PERBANDINGAN EMPIRIS ANTARA MODEL Log-GARCH DAN GARCH

Zaini Kholil[1], Didit B. Nugroho[2], Bambang Susanto[3]
[1),2),3)]Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Matematika,
Universitas Kristen Satya Wacana
662015040@student.uksw.edu, didit.budinugroho@staff.uksw.edu,
bambang.susanto@staff.uksw.edu

Abstrak

Studi ini berfokus pada studi empiris tentang perbandingan antar model Log-GARCH(1,1) dan model GARCH(1,1). Kedua model diaplikasikan pada data simulasi dan data riil, data rill yang digunakan berjumlah tiga jenis data yaitu indeks harga saham Dow Jones Industrial Average (DJIA), Standard and Poor's (S&P 500), dan S&P CNX Nifty pada periode harian dari bulan Januari tahun 2000 sampai bulan Desember tahun 2017. Model diasumsikan mempunyai inovasi return dengan berdistribusi normal. Solver Excel digunakan untuk mengestimasi model Log-GARCH(1,1) dan model GARCH(1,1) dan diselidiki kemampuannya. Secara keseluruhan, studi ini menunjukkan bahwa Solver pada Microsoft Excel mampu mengestimasi parameter-parameter model dengan cukup akurat. Dalam kasus data simulasi, hasil dari perhitungan nilai estimasi total log-likelihood mengindikasikan bahwa model Log-GARCH(1,1) berpotensi mencocokkan lebih baik dibandingkan dengn model GARCH(1,1). Sementara itu, dalam kasus data riil, hasil perhitungan nilai estimasi pada model GARCH(1,1) lebih cocok digunakan untuk ketiga data return harian indeks harga saham dibandingkan dengan model Log-GARCH(1,1).

Kata Kunci: *GARCH, Log-GARCH, Solver Excel*

1. PENDAHULUAN

Volatilitas merupakan ukuran statistik untuk fluktuasi harga suatu sekuritas atau komoditas selama periode tertentu (Firmansyah, 2006). Dengan volatilitas yang tinggi dapat diartikan harga pasar meningkat tajam atau turun melemah secara mendadak pada waktu tertentu. Sedangkan volatilitas rendah yaitu ketika pasar dalam kondisi tenang dimana *seller* dan *buyer* tidak mendominasi pasar. Dalam manajemen risiko, volatilitas seringkali digunakan sebagai suatu istilah umum untuk variansi atau simpangan baku (Christoffersen, 2012). Perubahan volatilitas aset selama periode tertentu dapat dimodelkan dan diramalkan dengan menggunakan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) yang diperkenalkan oleh Bollerslev (1986). Salah satu perluasan logaritmik dari model tipe GARCH(1,1) yaitu Log-GARCH(1,1) yang diperkenalkan oleh Asai (1998). Model Log-GARCH (1,1) merupakan representasi dari suatu klas model Stochastic Volatility (SV).

Studi ini mempelajari tentang perbandingan empiris antara model Log-GARCH(1,1) dan GARCH(1,1). Dalam hal ini, empiris adalah suatu cara atau metode yang dilakukan yang bisa diamati oleh indera manusia, sehingga cara atau metode yang digunakan tersebut bisa diketahui dan diamati juga oleh orang lain (Sugiyono, 2013). Perbandingan ini dilakukan untuk mengetahui model manakah secara empiris yang lebih baik untuk data simulasi dan data rill. Perbandingan kedua model belum diselidiki oleh Asai (1998). Sementara itu Sucarrat (2015) hanya mengusulkan model Log-GARCH-X dan tidak membandingkan model tersebut dengan model GARCH(1,1).

Asai (1998) juga mengusulkan metode *Quasi-Maximum Likelihood* (QML) untuk mengestimasi parameter-parameter model. Karena metode QML tidak banyak dikenal oleh para akademisi dan praktisi, maka studi ini menggunakan Solver Excel sebagai alat bantu estimasi model. Ini menjadi ketertarikan tersendiri dalam penelitian ini karena Solver Excel merupakan bagian dari program aplikasi Microsoft Excel yang mana aplikasi Microsoft Excel lebih banyak digunakan dalam suatu perusahaan. Sehingga pada penelitian ini digunakan Solver untuk menyelesaikan proses estimasi serta menyelidiki apakah solver mampu melakukan estimasi parameter-parameter pada model Log-GARCH(1,1) dan model GARCH(1,1).

Perbandingan empiris antara kedua model diselidiki pada data simulasi dan data riil. Data simulasi yang digunakan diperoleh dengan membangkitkan 1000, 1500, dan 2000 data *return* dari model Log-GARCH(1,1) dengan inovasi berdistribusi normal. Sementara itu, data rill dalam studi ini yaitu data *returns* harian indeks saham Standard and Poors 500 (S&P 500), Dow Jones Industrial Average (DJIA), dan S&P CNX Nifty.

2. METODE PENELITIAN

Studi berfokus pada model Log-GARCH(1,1) seperti di Asai (1998) dengan asumsi inovasi *return* berdistribusi normal. Untuk pengelolahan data pada penelitian ini dilakukan langkah-langkah mengikuti langkah-langkah seperti di Nugroho (2013). Dari hasil yang didapat dari pengolahan data, analisis dilakukan untuk melihat kelemahan dan kelebihan Solver Excel dan juga untuk mengetahui model terbaik antara model Log-GARCH(1,1) dan GARCH(1,1).

A. Model ARCH dan GARCH

Model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982). Model ini didasarkan pada struktur variansi bersyarat yang berubah-ubah terhadap waktu dan bergantung pada *return* masa lalu. Bentuk umum dari model ARCH(p) dinyatakan oleh

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \sim N(0,1),$$
$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 R_{t-1}^2 + \alpha_2 R_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p R_{t-p}^2,$$

dengan R_t adalah return data pada saat t dan dinotasikan $z_t = \sigma_t \varepsilon_t$ yang menyatakan inovasi *return*. Dalam hal ini σ_t menyatakan volatilitas (simpangan baku) bersyarat dari *return*, sedangkan σ_t^2 menyatakan variansi bersyarat.

Bollerslev (1986) memperluas model ARCH menjadi GARCH (*Generalized ARCH*) dimana variansi bersyarat juga bergantung pada variansi masa lalu. Model ini juga memiliki karakteristik respon volatilitas yang simetris terhadap *return*. Dengan kata lain, sepanjang intensitasnya sama maka respon volatilitas terhadap suatu *return* adalah sama, baik *return* positif (*good news*) maupun *return* negatif (*bad news*). Secara matematis, model GARCH(p,q) dinyatakan seperti berikut:

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \sim N(0,1),$$
$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

dimana $\omega > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$ untuk syarat positivitas variansi dan $0 < \sum_{i=1}^{p} \alpha_i + \sum_{j=1}^{q} \beta_j < 1$ untuk syarat stasioneritas variansi.

Berdasarkan penelitian Hansen & Lunde (2005) pada 330 model bertipe ARCH, mereka tidak menemukan bukti bahwa model GARCH (1,1) diungguli oleh model lainnya. Karena itu, studi ini berfokus pada model bertipe GARCH(1,1) yang dinyatakan seperti berikut:

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \sim N(0,1),$$
$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha R_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2.$$

Beberapa interpretasi dari parameter model GARCH dipengaruhi oleh $\alpha + \beta$, seperti *unconditional* (*long run, steady state, average*) *variance*, diartikan sebagai variansi rata-rata, yang didefinisikan oleh Zivot (2009) dan Ahmed *et al.* (2018) sebagai $V_L = \frac{\omega}{1-(\alpha+\beta)}$. Sementara itu, paruh waktu ketahanan variansi (*half-life of a variance shock)* yang didefinisikan sebagai lamanya variansi bersyarat untuk kembali pada setengah variansi rata-rata didefinisikan sebagai $L_h = \frac{\log(0,5)}{\log(\alpha+\beta)}$, lihat van der Ploeg (2006).

B. Pendekatan Log-GARCH

Asai (1998) memperkenalkan model Log-GARCH(1,1) yang merupakan perluasaan logaritmik dari model GARCH(1,1). Model tersebut merupakan interpretasi dari proses volatilitas stokastik log-AR(1). Secara khusus, model Log-GARCH(1,1) dinyatakan sebagai berikut:

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \sim N(0,1),$$
$$\log \sigma_t^2 = \omega + \alpha \log R_{t-1}^2 + \beta \log \sigma_{t-1}^2,$$

dimana $|\alpha + \beta| < 1$ dan $(\alpha + \beta)\beta > 0$. Model ini telah diperluas oleh Sucarrat dkk (2015) menjadi Log-GARCH-X dengan cara menambahkan variabel bersyarat atau kovariat ke spesifikasi log-variansi.

Sayangnya, perbandingan empiris antara model GARCH(1,1) dan Log-GARCH(1,1) belum ada dalam literatur. Asai (1998) mengusulkan metode Quasi-Maximum Likelihood yang baru dan menganalisis sifat sampel berhingga. Selain itu, suatu contoh empiris dari kurs yen terhadap dollar disajikan dalam studi tersebut. Sementara itu, Sucarrat (2015) mempelajari sifat sampel berhingga dari Gaussian QML untuk log-GARCH(1,1) 2-dimensi dan menyelidiki metode VARMA-X untuk pengestimasian semua parameter log-GARCH-X. Selain itu, mereka menyajikan aplikasi Log-GARCH-X, termasuk Log-GARCH(1,1) untuk X=1, pada data harian biaya listrik dari 1 Januari 2010 sampai 20 Mei 2014. Suatu perbandingan antara model Log-GARCH dan EGARCH diberikan oleh Francq, C. dkk (2013, 2018). Francq, C. dkk (2013) menyediakan suatu perbandingan statistik dan probabilistik dari model Log-GARCH dan EGARCH. Pada penelitian ini, dengan menggunakan metode QML, hasil estimasi parameter Log-GARCH sangat konsisten dan asimtotik yang normal. Sementara itu, berdasarkan kriteria likelihood tertinggi, Francq, C. dkk (2018) menunjukkan bahwa Log-GARCH(1,1) lebih cocok untuk data kurs harian mata uang USD (American Dollar) dan GBP (British Pound) terhadap EUR daripada model EGARCH(1,1).

C. Return

Pada kebanyakan studi kasus keuangan *return* didefinisikan sebagai persentase perubahan logaritma natural harga aset yang mengasumsikan bahwa aset mengikuti gerak Brown geometrik. Ini dinyatakan dengan rumus:

$$R_t = 100 \times \log \frac{S_t}{S_{t-1}},$$

dimana S_t menyatakan harga aset pada waktu *t*. Data runtun waktu *return* sering digunakan dari pada data runtun waktu harga aset karena *return* mempunyai sifat statistik yang menarik dibandingkan harga aset (lihat Campbell dkk., 1997).

D. Distribusi Untuk Inovasi

Fungsi total *likelihood* untuk model Log-GARCH (1,1) dengan inovasi berdistribusi normal dinyatakan seperti berikut:

$$L(\theta) = \prod_{t=1}^{T} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \exp\left(-\frac{R_t^2}{2\sigma_t^2}\right),$$

atau dinyatakan dalam logaritma menjadi total *log-likelihood* sebagai berikut:

$$\log L(\theta) = \sum_{t=1}^{T} \left(-\frac{1}{2}\log(2\pi) - \frac{1}{2}h_t - \frac{1}{2}\frac{R_t^2}{\exp(h_t)}\right),$$

dimana $h_t = \log \sigma_t^2$.

E. Pemilihan model terbaik

Karena kedua model yang diperhatikan dalam studi ini mempunyai banyak parameter yang sama, maka pemilihan model yang memberikan pencocokan terbaik didasarkan pada likelihood tertinggi (Francq dkk., 2018). Tujuan memaksimumkan likelihood yaitu menemulam nilai parameter-parameter model yang paling menjelaskan data, dalam arti ini menghasilkan probabilitas atau *likelihood* terbesar untuk menjelaskan data (Merrill, 2016).

F. Alat bantu Estimasi

Alat bantu untuk estimasi parameter pada penelitian ini adalah Solver Excel. Solver Excel adalah program tambahan pada Ms Excel yang digunakan untuk menemukan nilai optimal (maksimum atau minimum) pada suatu rumus yang terdapat dalam sel yang dituju. Penggunaan Solver Excel untuk model GARCH(1,1) juga telah dipelajari antara lain oleh Alexander (2008), Tung *et al.* (2010), Christoffersen (2012), dan Nugroho *et al.* (2018). Dalam studi ini, langkah-langkah pengestimasian model mengikuti Nugroho dkk. (2018). Keakuratan estimasi Solver didasarkan pada galat relatif untuk kasus data simulasi dan pada perbandingan hasil estimasi pada Matlab menggunakan metode Markov chain Monte Carlo.

G. Data

Data berasal dari kata “Datum” yang berarti fakta atau bagian dari fakta yang mengandung arti yang dihubungkan dengan kenyataan yang dapat digambarkan dengan simbol, angka, huruf, dan sebagainya. Menurut Setiawan & Munir (2006), data adalah nilai yang merepresentasikan deskripsi dari suatu objek atau kejadian atau *event*. Tujuan dari pengolahan data dalam penelitian ini adalah agar dapat memberikan informasi yang berarti untuk pihak tertentu. Dalam penelitian ini digunakan dua jenis data yaitu

(1) Data Simulasi

Simulasi adalah proses perancangan model matematis atau logika dari sistem nyata, melakukan eksperimen terhadap model dengan menggunakan komputer untuk menggambarkan, menjelaskan, dan memprediksi perilaku sistem (Hoover & Perry, 1990). Jadi dapat disimpulkan bahwa data simulasi adalah nilai dari suatu objek yang digunakan untuk eksperimen terhadap model matematis dengan menggunakan bantuan komputer.

Dalam penelitian ini, data simulasi diperoleh dari ekspresi model Log-GARCH(1,1) di Ms Excel 2010. Dalam hal ini, data *return* diperoleh berdasarkan pembangkitan variabel acak ε_t berdistribusi normal (0,1) dengan ekspresi rumus di Ms. Excel yaitu “=NORMSINV(RAND())”.

(2) Data Riil

Dalam studi ini digunakan data riil berupa harga indeks saham. Saham adalah bentuk investasi yang paling populer. Saham merupakan salah satu instrumen pasar modal yang banyak diminati oleh para investor dengan tingkat keuntungan yang menarik. Saham juga dapat didefinisikan suatu penyertaan untuk mendapatkan modal dari suatu perusahaan yang berupa surat berharga bukti penyetoran dana investor kepada perusahaan tertentu. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data *return* harian indeks saham S&P 500, DJIA, dan S&P CNX Nifty.

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penghitungan pada Data Simulasi

Studi ini diawali dengan membangkitkan data simulasi dengan tujuan untuk melihat kinerja Solver Excel dan mengetahui informasi awal terhadap keunggulan model dalam pencocokan data. Data simulasi tersebut terdiri dari data *return* sebanyak 1000, 1500, dan 2000 pengamatan yang dibangkitkan berdasarkan model Log-GARCH(1,1) dengan inovasi berdistribusi normal. Dalam hal ini ditetapkan nilai-nilai parameter sebenarnya berdasarkan pada hasil empiris dari literatur-literatur terkait, yaitu $\omega = 0{,}05$, $\alpha = 0{,}05$, dan $\beta = 0{,}90$ seperti dalam Tabel 1. Untuk nilai awal log-variansi, studi ini menetapkan $h_0 = \frac{\omega}{1-(\alpha+\beta)\beta}$. Hasil estimasi untuk 1000, 1500, dan 2000 pengamatan disajikan berturut-turut dalam Tabel 1,2, dan 3.

Hasil estimasi pada semua data pengamatan menunjukkan bahwa galat relatif utnuk nilai estimasi parameter Log-GARCH(1,1) adalah cukup kecil, terutama untuk parameter β. Hasil ini dapat diartikan bahwa Solver Excel mampu untuk mengestimasikan model. Meskipun begitu, Solver Excel memiliki suatu kelemahan pada pengambilan nilai awal untuk estimasi. Jika pemilihan nilai awal terlalu jauh dari nilai sebenarnya, terkadang Solver tidak mampu menghasilkan nilai estimasi, sehingga dalam pemilihan nilai awal harus dekat dengan nilai sebenarnya atau dengan *trial and error*. Kasus ini memilih nilai-nilai awal yaitu $\omega = 0{,}04$, $\alpha = 0{,}04$, dan $\beta = 0{,}89$.

Selanjutnya analisis pencocokan data pada kedua model diperhatikan berdasarkan pada estimasi nilai total log-*likelihood* pada Tabel 1,2, dan 3. Semua data menunjukkan bahwa model Log-GARCH(1,1) memberikan pencocokan lebih baik daripada model GARCH(1,1), yang diindikasikan oleh nilai total log-*likelihood* dari model Log-GARCH(1,1) yang besar daripada yang dihasilkan oleh model GARCH(1,1). untuk data simulasi. Ini berarti data simulasi memberikan gambaran bahwa model Log-GARCH(1,1) berpotensi lebih baik daripada model GARCH(1,1).

Tabel 1. Hasil estimasi berdasarkan 1000 data simulasi.

Parameter	Nilai Parameter			
	Nilai Sebenarnya	Log-GARCH(1,1)		GARCH(1,1)
		Estimasi	Galat Relatif	Estimasi
ω	0,05	0,061	22,2 %	0,070
α	0,05	0,066	32,0 %	0,110

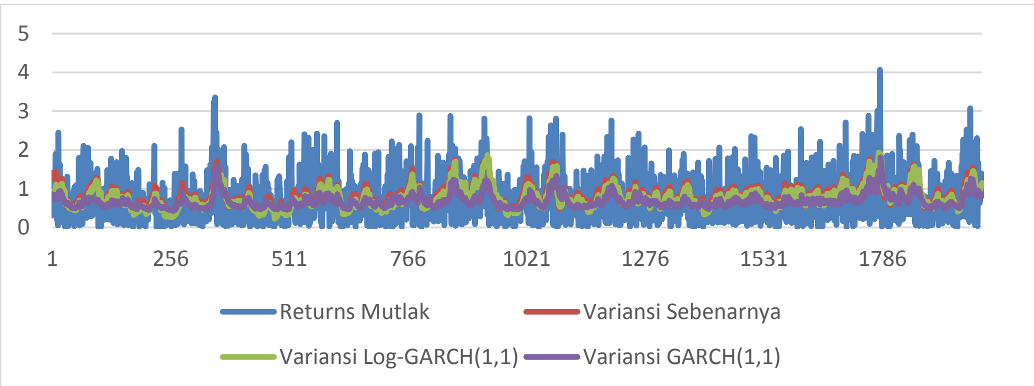
β	0,90	0,857	4,7 %	0,800
$(\alpha+\beta)$	0,95	0,923	2,8 %	0,910
$(\alpha+\beta)\beta$	0,86	0,792	7,4 %	0,728
h_0	0,34	0,293	14,9 %	0,257
Total $\log(L)$		–1254,30		–1264,55

Tabel 2. Hasil estimasi berdasarkan 1500 data simulasi.

Parameter	**Nilai Parameter**			
	Nilai Sebenarnya	**Log-GARCH(1,1)**		**GARCH(1,1)**
		Estimasi	**Galat Relatif**	**Estimasi**
ω	0,05	0,040	20,3 %	0,039
α	0,05	0,040	20,5 %	0,040
β	0,90	0,885	1,6 %	0,088
$(\alpha+\beta)$	0,95	0,925	2,6 %	0,916
$(\alpha+\beta)\beta$	0,86	0,819	4,2 %	0,803
h_0	0,34	0,220	36,1 %	0,200
Total $\log(L)$		–1852,89		–1879,6

Tabel 3. Hasil estimasi berdasarkan 2000 data simulasi.

Parameter	**Nilai Parameter**			
	Nilai Sebenarnya	**Log-GARCH(1,1)**		**GARCH(1,1)**
		Estimasi	**Galat Relatif**	**Estimasi**
ù	0,05	0,041	17,9 %	0,040
α	0,05	0,042	15,9 %	0,040
β	0,90	0,933	3,6 %	0,890
$(\alpha+\beta)$	0,95	0,975	2,6 %	0,930
$(\alpha+\beta)\beta$	0,86	0,910	6,4 %	0,827
h_0	0,34	0,45	32,5 %	0,232
Total $\log(L)$		–2597,15		–2628,32



Gambar 1. Plot *return* mutlak dan variansi untuk data simulasi dengan 2000 pengamatan.

Gambar 1 menyajikan plot *return* mutlak dari pembangkitan 2000 pengamataran dan estimasi variansi untuk model Log-GARCH(1,1) dan GARCH(1,1). Gambar memperlihatkan bahwa variansi yang dihasilkan oleh kedua model mempunyai pola yang serupa dengan *return* mutlak. Ini mengindikasikan bahwa hasil estimasi yang diperoleh sudah tepat.

B. Hasil Penghitungan pada Data Riil

Pada bagian ini, kedua model diaplikasikan pada data riil yang meliputi *returns* harian indeks saham DJIA, S&P 500, dan S&P CNX Nifty periode dari Januari 2000 sampai Desember 2017. Hasil estimasi dengan bantuan Solver Excel dan Matlab untuk model dengan inovasi berdistribusi normal dan disajikan dalam Tabel 4. Hasil estimasi pada Matlab digunakan untuk melihat kinerja Solver, apakah hasil Solver mendekati atau tidak.

Dari Tabel 4, Solver Excel dan Matlab memberikan nilai estimasi yang tidak jauh berbeda, sehingga dapat dikatakan bahwa Solver Excel mampu mengestimasi parameter dari kedua model dengan baik. Hasil perbandingan nilai total log-*likelihood* untuk ketiga data menunjukkan bahwa model GARCH(1,1) memberikan pencocokan data yang lebih baik daripada model Log-GARCH(1,1). Pada kenyataannya, studi ini telah mengaplikasikan kedua model pada hampir semua data indeks saham yang ada di Oxford-Man Institude of Quantitative Finance, tetapi tidak ada satupun yang menyediakan pencocokan yang lebih baik untuk model Log-GARCH(1,1).

Tabel 4. Hasil estimasi untuk model dengan inovasi berdistribusi normal.

Saham	Model	Alat Estimasi	Nilai Parameter ω	α	β	Total Log(L)
DJIA	Log-GARCH (1,1)	Solver	0,090	0,064	0,921	–5806,16
		Matlab	0,093	0,066	0,918	–5807,93
	GARCH(1,1)	Solver	0,011	0,104	0,889	–5732,74
		Matlab	0,011	0,105	0,887	–5734,12
S&P 500	Log-GARCH (1,1)	Solver	0,078	0,054	0,933	–5943,12
		Matlab	0,081	0,056	0,931	–5950,27
	GARCH(1,1)	Solver	0,010	0,095	0,898	–5862,91
		Matlab	0,011	0,096	0,896	–5869,50
S&P CNX Nifty	Log-GARCH (1,1)	Solver	0,037	0,025	0,973	–5533,61
		Matlab	0,037	0,025	0,973	–5535,13
	GARCH(1,1)	Solver	0,019	0,104	0,885	–5422,50
		Matlab	0,023	0,114	0,873	–5424,29

Tabel 5 menyajikan nilai variansi rata-rata (V_L) dan paruh waktu ketahanan variansi (L_h) untuk kedua model dengan inovasi berdistribusi normal. Khusus untuk model GARCH(1,1) yang diaplikasikan pada saham DJIA, penghitungan menggunakan estimasi dari Matlab. Model Log-GARCH(1,1) menghasilkan variansi rata-rata per hari yang lebih tinggi daripada model GARCH(1,1).

Tabel 5. Variansi rata-rata (V_L) dan paruh waktu ketahanan variansi (L_h).

Saham	**Model**	V_L	L_h
Model dengan inovasi berdistribusi normal			
DJIA	Log-GARCH(1,1)	5,76	45 hari
	GARCH(1,1)	1,49	97 hari
S&P 500	Log-GARCH(1,1)	6,22	55 hari
	GARCH(1,1)	1,37	87 hari
S&P CNX	Log-GARCH(1,1)	14,69	277 hari
	GARCH(1,1)	1,74	63 hari

4. SIMPULAN

Studi ini mendapat kesimpulan pertama yaitu Solver Excel mampu melakukan estimasi parameter model Log-GARCH(1,1) dan GARCH(1,1) dengan handal dilihat dari galat relatif untuk data simulasi yang cukup kecil dan hasil estimasi solver yang berdekatan dengan hasil estimasi Matlab untuk kasus data riil. Namun begitu, berdasarkan pada proses pengestimasian, studi ini menemukan bahwa Solver memiliki kelemahan yaitu (1) sensitif terhadap nilai awal estimasi, yang selanjutnya dapat diatasi dengan *trial and error*, dan (2) menghasilkan nilai estimasi yang tidak memenuhi kendala GARCH(1,1) untuk data tertentu.

Kesimpulan yang kedua berdasarkan hasil estimasi log-*likelihood* pada data simulasi, model Log-GARCH(1,1) berpotensi lebih baik dari pada model GARCH(1,1) ketika data memang memenuhi model Log-GARCH(1,1). Namun begitu, untuk pengaplikasian pada data riil, studi ini belum menemukan data yang memberikan pencocokan yang lebih baik untuk model Log-GARCH(1,1) daripada model GARCH(1,1).

5. DAFTAR PUSTAKA

Ahmed, R. R., Vveinhardt, J., Streimikiene, D., & Channar, Z. A. (2018). Mean reversion in international markets: Evidence from G.A.R.C.H. and half-life volatility models. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, *31*(1), 1198–1217.

Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis II: Practical Financial Econometrics*. Chichester: John Wiley & Sons.

Asai, M. (1998). A new method to estimate stochastic volatility models: A Log-GARCH approach. *Journal of Japan Statistical Society*, *28*(1), 101–114.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heterokedasticity. *Journal of Econometric, 31*, 307–327.

Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The econometrics of financial markets*. New Jersey: Princeton University Press.

Christoffersen, P. F. (2012). *Elements of financial risk management* (2nd ed.). New York: Academic Press.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of The United Kingdom Inflation. *Journal of Econometrica*, *50*(4), 987–1007.

Firmansyah (2006). Analisis volatilitas harga kopi internasional. Manajemen Usahawan Indonesia, *35*(7).

Francq, C., Wintenberger, O., & Zakoian, J.-M. (2013). GARCH models without positivity constraints: Exponential or log GARCH?. *Journal of Econometrics*, *177*(1), 34–46.

Francq, C., Wintenberger, O., & Zakoian, J.-M. (2018). Goodness-of-fit tests for Log-GARCH and EGARCH modelsTEST, *27*(1), 27–51.

Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? *Journal of Applied Econometrics*, *20*(7), 873–889.

Hoover, S., & Perry, R. (1990). *Simulation: A problem solving approach*. Reading, MA: Addison-Wesley;.

Merrill, R. M. (2016) Statistical methods in Epidemiologic Research. Burlington: Jones & Bartlett Learning

Nugroho, D. B., Susanto, B., & Rosely, M. M. M. (2018). Penggunaan MS Excel untuk estimasi model GARCH(1,1). *Jurnal Matematika Integratif*, *14*(2), segera terbit.

Setiawan, W., & Munir. (2006). Pengantar Teknologi Informasi: Basis Data. Bandung: Universitas Pendidikan Indonesia.

Sucarrat, G., Gronneberg, S., & Escribano, A. (2015). Estimation and inference in univariate and multivariate Log-GARCH-X model when the conditional density is unknown. *Computational Statistics and Data Analysis*, *100*, 582–594.

Sugiyono (2013). *Metode penelitian pendidikan pendekatan kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Bandung: Alfabeta.

Tung, H. K. K., Lai, D. C. F., & Wong, Mi. C. S. (2010). *Professional financial computing using Excel and VBA*. Singapore: John Wiley & Sons.

van der Ploeg, A. P. C. (2006). *Stochastic volatility and the pricing of financial derivatives*. Rozenberg Publishers.

Zivot, E. (2009). Practical issues in the analysis of univariate GARCH models. Dalam T. G. Andersen, R. A. Davis, J.-P. Kreib, & T. Mikosch (Eds.), *Handbook of Financial Time Series* (p. 113). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.