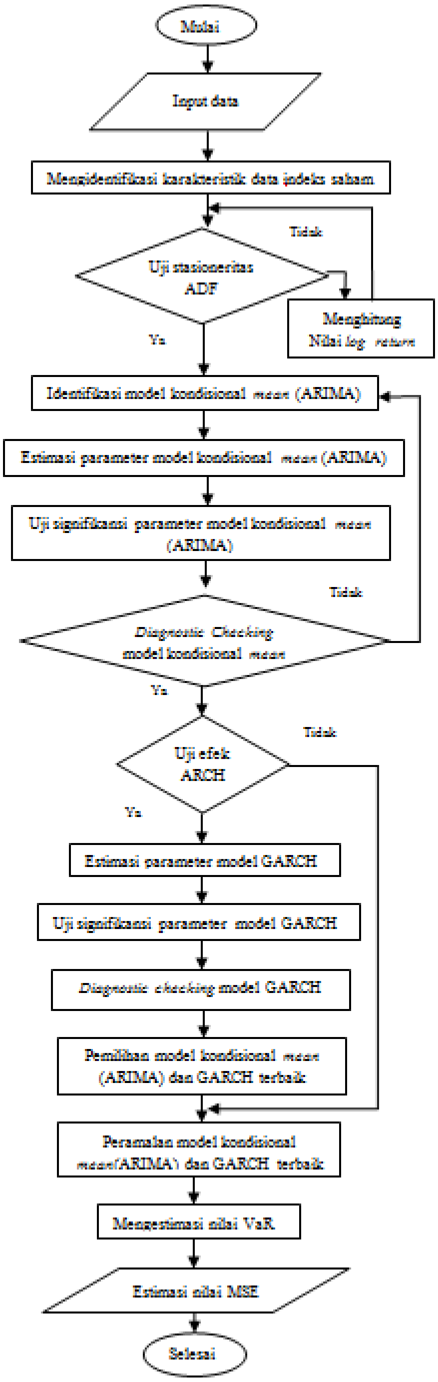
Tim Bollerslev mengenalkan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) perluasan model ARCH, mempunyai struktur lag yang lebih fleksibel (Bollerslev, 1986). Bollerslev telah mengaplikasikan model GARCH dalam perhitungan laju kurs luar negeri dan indeks harga saham mengikuti distribusi *error Student t* (Bollerslev, 1987). Menurut penelitian Waharika *et al*., (2014) menggunakan metode penduga volatilitas GARCH untuk mengestimasi VaR portofolio dari indeks JKSE dan indeks saham LQ45. Penelitian yang dilakukan Wahyuni *et al*., (2005) telah memodelkan volatilitas IHSG dengan model GARCH(2,1) mengikuti distribusi *Skewed Student t*. Sedangkan Sukono *at al.,* (2013) memprediksi harga minyak mentah periode Januari 2005 sampai November 2012 menggunakan model ARIMA-GARCH.

Komputer sebagai alat bantu untuk memudahkan pekerjaan manusia. R merupakan *software* statistika yang dianggap lengkap dan dapat digunakan berbagai macam analisis matematika (Rosadi, 2011: 2-3). MATLAB, bahasa pemrograman menawarkan banyak kemampuan dalam menyelesaikan kasus yang berhubungan bidang Matematika, Rekayasa Teknik, Fisika, Statistika, Komputasi dan Modeling (Away, 2014: 1-2)

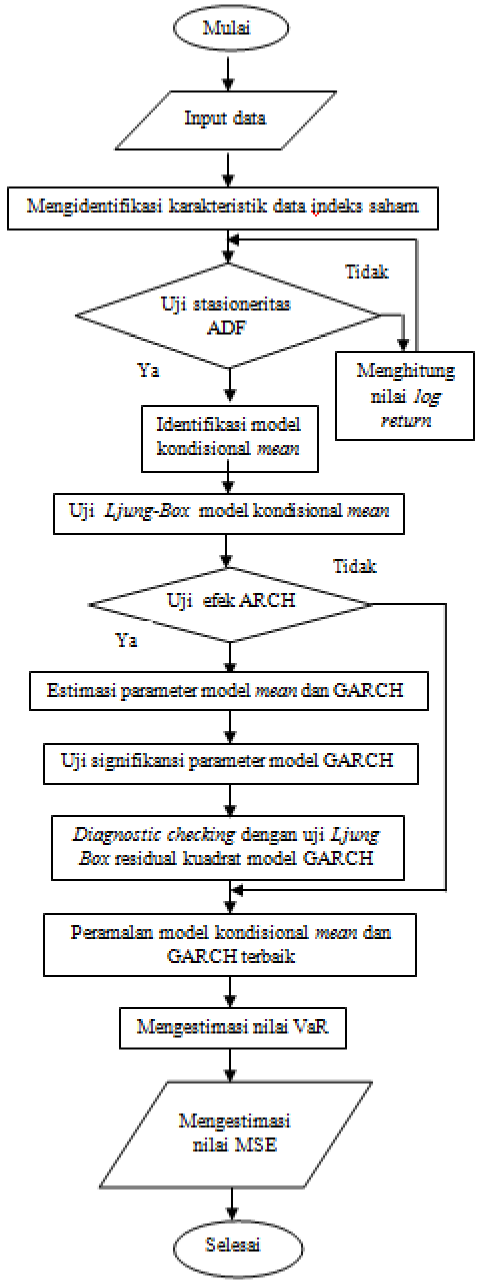
Berdasarkan hal tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana hasil estimasi VaR selama 15 hari mendatang dengan metode GARCH menggunakan program R dan MATLAB, dan program manakah yang memiliki tingkat keakuratan terbaik dalam meramalkan variansi. Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan hasil perhitungan VaR dan membandingkan tingkat keakuratan program R dan MATLAB.

METODE

Data yang digunakan merupakan data indeks saham LQ45 (*close*) diunduh dari http: www.finance.yahoo.com untuk periode 4 Maret 2013 sampai 1 Oktober 2014 dengan total 375 observasi. Data yang digunakan untuk memilih model kondisional *mean* dan volatilitas terbaik dengan 75% data (280 observasi dari 4 Maret 2013 - 8 Mei 2014) sedangkan 25% data (95 observasi dari 9 Mei 2014 sampai 1 Oktober 2014) sisanya digunakan untuk menentukan nilai MSE dari kedua program. Diagram alir pengolahan data dengan program R dan MATLAB dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1 Diagram Alir Pengolahan Data Menggunakan Program R



Gambar 2 Diagram Alir Pengolahan Data Menggunakan Program MATLAB

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perhitungan VaR (*Value at Risk*) berguna dalam bidang finansial. Perhitungan VaR bermanfaat bagi investor dalam mengantisipasi pergerakan harga saham dan sebagai bahan informasi untuk mengambil suatu keputusan dalam berinvestasi.

Analisa Menggunakan Program R

Identifikasi Data Indeks Saham

Tabel 1 Desktiptif Data Indeks Saham LQ45 (Program R)

Deskriptif	Data
Data terkecil	651,9
Data terbesar	880,2
Median	773,1
Mean	774,0
Kuantil 1	736,2
Kuantil 3	821,6
Kurtosis	-0,929
Skewness	-0,057

Berdasarkan Tabel 1, mengindikasikan bahwa data indeks saham cenderung berdistribusi normal.

Uji Stasioneritas

Pengujian data untuk mengetahui data yang dianalisis sudah stasioner atau belum, dilakukan dengan tes *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

H_0: Data indeks saham terdapat *unit root* atau tidak stasioner.

H_1: Data indeks saham tidak terdapat *unit root* atau stasioner. Dengan α =5%, n=280 observasi, nilai kritis DF = -3,43. Tolak H_0 jika nilai tes *ADF*<nilai kritis DF atau *p-value*<0,05. Hasil pengujian diperoleh nilai tes ADF= -1,9533. Ini artinya bahwa data indeks saham LQ45 tidak stasioner.

Menghitung Log Return

Salah satu menstasionerkan data ke dalam bentuk *log return* (*return* logaritma natural). *Log return* = ln(data t)-ln (data t-1).

H_0: Data *log return* terdapat *unit root* atau tidak stasioner.

H_1: Data *log return* terdapat *unit root* atau tidak stasioner. Dengan α=5%, n=280 observasi, nilai kritis DF= -3,43. Tolak H_0 jika nilai tes *ADF*<nilai kritis DF atau *p-value*<0,05. Hasil pengujian diperoleh nilai tes ADF=-15,0726, berarti data *log return* stasioner.

Mengidentifikasi Model Kondisional Mean

Untuk mengidentifikasi model yang cocok untuk memodelkan *mean*nya dengan melihat plot ACF dan PACF dari data *log return*.

Membentuk Model Kondisional Mean

Model kondisional *mean* ARIMA dengan prosedur Box-Jenkins, menggunakan data yang telah stasioner *(log return*). Model ARIMA yang diestimasi dalam penelitian ini adalah ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0), ARIMA(3,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,1,2), ARIMA(0,1,3), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(1,1,3), ARIMA(2,1,1), ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,3), ARIMA(3,1,1), ARIMA(3,1,2), ARIMA(3,1,3).

Uji Signifikansi Model Kondisional Mean (ARIMA)

Uji *t* digunakan untuk menguji kesignifikansian parameter model kondisional *mean*.

H_0: $\phi_i = 0$ / $\theta_j = 0$ atau parameter tidak signifikan untuk i= 0,..,p , j =0,..,q.

H_1: $\phi_i \neq 0$ /$\theta_j \neq 0$ atau parameter signifikan untuk i=0,..,p , j =0,..,q.

Dengan α =5% tolak H_0 bila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},n-1}$ atau *p-value*<0,05. Berdasarkan uji signifikansi, parameter model kondisional *mean* yang signifikan pada uji *t* adalah model ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0), ARIMA(3,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,2), dan ARIMA(2,1,3). Sedangkan model ARIMA(0,1,2), ARIMA(0,1,3), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(1,1,3), ARIMA(2,1,1), ARIMA(3,1,1), ARIMA (3,1,2), ARIMA(3,1,3) memiliki parameter yang tidak signifikan.

Diagnostic Checking Model Kondisional Mean (ARIMA)

Diagnostic Checking dilakukan menggunakan uji *Ljung Box* pada model yang telah lolos uji signifikansi.

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \cdots = \rho_K = 0$ atau tidak terdapat autokorelasi dalam residual.

$H_1: \exists\ \rho_k \neq 0, k = 1,2,\ldots,K$ atau terdapat autokorelasi dalam residual.

Dengan α =5%, tolak H_0 jika Q> $\chi^2_{(\alpha,df)}$ tabel, dengan atau *p-value* < 0,05 (df=k dikurangi banyaknya parameter). Dari hasil *diagnostic checking* model kondisional *mean* diantaranya ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0), ARIMA(3,1,0) diperoleh, nilai *p-value*<0,05. Ini berarti model ARIMA (1,1,0), ARIMA(2,1,0), ARIMA(3,1,0) mempunyai korelasi serial dalam residual modelnya. Sedangkan residual untuk model ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,3), memiliki *p-value*> 0,05. Mengakibatkan model ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,3) tidak terdapat korelasi serial dalam residualnya sehingga dinyatakan sebagai model yang *white noise*. Untuk memilih model yang terbaik untuk memodelkan kondisional *mean*, dengan memperhatikan nilai *AIC* dan *BIC* pada masing-masing model. Selanjutnya dipilih model yang terbaik dengan kriteria memiliki nilai *AIC* terkecil yaitu model ARIMA(2,1,3) dengan nilai *AIC* = -1.470,84.

Uji Efek ARCH

Dalam pengujian heteroskedastik menggunakan Uji *Ljung Box* pada residual kuadrat model kondisional *mean* terbaik.

H_0: Tidak terdapat proses ARCH atau residual kuadrat *white noise*.

H_1: Terdapat proses ARCH atau residual kuadrat bukan *white noise*.

Dengan α =5%, tolak H_0 jika Q> $\chi^2_{(\alpha,df)}$ tabel, dengan atau *p-value*< 0,05. Diperoleh hasil dari program R, *p-value*<0,05, berarti terdapat proses ARCH pada residual kuadrat dan adanya heteroskedastik.

Estimasi Parameter Model Volatilitas GARCH

Berikut hasil estimasi menggunakan program R yang sajikan pada Tabel 2.

Tabel 2 Estimasi Model Volatilitas GARCH (Program R)

Parameter	Koefisien	*SE*	*T*-hitung	*P-value*
GARCH(1,1)				
α_0	0,00002325	0,00001114	2,087	0,03693
α_1	0,1977	0,07163	2,761	0,00577
β_1	0,7318	0,08134	8,998	0,00000
GARCH(1,2)				
α_0	0,00003086	0,00001437	2,148	0,031698
α_1	0,3154	0,09361	3,369	0,000754
β_1	0,1643	0,1213	1,354	0,175746
β_2	0,4345	0,125	3,477	0,000508
GARCH(2,1)				
α_0	0,00002345	0,00001412	1,661	0,0968
α_1	0,1973	0,08602	2,294	0,0218
α_2	1,031E-08	0,1006	1,03E-07	1
β_1	0,7314	0,1083	6,753	1,45E-11
GARCH(2,2)				
α_0	0,00003086	0,00002399	1,286	0,1983
α_1	0,3154	0,1362	2,315	0,0206
α_2	1,009E-08	0,2784	3,62E-08	1
β_1	0,1643	0,5994	0,274	0,784
β_2	0,4345	0,3841	1,131	0,258

Uji Signifikansi Parameter Model Volatilitas GARCH

Pengujian signifikansi parameter model volatilitas GARCH menggunakan uji *t*.

H_0: $\alpha_i = 0 \;/\; \beta_j = 0$ atau parameter tidak signifikan untuk i = 1,..,m , j =1,..,s.

H_1: $\alpha_i \neq 0 \;/ \beta_j \neq 0$ atau parameter signifikan untuk i = 1,..,m, j =1,..,s.

Dengan α =5%, tolak H_0 bila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},n-1}$ atau *p-value*<0,05. Model GARCH yang signifikan adalah model GARCH(1,1). Sedangkan model GARCH yang tidak signifikan yaitu, GARCH(1,2), GARCH(2,1), dan model GARCH(2,2). Jadi model GARCH(1,1) yang dianggap baik dan akan dilakukan beberapa uji selanjutnya.

Diagnostic Checking **Model Volatilitas GARCH**

Setelah melakukan uji signifikansi, selanjutnya melihat adanya efek ARCH yang tersisa dalam residual untuk estimasi model GARCH(1,1) menggunakan uji ARCH /*Langrange Multiplier.*

H_0: Tidak terdapat efek ARCH dalam residual.

H_1: Terdapat efek ARCH dalam residual.

Dengan α =5%, tolak H_0: jika LM> χ^2_k atau *p-value*<0,05. Dari uji pada model

GARCH(1,1) diperoleh LM =10,57763 dengan *p-value* = 0,5654196. Ini menunjukkan bahwa tidak terdapat efek ARCH dalam model GARCH(1,1).

Langkah berikutnya adalah uji serial dari residual kuadrat dilakukan menggunakan uji *Ljung Box* pada model GARCH (1,1).

H_0: Tidak terdapat efek ARCH dalam residual kuadrat.

H_1: Terdapat efek ARCH dalam residual kuadrat.

Dengan mengambil α =5%, tolak H_0 jika Q> χ^2_k (tabel), dengan atau *p-value* <0,05. Dari beberapa model yang diestimasi, model GARCH(1,1) telah lolos dari beberapa uji. GARCH(1,1) merupakan model yang terbaik untuk memodelkan volatilitas pada data indeks saham LQ45 penutupan.

Pemilihan Model Kondisional Mean **dan Volatilitas GARCH Terbaik**

Model ARIMA(2,1,3) dianggap sebagai model kondisional terbaik dengan persamaan:

$$r_t = 0{,}8249 z_{t-1} - 0{,}5790 z_{t-2} + 1{,}7263\, a_{t-1} - 1{,}117 a_{t-2} + 0{,}3907 a_{t-3}.$$

Sedangkan GARCH(1,1) merupakan model terbaik dalam menggambarkan volatilitas data indeks saham LQ45 penutupan. Untuk persamaan variansi sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0{,}00002325 + 0{,}19770 a_{t-1}^2 + 0{,}73180 \sigma_{t-1}^2$$

Analisa Menggunakan Program MATLAB

Identifikasi Data Indeks Saham

Tabel 3 Deskriptif Data Indeks Saham LQ45 (Program MATLAB)

Deskriptif	Data
Data terkecil	651,87
Data terbesar	880,18
Median	773,105
Mean	773,982
Kuantil 1	736,225
Kuantil 3	821,66
Kurtosis	2,08588
Skewness	-0,0575893

Berdasarkan Tabel 3, *kurtosis*=2,08588 (3=distribusi normal) dan *skewness*=-0,0575893 yang menandakan data cenderung berdistribusi normal. Kemudian dilakukan pengujian data untuk mengetahui data yang dianalisis sudah stasioner atau belum dilakukan dengan pengujian tes *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

H_0: Data indeks saham terdapat unit root atau tidak stasioner.

H_1: Data indeks saham tidak terdapat atau unit root stasioner.

Dengan α =5%, n=280 observasi, nilai kritis DF = -3,43. Tolak H_0 jika nilai tes *ADF*<nilai kritis DF atau *p-value*<0,05. Hasil pengujian diperoleh nilai tes ADF= -1,95328. Ini artinya bahwa data indeks saham LQ45 tidak stasioner.

Menghitung Nilai Log Return

Salah satu menstasionerkan data ke dalam bentuk *log return* (*return* logaritma natural)

H_0: Data *log return* terdapat *unit root* atau tidak stasioner.

H_1: Data log return terdapat *unit root* atau tidak stasioner. Dengan =5%, n=280 observasi, nilai kritis DF= -3,43. Tolak H_0 jika nilai tes ADF<nilai kritis DF atau *p-value*<0,05. Hasil pengujian diperoleh nilai tes ADF=-15,0428, berarti data *log return* stasioner.

Mengidentifikasi Model Kondisional Mean

Pada tahap identifikasi model *mean*nya dengan melihat plot ACF dan PACF dari data *log return*.

Uji Ljung Box **Model Kondisional** Mean

Uji *Ljung Box* dilakukan untuk mengetahui adanya korelasi serial.

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \cdots = \rho_K = 0$ atau tidak terdapat autokorelasi (*white noise*).

$H_1: \exists\, \rho_k \neq 0, k = 1,2,\ldots,K$ atau terdapat autokorelasi (bukan *white noise*).

Dengan α =5%, tolak H_0 jika Q> χ^2_k (tabel), dengan atau *p-value* < 0,05.

Tabel 4 Uji *Ljung Box* Model Kondisonal *Mean* (Program MATLAB)

Lag ke-	*P-value*	*Q*	$\chi^2_{(\alpha,k)}$
5	0,000902127	20,7523	11,0705
10	0,00667104	24,3724	18,307
15	0,0384163	25,9627	24,9958
20	0,0757117	29,6509	31,4104
25	0,0534773	37,3491	37,6525

Berdasarkan Tabel 4, disimpulkan model kondisional *mean* merupakan proses yang *white noise*. Dengan demikian data *log return* mengikuti proses *white noise*, dan dapat digunakan sebagai model kondisional *mean*.

Uji Efek ARCH

Uji efek ARCH, dapat digunakan untuk mengidentifikasi heteroskedastik. Dalam pengujian heteroskedastik menggunakan Uji *Engle* atau biasa dikenal dengan *Langrange Multiplier.*

H_0: Tidak terdapat efek ARCH.

H_1: Terdapat efek ARCH.

Dengan α =5%, tolak H_0 jika nilai ARCH> χ^2_k /nilai kritis atau *p-value*< 0,05.

Tabel 5 Uji Efek ARCH (Program MATLAB)

Lag ke-	*P-value*	Nilai *ARCH (LM)*	$\chi^2_{(\alpha,k)}$/ Nilai kritis
5	0,000690307	21,3673	11,0705
10	1,62437e-006	45,7014	18,307
15	1,85128e-005	48,8525	24,9958
20	4,48586e-005	54,7427	31,4104
25	0,000280055	56,8488	37,6525

Berdasarkan Tabel 5, menunjukkan bahwa adanya gejala heteroskedastik.

Estimasi Parameter Model Mean **dan GARCH**

Berikut ini estimasi parameter model mean dan GARCH yang diringkas pada Tabel 6

Tabel 6 Estimasi Parameter Model *Mean* dan GARCH (Program MATLAB)

Parameter	Model/ Koefisien	*SE*	*T*-hitung
	Mean		
c	0.000448251		
	GARCH(1,1)		
α_0	2,34414e-005	8,74173e-006	2,68155
α_1	0,196466	0,0476366	4,12426
β_1	0,731992	0,0603016	12,1388
	Mean		
c	0,000199713		
	GARCH(1,2)		
α_0	3,06847e-005	1,26646e-005	2,42288
α_1	0,313335	0,0733838	4,26982
β_1	0,167053	0,125284	1,33339
β_2	0,434567	0,130135	3,33936
	Mean		
c	0,00044794		
	GARCH(2,1)		
α_0	2,34409e-005	1,43814e-005	1,62995
α_1	0,196479	0,0550084	3,5718
α_2	0	0,103489	0
β_1	0,731985	0.116771	6,26856
	Mean		
c	0,000199884		
	GARCH(2,2)		
α_0	3,06895e-005	2,06023e-005	1,48962
α_1	0,313344	0,0789778	3,96749
α_2	0	0,163744	0
β_1	0,167086	0,344564	0,48492
β_2	0,434534	0,197476	2,20044

Uji Signifikansi Parameter Model GARCH

Pengujian signifikansi parameter model volatilitas GARCH menggunakan uji *t*.

H_0: parameter tidak signifikan) untuk i = 1,..,m , j =1,..,s.

H_1: parameter signifikan untuk i = 1,..,m, j =1,..,s.

Dengan α =5%, tolak H_0 bila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},n-1}$ atau *p-value* < 0,05. Berdasarkan Tabel 6, model GARCH yang signifikan adalah model GARCH(1,1). Sedangkan model GARCH yang tidak signifikan yaitu, GARCH(1,2), GARCH(2,1), dan model GARCH(2,2).

Diagnostic Checking **Model GARCH**

Langkah berikutnya adalah uji serial dari residual kuadrat dilakukan menggunakan uji *Ljung Box* pada model GARCH(1,1).

H_0: Tidak terdapat efek ARCH dalam residual kuadrat.

H_1: Terdapat efek ARCH dalam residual kuadrat.

Dengan α =5%. Tolak H_0 jika Q> χ_k^2 / nilai kritis atau *p-value* < 0,05 dengan pengujian lag ke- k .

Tabel 7 Uji *Ljung Box* Model GARCH (Program MATLAB)

Lag ke-	*P-value*	*Q*	$\chi^2_{(\alpha,k)}$/nilai kritis
5	0,364907	5,43697	11,0705
10	0,424581	10,1831	18,307
15	0,703907	11,6688	24,9958
20	0,729787	15,7863	31,4104
25	0,719099	20,519	37,6525

Berdasarkan Tabel 7, diperoleh Q< χ_k^2 (nilai kritis) dan *p-value* >0,05. Ini artinya tidak ada korelasi serial dalam residual kuadrat.

Pemilihan Model Terbaik

Dari beberapa model yang diestimasi, model GARCH(1,1) telah lolos dari uji signifikansi dan uji *Ljung Box*. Persamaan model *mean* dan variansi terbaik sebagai berikut

$$r_t = 0{,}000448251 + a_t$$

$$\sigma_t^2 = 0{,}0000234414 + 0{,}196466 a_{t-1}^2 + 0{,}731992 \sigma_{t-1}^2$$

Perhitungan VaR Menggunakan Program R dan MATLAB

Perhitungan VaR dengan tingkat kepercayaan 95% selama 15 hari menggunakan program R ialah -0,2224606 per 1 rupiah. Dapat dikatakan kerugian yang akan diterima bila investor menempatkan dana sebesar Rp. 100.000.000 dalam kurun waktu 15 hari mendatang yakni Rp. 22.246.060. Sedangkan hasil estimasi MATLAB yaitu -0,215263. investor menempatkan dana sebesar Rp. 100.000.000 dalam jangka waktu 15 hari, kerugian yang ditanggung sebesar Rp. 21.526.300.

Terdapat adanya perbedaan hasil penaksiran VaR dengan bantuan *software* R dan MATLAB. Ada beberapa hal yang menyebabkan perbedaan nilai VaR berbeda yakni saat meramalkan model *mean*. Peramalan model *mean* untuk program R menggunakan model ARIMA(2,1,3). Sedangkan dengan menggunakan program MATLAB, memodelkan *mean* dalam bentuk konstanta ditambah dengan komponen *error*.

Perhitungan MSE

Nilai MSE dari peramalan variansi menggunakan program R sebesar 0,0003623 sedangkan menggunakan program MATLAB sebesar 0,0003609. Nilai MSE dari hasil prediksi dengan menggunakan simulasi program MATLAB cenderung lebih kecil dibandingkan dengan nilai MSE hasil prediksi menggunakan program R. Tingkat keakuratan hasil prediksi model volatilitas GARCH indeks saham LQ45 dengan simulasi program MATLAB lebih baik daripada menggunakan program R.

SIMPULAN

Dari hasil dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya, maka diperoleh simpulan sebagai berikut: (1) Hasil penaksiran nilai VaR selama 15 hari dengan tingkat kepercayaan 95% diperoleh berbantuan *software* R, -0,2224606 per 1 rupiah sedangkan menggunakan program MATLAB ialah -0,215263 . Hal ini disebabkan oleh adanya peramalan model *mean* yang berbeda. (2) Perhitungan nilai MSE dari peramalan menggunakan program MATLAB lebih kecil dari peramalan menggunakan program R. Sehingga program MATLAB lebih akurat bila dibanding program R. Baik program R dan MATLAB dapat digunakan untuk menaksir nilai VaR.

DAFTAR PUSTAKA.

Arthini, W., K. Dharmawan, & L.P.I. Harini. 2012. Perhitungan VaR Porfololio Menggunakan Data Historis Dan Data Simulasi Monte Carlo. *E-Jurnal Matematika*, 1(1): 1-5.

Away, G. A. 2014. *The Shortcut of MATLAB Programming Edisi Revisi*. Bandung: Informatika Bandung.

Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity. *Journal of Econometric*, 31: 307-327.

Bollerslev, T. 1987. A Conditionally Heterokedastic Time Series Model for Speculative Prices an Rate of Return. *The Review of Economic and Statistic*, 69(3): 542-547.

Campbell, R., R. Huissman, & K. Koedjik. 2001. Optimal Portofolio Selection In Value at Risk Framework. *Journal of Banking and Finance*, 25: 1789-1804.

Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heterokedasticity With Estimates of The Variance Of United Kingdom Inflation. *Journal of Econometrica*, 50 (4): 1987-1008.

Halim, A. 2005. *Analisis Investasi*. Edisi 2. Jakarta : Salemba Empat.

Manganelli . S., & R. F. Engle. 2001. Value at Risk Model in Finance. *European Central Bank Working Paper no 75* European Central Bank Germany.

Rosadi, D. 2011. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yoyakarta: Andi.

Sukono, E. Suyamah & F. Novinta. 2013. Prediksi Harga Minyak Mentah Indonesia Menggunakan Model ARIMA-GARCH. *Prosiding Seminar Nasional Matematika.* Semarang: Universitas Negeri Semarang.

Waharika, I. A., K. Dharmawan , & N. M. Asih. 2013. Menaksir Value At Risk Pada Indeks Saham Dengan Metode Penduga Volatilitas GARCH. *e-Jurnal Matematika*, 2(1): 14-18.

Wahyuni, S.T., N. Iriawan, & Diatmono. 2005. Peramalan Volatilitas Indeks Harga Saham Menggunakan Model Asimetrik GARCH (A-GARCH) Dengan Distribusi Skewed Student-t. *Jurnal Matematika*, 8(1): 26-32.