VOLATILITAS RETURN INDEKS SAHAM INTERNASIONAL BERDASARKAN MODEL GJR-GARCH(1,1)

Lam P. Panjaitan[1], Didit B. Nugroho[2], Leopoldus R. Sassongko[3]
[1]Program Studi Matematika,
Universitas Kristen Satya Wacana
Jl. Diponegoro 52–69 Salatiga 50711, Jawa Tengah, Indonesia
662015036@student.uksw.edu

Abstrak

Studi ini memberikan perbandingan kinerja antara model GARCH(1,1) dan model GJR-GARCH(1,1) yang mengasumsikan return error berdistribusi normal. Perbandingan tersebut berdasarkan pada data simulasi dan data riil. Data simulai merupakan data returns yang dibangkitkan berdasarkan model GJR-GARCH(1,1) sebanyak 1000 kali, sedangkan data riil yang indeks saham digunakan dalam studi ini adalah Dow Jones Industrial Average (DJIA), Standard and Poors 500 (S&P 500), dan S&P CNX Nifty untuk periode harian dari Januari 2000 sampai Desember 2017. Studi ini juga menguji kemampuan Solver Excel dalam mengestimasi kedua model. Studi ini diawali dengan mengestimasi model yang diperhatikan menggunakan metode GRG Non-Linier di Solver Excel dan menemukan bahwa Solver Excel merupakan alat estimasi yang handal meskipun pada kasus tertentu menghasilkan estimasi yang tidak sesuai dengan kendala model. Pada hasil data simulasi model GJR-GARCH(1,1) memberikan pencocokan yang lebih baik dari model GARCH(1,1) dan pada hasil data riil menunjukan bahwa model GJR-GARCH(1,1) menyediakan pencocokan lebih baik daripada model GARCH(1,1).

Kata Kunci: *GARCH, GJR-GARCH, Solver Excel, volatilitas*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan ekonomi menghasilkan penemuan empiris bahwa runtun waktu keuangan menghasilkan heteroskedastisitas (*heteroscedasticity*), artinya volatilitas (simpangan baku) dari returns berubah dari waktu ke waktu. Volatilitas merupakan ukuran statistik untuk mengukur fluktuasi runtun waktu keuangan selama periode tertentu. Ukuran tersebut bukan untuk mengukur tingkat runtun waktu keuangan, melainkan mengukur tingkat variansinya selama periode tertentu. Salah satu kegunaan analisis runtun waktu keuangan adalah untuk menemukan pola sistematis sehingga dapat menyusun suatu model matematika yang dapat menjelaskan perilaku masa lalu dari runtun tersebut yang akhirnya dapat mendukung proses pengambilan keputusan berdasarkan ketidakpastian.

Model runtun waktu yang dapat digunakan untuk memodelkan volatilitas diantaranya yaitu *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) yang diusulkan oleh Engle (1982) dan diperluas menjadi model GARCH (*Generalized* ARCH) yang diusulkan oleh Bollerslev (1986). Sejumlah modifikasi pada model GARCH telah dilakukan selama bertahuntahun, sebagai contoh yaitu model GJR-GARCH yang diperkenalkan oleh Glosten dkk. (1993). Model ini bertujuan untuk menangkap perilaku asimetris yang memungkinkan variansi hari ini memiliki respon berbeda terhadap returns kemarin. Beberapa studi empiris menunjukan model GJR-GARCH(1,1) memberikan pencocokan lebih baik dari model GARCH(1,1), contohnya, Ahmad & Rahim (2009), Su dkk. (2011), Bucevska (2013), Lim & Sek (2013), dan Hamzaoui & Regaieg (2016). Meskipun model GJR-GARCH(1,1) lebih fleksibel daripada model GARCH(1,1), tidak selalu model ini memberikan pencocokan terbaik, contohnya pada penelitian Lee & Liu (2014) dan Dharmawan (2015), sehingga tujuan penelitian ini untuk mengetahui model pencocokan terbaik antara model GARCH(1,1) dan GJR-GARCH(1,1) pada data return saham Dow Jones Industrial Average (DJIA), Standard and Poors 500 (S&P 500), dan S&P CNX Nifty.

Pada penelitian ini alat bantu utama yang digunakan untuk mengestimasi parameter adalah Solver Excel. Solver Excel dipilih karena tidak terlalu membutuhkan pengetahuan di *programming* serta mudah didapat yakni pada Microsoft Excel. Sejauh pengetahuan penulis, Solver Excel telah diaplikasikan untuk mengestimasi model GARCH(1,1) oleh Christoffersen (2012) dan Nugroho dkk (2018) dengan distribusi normal. Tujuan lain dari penelitian ini untuk mengetahui kehandalan Solver Excel dalam mengestimasi parameter model GARCH(1,1) dan GJR-GARCH(1,1).

1.2 Kajian Teori

1.2.1 Model GARCH(1,1)

Bollerslev pada tahun 1986 memperkenalkan model GARCH(1,1) yang merupakan pengembangan dari model ARCH(1,1) yang diusulkan oleh Engle (1982). Pada model GARCH(1,1) variansi sekarang tidak hanya bergantung pada return kemarin tetapi juga bergantung pada variansi kemarin. Model GARCH(1,1) dinyatakan sebagai berikut:

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

dimana z_t dinamakan inovasi (innovation/shock), $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$ dan $\beta \geq 0$ sebagai syarat positivitas variansi dan $0 \leq \alpha + \beta < 1$ sebagai syarat stasioneritas variansi. Jika persistensi lebih besar dari 1, maka model dapat dikatakan tidak stasioner dan volatilitas akan menuju tak hingga. Jika persistensi sama dengan 1, maka model menjadi *Integrated* GARCH (IGARCH).

1.2.2 Model GJR-GARCH(1,1)

GJR-GARCH(1,1) merupakan salah satu tipe dari model GARCH(1,1) yang dinamai sesuai dengan nama penemunya, yaitu Glosten, Jagannathan dan Runkle. Mereka memperkenalkan model tersebut pada tahun 1993. Model GJR-GARCH(1,1) pada dasarnya adalah modifikasi dari model GARCH dengan tambahan parameter untuk merespon return kemarin. Jadi model GJR-GARCH(1,1) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t \text{ dimana } \varepsilon_t \sim N(0,1),$$

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha + \gamma I_{t-1})R_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2,$$

dimana

$$I_{t-1} \coloneqq \begin{cases} 0 \text{ jika} R_{t-1} \geq 0, \\ 1 \text{ jika} R_{t-1} < 0, \end{cases}$$

dengan $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, $\alpha + \gamma \geq 0$, dan $\alpha + \beta + 1/2\gamma < 1$. Sementara itu, I_{t-1}adalah fungsi indikator yang bernilai 1 apabila R_{t-1}< 0 dan bernilai 0 untuk nilai R_{t-1}lainnya.

1.2.3 Distribusi normal

Distribusi normal adalah distribusi yang sangat sering digunakan untuk mengestimasi model bertipe GARCH. Fungsi total log-*likelihood* untuk model GJR-GARCH(1,1) dengan inovasi z_t berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi σ_t^2 dinyatakan sebagai berikut:

$$\ln L(\theta) = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}\left(\ln(2\pi) + \ln\sigma_t^2 + \frac{(R_t - \mu)^2}{\sigma_t^2}\right),$$

dengan θ adalah vektor parameter model.

1.2.4 Alat Bantu Estimasi

Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode penaksiran parameter dari data yang mengikuti distribusi tertentu. Metode MLE merupakan salah satu metode yang biasa digunakan untuk mengestimasi model tipe GARCH. Secara umum MLE merupakan metode yang diterapkan dengan memaksimumkan fungsi likelihood. Sebagai alat bantu estimasi, terdapat banyak software yang bisa dipakai, antara lain Eviews, SAS, GAUSS, TSP, MATLAB, dan R. Meskipun begitu, software-software tersebut memerlukan pengetahuan tentang *programing* dan statistik. Praktisi keuangan umumnya menyukai Excel, sehingga alat bantu estimasi parameter pada penelitian ini yaitu Solver Excel. Solver Excel adalah salah satu program tambahan pada Microsoft Excel yang digunakan untuk menyelesaikan kombinasi variabel untuk meminimalkan atau memaksimalkan satu sel target.

Untuk melihat kinerja dari Solver Excel, penulis juga menggunakan hasil dari Matlab yang menggunakan metode Adaptive Random Walk Metropolis (ARWM) dalam algoritma MCMC.

1.2.5 Evaluasi model

Log-likelihood Ratio test (LLR test) adalah uji hipotesis yang digunakan untuk membandingkan dua model statistik, model alternatif terhadap model standard, bertujuan untuk melihat model mana yang lebih baik untuk diterapkan pada suatu kasus tertentu. Nilai LLR test didapat dari dua kali selisih dari log-*Likelihood* yang dibandingkan. Dimisalkan model alternatif adalah M_0 dan model standard adalah M_1 sehingga nilai LLR test dapat dinyatakan sebagai berikut (Casella & Berger, 2002):

$$LLR_{M_0,M_1} = 2\left(\ln L_{M_0} - \ln L_{M_1}\right),$$

Apabila nilai LLR test lebih besar dari nilai kritisnya maka menolak hipotesis nol dan menolak menghilangkan variabel di dalam model, sehingga model alternatif adalah model yang tepat, berlaku sebaliknya.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Studi Literatur

Dalam melakukan penelitian ilmiah harus dilakukan teknik penyusunan yang sistematis untuk memudahkan langkah-langkah yang akan diambil. Begitu pula yang akan dilakukan dalam penelitian ini, langkah pertama yaitu dengan melakukan studi literatur pada jurnal-jurnal yang membahas tentang model GJR-GARCH(1,1). Studi literatur bertujuan untuk mengungkapkan teori-teori yang relevan dengan permasalahan yang sedang diteliti sebagai bahan rujukan dalam pembahasan hasil penelitian.

2.2 Penyusunan Model

Penelitian ini mengaplikasikan model GJR-GARCH(1,1) pada returns dengan mengikuti volatilitas dari model GARCH(1,1), dengan diasumsikan *return error* berdistribusi normal.

2.3 Pengolahan data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data simulasi yang dibangkitkan sebanyak 1000 kali, dan data riil yaitu data returns harian indeks saham DJIA, S&P 500, dan S&P CNX Nifty yang diambil dari Oxford-Man Institute of Quantitative Finance (https://realized.oxford-man.ox.ac.uk), data diambil dalam kurun waktu mulai dari Januari 2000 sampai dengan Desember 2017. Data riil kemudian disusun dalam lembar kerja pada Microsoft Excel.

2.4 Penaksiran Parameter Model

Pada penelitian ini, penaksiran parameter model dilakukan dengan bantuan Solver Excel. Penaksiran dilakukan pada data simulasi dan data riil dengan memaksimumkan log-*Likelihood*. Penaksiran dilakukan dengan menggunakan distribusi normal.

2.5 Analisi Hasil Empiris

Setelah didapat nilai parameter dan nilai log-*Likelihood* pada kedua model, akan ditentukan apakah model GJR-GARCH(1,1) mengungguli model GARCH (1,1) dengan melihat nilai LR test.

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Simulasi

Penelitian diawali dengan menggunakan data simulasi untuk melihat kinerja Solver Excel. Data simulasi ini adalah data *returns* yang dibangkitkan berdasarkan model GJR-GARCH(1,1) berdistribusi normal sebanyak 1000 kali dengan menggunakan parameter yang telah ditentukan. Parameter yang dipilih adalah ω = 0,07; α = 0,4; γ = -0,3; β = 0,5, nilai-nilai ini diambil berdasarkan contoh-contoh studi empiris di literatur. Hasil estimasi dengan menggunakan Solver Excel ditampilkan pada tabel 1.

Tabel IV.1. Hasil Estimasi berdasarkan Data Simulasi

Parameter	GJR-GARCH(1,1)			GARCH(1,1)	
	Nilai Sebenarnya	Estimasi	Galat relatif	Estimasi	Galat relatif
ω	0.07	0.071	1.17%	0.082	-
α	0.40	0.399	0.29%	0.280	-
γ	–0.30	–0.303	0.94%	-	-
β	0.50	0.502	0.40%	0.428	-
Total Ln(L)		–717.13		–726.19	
LLR Stats.		18.12			

Pada tabel IV.1 menunjukan galat relatif yang kecil. Dengan hasil galat relatif yang cenderung kecil dapat diartikan Solver Excel mampu untuk mengestimasikan model secara handal. Tetapi, Solver Excel memiliki kelemahan yaitu pada pengambilan nilai awal untuk estimasi. Jika memilih nilai awal yang terlalu jauh dari nilai sebenarnya, Solver Excel terkadang tidak mampu mendapatkan hasil estimasi sehingga nilai awal harus dipilih dekat dengan nilai sebenarnya. Selain itu, nilai LR test untuk model GJR-GARCH(1,1) terhadap model GARCH(1,1) adalah 18,14, yang significant pada 5% (3,84). Ini berarti bahwa model GJR-GARCH(1,1) berpotensi lebih baik dari model GARCH(1,1).

3.2 Data Riil

3.2.1 Diskripsi statistik untuk data pengamatan

Tabel IV.2 menampilkan ringkasan dari diskripsi statistik untuk returns harian indeks saham. Skewness pada semua kasus data adalah negatif, sehingga ini mengindikasikan bahwa data condong secara negatif. Sedangkan kurtosis untuk data DJIA, S&P 500, dan S&P CNX Nifty masing-masing adalah 11,699, 11,062, dan 13,884. Kurtosis untuk distribusi normal adalah 3, hal ini meragukan ketiga kasus data berdistribusi normal. Hal ini juga didukung dengan hasil uji JB test yang menunjukan nilai JB test untuk semua kasus jauh lebih besar dari nilai *Crit. Val*.

Tabel IV.2. Ringkasan Diskripsi Statistik untuk *Returns* Harian.

Stats.	DJIA	S&P 500	S&P CNX Nifty
Observations	4431	4442	3866
Mean	0,023	0,010	0,023
Median	0,060	0,059	0,066
Std. Dev.	1,121	1,164	1,199
Maximum	10,754	10,220	7,130
Minimum	–8,405	–9,351	–13,382
Skewness	–0,0086	–0,1743	–1,0068
Kurtosis	11,699	11,062	13,884
JB test	13970	12051	19736
Crit. Val.	5,980	5,980	5,978

3.2.2 Data saham

Data riil yang digunakan pada penelitian ini adalah data returns harian indeks saham untuk Dow Jones Industrial Average (DJIA), Standard and Poors 500 (S&P 500), dan S&P CNX Nifty. Periode data adalah dari Januari 2000 sampai Desember 2017. Data ini didapat dari Oxford-Man Institute of Quantitative Finance (https://realized.oxford-man.ox.ac.uk). Hasil estimasi dapat dilihat dari Tabel IV.3. Tabel IV.3 menunjukan hasil estimasi dengan bantuan dari Solver Excel dan Matlab menggunakan distribusi normal. Hasil estimasi Matlab digunakan untuk melihat kinerja Solver Excel, apakah hasil estimasinya mendekati atau tidak.

Tabel IV.3. Hasil Estimasi Parameter untuk Model dengan Distribusi Normal.

Saham	Model	Alat estimasi	ω	α	β	γ	Ln(L)
DJIA	GJR-GARCH(1,1)	Solver	0,0143	0,0000	0,8977	0,1823	-5640,55
		Matlab	0,0149	0,0053	0,8919	0,1838	-5642,85
	GARCH(1,1)	Solver	0,0107	0,1038	0,8890	-	-5732,74
		Matlab	0,0111	0,1053	0,8873	-	-5734,12
S&P 500	GJR-GARCH(1,1)	Solver	0,0154	0,0000	0,8974	0,1753	-5771,61
		Matlab	0,0161	0,0033	0,8923	0,1790	-5779,07
	GARCH(1,1)	Solver	0,0104	0,0949	0,8975	-	-5862,91
		Matlab	0,0109	0,0964	0,8956	-	-5869,50
S&P CNX	GJR-GARCH(1,1)	Solver	0,0245	0,0577	0,8738	0,1085	-5394,83
		Matlab	0,0244	0,0582	0,8744	0,1071	-5396,74
	GARCH(1,1)	Solver	0,0193	0,1039	0,8851	-	-5422,50
		Matlab	0,0225	0,1142	0,8734	-	-5424,29

Dari Tabel IV.3, hasil estimasi dari Solver Excel dan Matlab tidak jauh berbeda, dapat dikatakan bahwa Solver Excel dengan handal mengestimasi parameter. Ada satu pengecualian yaitu parameter α pada data DJIA dan S&P 500. Penulis menemukan bahwa Solver Excel akan menghasilkan nilai nol saat estimasi cenderung ke nol. Tapi bagaimanapun, nilai nol dari α tidak berefek besar pada estimasi lainnya, sehingga analisis dapat dilanjutkan dengan berfokus pada hasil Solver.

Nilai LR test GJR-GARCH(1,1) terhadap GARCH(1,1) adalah 184,38 untuk data DJIA, 182,6 untuk data S&P 500, 55,34 untuk data S&P CNX Nifty. Karena nilai LR test significant pada tingkat 5% maka model GJR-GARCH(1,1) lebih cocok untuk ketiga data saham daripada model GARCH(1,1).

Analisis selanjutnya akan menggunakan GJR-GARCH(1,1), karena model ini adalah yang paling cocok untuk semua kasus data.Mengikuti interpretasi yang diberikan oleh Hill dkk (2011), nilai parameter γ di semua kasus data adalah positif. Ini mengartikan bahwa return negatif lebih berpengaruh daripada return positif. Nilai parameter α untuk data DJIA dan S&P 500 adalah 0, yang berarti return positif tidak berpengaruh pada variansi pada kasus kedua data. Nilai ($\alpha+\gamma$) untuk semua kasus data menghasilkan angka > 0,1, maka volatilitas sangat sensitif pada informasi baru.

Tabel IV.4. Hasil Persistensi, *half-life* dan V_L untuk Model GJR-GARCH(1,1).

Saham	ϕ	*half-life*	V_L
DJIA	0,9889	62	1,2825
S&P 500	0,9851	46	1,0301
CNX Nifty	0,9858	48	1,7193

Tabel IV.4 menyatakan hasil persistensi, *half-life*, dan V_L untuk setiap kasus data saham. Volatilitas dari returns dapat dikatakan persistent, dengan nilai 0,9889 pada kasus data DJIA, lalu 0,9851 pada kasus data S&P 500, dan 0,9858 pada data CNX Nifty. Alexander (2008) mengatakan jika ϕ > 0,99 maka struktur dari perkiraan volatilitas relatif datar, sehingga pada kasus ini perkiraan volatilitas dari model GJR-GARCH(1,1) realtif tidak datar. Untuk *half-life* pada kasus data S&P 500 sekitar 46 hari, lebih kecil dibandingkan nilai *half-life* pada kasus data DJIA dan CNX Nifty yang masing-masing sekitar 62 hari dan 48 hari. Pada S&P 500, volatilitas lebih cepat kembali ke $V_L$nya daripada kasus data DJIA dan CNX Nifty. Walaupun berlangsung lama, volatilitas akan kembali ke $V_L$nya.

4. SIMPULAN

Penelitian ini membandingkan performa empiris dari model GARCH(1,1) dan GJR-GARCH(1,1) berdasarkan data simulasi dan data riil, yaitu returns saham DJIA, S&P 500, dan S&P 500 CNX Nifty. Hasil penelitian sebagai berikut. Berdasarkan data simulasi dan data riil, penulis menemukan kelemahan saat menggunakan Solver Excel, yaitu:

- Solver Excel tidak memberikan signifikansi pada parameter, tetapi untuk pengguna yang hanya mengetahui nilai-nilai estimasi hal ini tidak menjadi masalah.
- Selain itu, pemilihan nilai awal saat mengestimasi menjadi kendala, karena jika nilai awal yang diambil cukup jauh dari nilai estimasi, hasil akan sedikit jauh. Hal ini diatasi dengan menggunakan metode trial and error.

Solver Excel juga memberikan keuntungan yaitu cukup mudah digunakan dan tidak memerlukan pengetahuan pemrograman dan metode estimasi. Karena kendala-kendala dapat diatasi, maka penulis menyimpulkan bahwa Solver Excel dengan handal mengestimasi kedua model tipe GARCH.

Sementara itu, penelitian ini menyimpulkan bahwa model GJR-GARCH(1,1) menyediakan pencocokan yang lebih baik daripada model GARCH(1,1).

5. DAFTAR PUSTAKA

Ahmad, I. bin, & Rahim, F. bin A. (2009). International price relationships and volatility transmissions between stock index and stock index futures. *Economic Journal of Emerging Markets*, **1**(1), 61–75.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, **31**(3), 307–327.

Bucevska, V. (2013). An empirical evaluation of GARCH models in Value-at-Risk estimation: Evidence from the Macedonian Stock Exchange. *Business Systems Research*, **4**(1). https://doi.org/10.2478/bsrj-2013-0005

Casella, G., & Berger, R. L. (2002):*Statistical Inference (2nd ed.)*, Duxbury.

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

Dharmawan, K. (2015). Estimasi Nilai AVaR Menggunakan Model GJR dan Model GARCH. Jurnal Matematika, **5**(2), 117–127.

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

Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, **48**(5), 1779–1801. Diakses dari https://faculty.washington.edu/ezivot/econ589/GJRJOF1993.pdf

Hamzaoui, N., & Regaieg, B. (2016). The Glosten-Jagannathan-Runkle-Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic approach to investigating the foreign exchange forward premium volatility. *International Journal of Economics and Financial Issues*, **6**(4), 1608–1615.

Hill, R. C., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2011).*Principles of econometrics (4th ed.)*. Wiley.

Lee, D and D. Liu. 2014. Monte-Carlo Simulations of GARCH, GJR-GARCH and constant volatility on NASDAQ-500 and the 10 year treasury. Duke University Technical Report April, 21, 2014

Lim, C. M., & Sek, S. K. (2013). Comparing the performances of GARCH-type models in capturing the stock market volatility in Malaysia. Procedia Economics and Finance, 5(13), 478–487. https://doi.org/10.1016/S2212-5671(13)00056-7

Nugroho, D. B., Susanto, B., & Rosely, M. M. M. (2018). Penggunaan MS Excel untuk estimasi model GARCH(1,1). *Jurnal Matematika Integratif*, **14**(2), 71–81. Diakses dari https://www.researchgate.net/publication/330442962_Penggunaan_MS_Excel_untuk_Estimasi_Model_GARCH11

Su, Y. C., Huang, H. C., & Lin, Y. J. (2011). GJR-GARCH model in value-at-risk of financial holdings. *Applied Financial Economics*, **21**(24), 1819–1829.