Bisma: Jurnal Bisnis dan Manajemen

https://jurnal.unej.ac.id/index.php/BISMA Vol.14 No.2, 2020, Hal. 101 - 108

PERAMALAN KINERJA PERUSAHAAN PERBANKAN TAHUN 2017 YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN METODE ARCH-GARCH

John Henry Wijaya¹, Nugi Mohammad Nugraha² ^{1,2}Fakultas Ekonomi & Bisnis, Universitas Widyatama, Bandung

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana peramalan kinerja saham perbankan pada tahun 2017 yang diukur secara mingguan dengan metode ARCH-GARCH. Perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia adalah sebanyak 43 perusahaan, dimana yang dijadikan sampel sebanyak 39 perusahaan dengan dasar kelengkapan data. Metode ARCH-GARCH digunakan didalam peramalan dan diperoleh hasil *mean absolute percent error* sebesar 8,52% yang berada dibawah 10% dengan demikian metode ARCH-GARCH cukup baik dalam meramalkan kinerja sektor perbankan. Dengan tingkat kompleksitas yang tinggi, metode ARCH-GARCH dapat memberikan gambaran yang lebih realistis dibandingkan dengan metode-metode lainnya untuk membantu investor dalam mengambil keputusan. Sektor perbankan cenderung mengalami penurunan sehingga lebih baik bagi investor untuk menahan keinginan membeli saham perbankan kecuali investor adalah seseorang yang menyukai risiko.

Kata Kunci: ARCH-GARCH, kinerja saham, perbankan

Abstract

This study aims to determine how the forecasting of banking stock performance in 2017 is measured weekly using the ARCH-GARCH method. There were 43 registered banking companies listed on the Indonesia Stock Exchange, but only 39 companies used as the research sample based on data completeness. The ARCH-GARCH method was used in the forecasting process. Results showed that the value of the mean absolute per cent error was 8.52% or below 10%. Therefore, the ARCH-GARCH method was quite good at predicting the performance of the banking sector. With a high level of complexity, the ARCH-GARCH method could provide a more realistic description than other methods to help investors make decisions. The banking sector tends to experience a downturn. Thus, it would be better for investors to hold back the intention to invest in banking stocks unless they are the risk-takers.

Keywords: ARCH-GARCH, banking sector, stock performance,

Pendahuluan

Perkembangan ekonomi yang semakin meningkat akan semakin meningkatkan minat para investor untuk melakukan investasi. Demikian pula yang terjadi pada pasar modal Indonesia, dimana Indeks Harga Saham Gabungan yang merupakan indeks harga saham perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia juga merupakan indikator yang dapat digunakan oleh para investor untuk dapat melihat kinerja saham perusahaan perusahaan.

Indeks Harga Saham Gabungan dapat menggambarkan potensi investasi di instrument saham dalam jangka panjang bagi para investor. Seperti yang terjadi pada IHSG hingga tahun 2017 yang selalu mengalami peningkatan yang cukup baik seperti dalam tabel berikut:

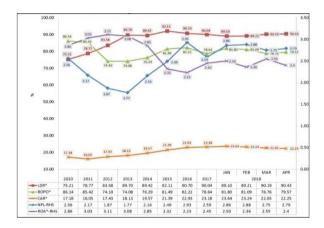
Tabel 1. Perkembangan IHSG

_	raber in entiembangan mea								
	Tahun	IHSG Akhir Tahun	Perolehan Tahunan	Akumulasi Perolehan					
	2013	4274,18	Nilai awal	Nilai awal					
	2014	5226,95	22.29%	90.36%					
	2015	4593,01	-12.13%	67.27%					
	2016	5296,71	15.32%	92.90%					
_	2017	6355,65	19.99%	131.47%					

Sumber: Data IDX diolah

Peningkatan IHSG yang positif akan memacu investor melakukan investasi Indonesia karena peningkatan tersebut didukung banvak dengan peningkatan profitabilitas perusahaan-perusahaan sendiri. Investor akan membutuhkan lembaga keuangan, dalam hal ini perbankan, untuk menyimpan dan menyalurkan investasi. Perbankan dibutuhkan sesuai dengan fungsinya vaitu sebagai lembaga intermediasi. Perbankan dapat dipilih oleh para investor sebagai salah satu alternatif pilihan saham. Dalam investasi, diperlukan adanya peramalan yang dapat membantu para investor untuk melakukan investasinya, salah satu yang dapat dilakukan adalah dengan peramalan melalui metode GARCH. Peramalan ini digunakan dengan mempertimbangkan tingkat volatilitas yang cukup tinggi yang tentu saja akan sangat berpengaruh jika digunakan sebagai acuan dalam melakukan peramalan.

Kinerja perbankan adalah salah satu indikator yang dapat dijadikan acuan untuk berinvestasi. Berikut grafik kesehatan bank tahun 2010 hingga April 2018.



Gambar 1. Grafik Perkembangan Indikator Kesehatan Bank

Sumber: Statistik Perbankan Indonesia OJK, 2018

Kutipan Kinerja perbankan Indonesia yang cenderung meningkat selama periode 2010 hingga April 2018 akan menjadi salah satu alternatif para investor untuk memilih sektor tersebut di dalam portofolionya. Berdasarkan terlihat tersebut. bahwa kecukupan modal di atas ketetapan yang telah ditentukan oleh Bank Indonesia yang mengindikasikan bahwa kecukupan modal cenderung tersebut meningkat menandakan kemampuan perbankan dalam mengatasi kemungkinan kerugian yang akan dihadapinya. Sementara itu. untuk kemampuan perbankan menghasilkan laba dengan menggunakan semua kemampuan dan sumber daya yang adapun cukup baik dimana digambarkan melalui BOPO kurang dari 94% sesuai acuan dari Surat Edaran BI No. 6/23/DPNP tahun 2004.

Ketidakpastian tingkat return yang dihadapi oleh investor masih menjadi masalah utama di dalam pasar modal. Ketidakpastian tersebut berdasarkan model GARCH (p,q) mengasumsikan bahwa variasi data fluktuasi dipengaruhi oleh sejumlah p data fluktuasi sebelumnya dan sejumlah q data volatilitas sebelumnya, ide dibalik model ini seperti dalam model autoregresi biasa (AR) dan pergerakan rata-rata (MA), yaitu untuk melihat hubungan variabel acak dengan variabel acak sebelumnya. Dengan kondisi

tersebut maka dapat terlihat bahwa data time series memiliki kecenderungan mempunyai varian kesalahan pengganggu yang cukup konstan dari waktu ke waktu. Hal ini dapat disimpulkan bahwa varian residual dari data deret waktu tersebut bersifat heteroskedastisitas. Varian residual dari bukan lagi hanya fungsi dari variabel independen tetapi selalu berubah-ubah, tergantung seberapa besar residual dimasa lalu (Widarjono, 2007). Hal ini juga seperti penelitian yang dilakukan oleh Eliyawati, et al (2014) bahwa harga saham di masa yang akan datang tidak dapat diprediksi secara akurat dengan hanya mengetahui pergerakan harga sekuritas di masa lalu.

Proses GARCH dapat ditafsirkan sebagai proses ARMA dalam Xt rata-rata bersyarat. Prosedur umum dalam peramalan model GARCH sama dengan prosedur diterapkan pada model ARIMA yaitu tahap identifikasi dengan membuat grafik harga saham terhadap waktu dan menghitung nilai return untuk melokalisasi pergerakan saham yang liar, tahap estimasi dan evaluasi, dan tahap aplikasi. Menurut Winarno (2007: 81-82), salah satu asumsi yang mendasari estimasi dengan metode OLS adalah data residual harus terbebas dari autokorelasi. Selain autokorelasi, asumsi lain yang sering digunakan adalah variabel penggangu atau residual yang bersifat konstan dari waktu ke waktu. Apabila residual tidak bersifat konstan, maka terkandung masalah heteroskedastisitas.

Pada tahun 1982, Engle memperkenalkan model *Autoregressive* Conditional *Heteroscedasticity* (ARCH). Model digunakan untuk mengatasi keheterogenan ragam dengan memodelkan fungsi rataan dan fungsi ragam secara simultan. Namun, pada data finansial dengan tingkat volatilitas yang lebih besar, model ARCH memerlukan orde besar dalam memodelkan yang pula ragamnya. Hal tersebut mempersulit proses identifikasi dan pendugaan model (Untari, Mattjik, & Saefuddin, 2009).

Dalam perkembangannya, muncul variasi dari model ini, yang dikenal dengan nama GARCH, singkatan dari *Generalized Autoregressive* Conditional Heteroscedasticity. GARCH dimaksudkan untuk memperbaiki ARCH dan dikembangkan oleh Tim Bollerslev (1986 dan 1994). Model ini lalu dimodifikasi kembali oleh Mills (1999).

Menurut Engle (1982) penggunaan model ARCH pada data runtun waktu yang mengalami heteroskedastisitas akan sangat berperan dalam meningkatkan efisiensi. Pada metode ARCH, variansi error masa sekarang dipengaruhi oleh volatilitas masa lalu (last period's volatility), sedangkan pada GARCH, variansi error tidak hanya dipengaruhi oleh volatilitas masa lalu (last period's volatility) tetapi juga variansi masa lalu (last period's varians). Menurut Winarno (2007: 82), dalam model ARCH, varian residual data runtun waktu tidak hanya dipengaruhi oleh variabel independen, tetapi juga dipengaruhi oleh nilai residual variabel yang diteliti. Model ARCH yang nantinya juga dipakai dalam model GARCH menggunakan dua persamaan berikut ini:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \epsilon_t$$
$$\sigma_{t^2} = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2$$

dimana:

Y = adalah variable dependenX = variable independent

ε = residual

 σ_{t^2} = varian residual $\alpha_1 \, \epsilon_{t-1}^2$ = komponen ARCH

Varian residual memiliki dua komponen, yaitu konstanta dan residual dari periode sebelumnya. Itulah sebabnya model ini disebut model bersyarat (conditional), karena residual periode sekarang dipengaruhi oleh periode jauh sebelumnya (t-1, t-2, dan seterusnya). Persamaan yang pertama disebut dengan persamaan rata-rata bersyarat (conditional mean) dan persamaan kedua disebut dengan persamaan varian bersyarat (conditional variance).

Dalam mengaplikasikan model GARCH dapat dilakukan beberapa langkah sebagai berikut Firdaus (2006: 72):

- a. Identifikasi efek ARCH
- b. Estimasi model
- c. Evaluasi model

d. Peramalan

Model GARCH sudah banyak dilakukan seperti oleh Broto (2008) yang menganalisis *Inflation Targeting* di Amerika Latin dan di Indonesia oleh Sumaryanto (2009) yang menganalisis volatilitas harga eceran beberapa pangan utama.

Metodologi

Penelitian yang dilakukan ini termasuk ke dalam jenis penelitian eksplanatori, dimana peneltian ini bertujuan untuk menjelaskan kedudukan variabel-variabel yang diteliti serta pengaruh antara satu variable dengan variable lainnya Sugiyono (2014). Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk mengetahui dan menganalisis apakah pada data keuangan subsektor perbankan terdapat hubungan *time* varving volatility (volatilitas sebelumnya mempengaruhi volatilitas sekarang). Metode pendekatan yang digunakan pada penelitian adalah pendekatan kuantitatif menggunakan logika deduktif (deductive process) yang menguji teori dan hipotesis. Konsep, variabel, dan hipotesis dipilih sebelum penelitian dimulai dengan tujuan untuk mengembangkan generalisasi teori yang memungkinkan orang untuk memprediksi, menjelaskan, dan memahami fenomena dengan lebih baik Silalahi (2009: 85).

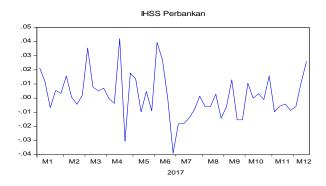
Populasi yang menjadi obyek pada penelitian ini adalah data return saham subsektor perbankan mulai periode minggu pertama bulan Januari 2017 sampai dengan minggu terakhir pada bulan Desember 2017. Sedangkan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah perbankan yang memiliki data yang lengkap sebanyak 39 perbankan dengan total populasi dalam penelitian ini sebanyak 43 perbankan yang tercatat di pasar modal. Jumlah pengamatan adalah 51 minggu pengamatan dimana minggu pertama bulan Januari dijadikan sebagai minggu dasar untuk mencari return. Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini adalah menggunakan dokumentasi. Pengumpulan dimulai dengan tahap penelitian pendahuluan, yaitu melakukan studi kepustakaan dengan mempelajari buku-buku dan literatur, jurnaljurnal ekonomi dan bisnis, dan bacaan-bacaan

lain yang berhubungan dengan pasar modal. analisis digunakan Teknik yang dalam mengaplikasikan **GARCH** model pada ini penelitian menggunakan bantuan perangkat lunak program Eviews 9 dengan urutan langkah sebagai berikut:

- a. Identifikasi efek ARCH
- b. Estimasi model
- c. Evaluasi model
- d. Peramalan

Hasil dan Pembahasan

Dari hasil olah data menggunakan model ARCH, diperoleh gambaran volatilitas return saham poerbankan Indonesia sebagai berikut.



Gambar 2. Volatilitas *Return* Saham Perbankan Indonesia Sumber: data diolah, 2020

Berdasarkan Gambar 2 di atas, terlihat bahwa return saham perbankan terdapat volatilitas vang tinggi, hal itu dapat dibuktikan dengan berfluktuasinya return saham yang meninggi yang diikuti pula dengan menurunnya return saham. Selama tahun 2017 hanya terdapat return tertinggi pada bulan 3,4 dan 6 selebihnva kecenderungan mengalami tersebut terdapat penurunan, tahun pertumbuhan kredit perbankan hanya berkisar 9-11%. Hal ini menunjukkan bahwa variansi dari data masa lalu dapat mempengaruhi pergerakan dimasa depan. Ini sejalan dengan yang dikemukakan oleh Bollerslev (1986) bahwa varian error term masa lalu dapat mempengaruhi pergerakan dimasa yang akan datang tidak hanya error term.

<u>Uji Stasioneritas</u>

Dengan melihat output *correlogram* eviews 9 pada *Autocorrelation Function* (ACF), terlihat bahwa nilai koefisien ACF cukup tinggi dan mendekati 1 yaitu 0.654 pada kelambanan satu bahkan hingga kelambanan 24 sebesar 0.944, hal ini mengindikasikan bahwa *return* saham tidak stasioner. Dengan kata lain terdapat *spurious regression* atau mengandung akar unit (Diebold & Killian, 2000 dalam Sumaryanto, 2009)

Proses Diferensi

Proses ini perlu dilakukan untuk mendapatkan data yang stasioner, sehingga dilakukan 2nd difference didapatkan hingga koefisien ACF cukup rendah dan mendekati 1 yaitu pada kelambanan 1 sebesar 0.000 dan pada kelambanan 24 sebesar 0.036, hal ini menunjukan bahwa data sudah stasioner. penggunaan Kriteria dalam metode correlogram ini adalah dengan melihat nilai Partial Autocorrelation (PAC) dan nilai autocorrelation (AC) pada time lag 2 atau timelag 3 menuju nol.

Identifikasi Model ARIMA

Setelah data dipastikan stasioner, maka selajutnya adalah penentuan model ARIMA, dimana dilakukan berdasarkan *correlogram* yaitu *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Berdasarkan grafik output eviews dapat diestimasi model tentative ARIMA pada tingkat lag pertama 1, dan unsur MA 0 sehingga jika digabung dengan d yang sudah diketahui nilainya maka ARIMA (1,0,0).

ate: 07/22/20 Time: 04:13 ample: 1/07/2017 12/23/2017 cluded observations: 50

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
*** .	*** .	1	-0.456	-0.456	11.055	0.001
- i. i	** .	2	-0.020	-0.289	11.077	0.004
.i. i	.*j. j	3	0.024	-0.164	11.110	0.011
.i. i	.*j. j	4	-0.059	-0.178	11.304	0.023
.i. i	.*j. j	5	0.022	-0.135	11.333	0.045
.i. i	. j. j	6	0.036	-0.053	11.410	0.076
. į. į	.* .	7	-0.062	-0.100	11.643	0.113
. į. į	.* .	8	-0.016	-0.141	11.658	0.167
. [*.]	. [.]	9	0.120	0.028	12.565	0.183
. [. [.j. j	10	-0.054	0.032	12.754	0.238
. į. į	.j. j	11	-0.035	-0.028	12.838	0.304
. į. į	.* .	12	-0.038	-0.115	12.938	0.374
. [*.]	. [.]	13	0.112	0.047	13.825	0.386
. [. [. [*.]	14	0.030	0.152	13.888	0.458
. į. į	. [*.]	15	-0.029	0.138	13.951	0.529
.*].]	.*].	16	-0.149	-0.098	15.638	0.479
. [. [.* .	17	0.068	-0.080	16.003	0.524
. į. į	. [.]	18	0.032	-0.029	16.088	0.586
. [*.]	. [*.]	19	0.079	0.120	16.617	0.616
.*I. I	.*].	20	-0.193	-0.140	19.850	0.467
. [*.	. j*. j	21	0.201	0.096	23.460	0.320
.*i. i	.j. j	22	-0.077	0.054	24.006	0.347
- i - i	.j. j	23	-0.012	-0.007	24.020	0.403
. i* i	. j* j	24	0.085	0.089	24.745	0.420

Gambar 3. Model ARIMA

Sumber: data diolah, 2020

Estimasi Model ARIMA

Berdasarkan model Arima diatas, didapatkan persamaan sesuai dengan hasil estimasi, dimana penulis melakukan perbandingan dengan beberapa model sebagai berikut:

Tabel 2. Perbandingan Estimasi Kemungkinan Pertama dan Kedua

Model	AIC	SBC	SSE	Adj. R-	
				Squared	
AR(1)	5.302410	5.028773	0.011702	0.084458	
MA(1)	5.342523	5.228887	0.012698	0.037336	
AR(1)	5.304397	5.152881	0.012681	0.057995	
MA(1)					

Sumber: data diolah, 2020

Untuk mengambil model terbaik dari ketiga estimasi diatas, dipilih dengan kriteria terkecil dari AIC, SBC, SSE, dan Adj. *R-Squared* yang terbesar dari hasil uji diatas, maka yang diperoleh untuk dijadikan model terbaik yaitu estimasi pada kemungkinan pertama atau AR(1), karena telah memenuhi kriteria model terbaik.

Uji Diagnosis model ARIMA

Pada tahap ini diuji apakah menghasilkan residual yang random (white noise) sehingga merupakan model yang baik yang mampu menjelaskan dengan baik. Kriteria yang digunakan menggunakan uji Ljung-Box(LB). dimana hasil pengolahan data menunjukan

probabilitas sebesar 0.6049 dimana lebih besar daripada 0,1 yang berarti bahwa residual persamaan ARIMA (1,0,0) merupakan white noise atau dengan kata lain model yang diperoleh bersifat residual terdistribusi secara random.

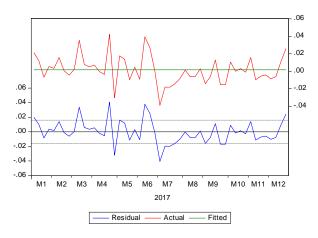
<u>Identifikasi Heterokedastisitas (Efek ARCH-GARCH)</u>

Tahap ini dilakukan dengan cara melihat nilai statistik LB (terdapat pada Q-Stat) sebesar 32,742 sementara nilai kritis statistic dari table distribusi *chi squares* sebesar 36,41503, berarti bahwa tidak terdapat heterokedastisitas.

Estimasi Model GARCH

Dengan menggunakan model sebelumnya, tahap ini dilakukan analisis mean model terlebih dahulu dan pada tahap akhirnya akan melakukan forecasting untuk membandingkan hasil sebelumnya vaitu dengan menggunakan model ARIMA dan hasil forecasting metode **ARCH** GARCH. Berdasarkan output pengolahan data dengan eviews didapatkan persamaan mean model $nva IHSS = 0.001647 + e_t$

Untuk memeriksa apakah terdapat ketidakhomogenan *variance* dari *residual mean model* tersebut. Langkah selanjutnya yaitu dengan melalui *time series plot* data *residual* hasil dari evaluasi tersebut akan digambarkan di bawah ini.



Gambar 4. Evaluasi *Residual Time Series*Sumber: data diolah, 2020

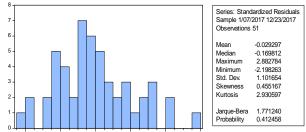
Pemeriksaan pada plot residual menghasilkan kesimpulan adanya variance yang tidak homogen seperti yang disajikan pada gambar diatas. Untuk mengetahui hasil yang lebih signifikan maka akan dilakukan kembali LM Test sampai menghasilkan nilai terbaik pada Lag yang didapatkan. Dengan menggunakan Lag ke-1 hingga ke-10, didapatkan bahwa investor akan lebih cocok menggunakan metode GARCH karena probabilitas yang didapatkan sampai dengan lag ke-10 lebih kecil dari 1%.

Analisis Metode GARCH

Langkah selanjutnya adalah menentukan pasangan ordo yang akan digunakan dalam analisis ini. Untuk pasangan ordo pertama hingga ketiga akan menggunakan ordo p = 1 dan q = 1, p = 1 dan q = 2, dan terakhir adalah p = 2 dan q = 1. Setelah melakukan pengujian terhadap 3 pasangan ordo yang telah dipilih, maka peneliti mengambil pasangan ordo (2,1), karena mendapatkan hasil yang lebih signifikan dari ketiga pasangan yang telah diuji, maka dari itu pasangan ordo yang dipilih akan digunakan pada langkah selanjutnya.

Diagnostik Model

Pada langkah ini akan melakukan uji normalitas untuk memeriksa data tersebut normal atau tidaknya dengan menggunakan tingkat kesalahan 5%. Hasil pemeriksaan kernormalan residual ini melalui *histrogram* dan uji *Jarque-Bera*. Dengan hasil uji sebagai berikut:



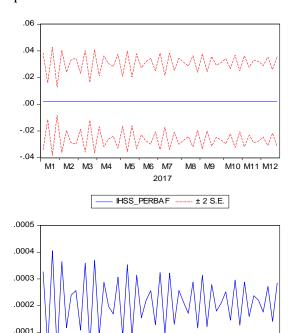
Gambar 5. Evaluasi *Residual Mean Mode*Sumber: data diolah, 2020

Setelah memastikan pasangan ordo yang dipilih lolos uji normalitas (*probability* > 0,05). Dari *output* diatas diperoleh *mean model* dan *variance model* masing masing adalah:

IHSS = $0.002233 + e_t$

 $\begin{array}{ll} \sigma_t^2 &= 0.000801 + 0.042315 \, e_{t-1}^2 - \\ 1.848127 \, \sigma_{t-1}^2 - 0.959946 \, \sigma_{t-2}^2 \end{array}$

Berdasarkan model di atas, bisa diramalkan IHSS sekaligus menganalisis fluktuasi yang diukur dengan volatilitas. Persamaan tersebut dapat dijelaskan bahwa nilai konstanta sebesar 0,002233 dengan tanda positif yang mengindikasikan bahwa IHSS berkorelasi secara positif pada volatilitas. Nilai return IHSS pada waktu dipengaruhi oleh nilai return IHSS pada waktu – 1 dan – 2. Selain itu, nilai return IHSS tidak dipengaruhi oleh nilai residual pada waktu – 1 dan – 2. Nilai varian residual pada waktu dipengaruhi oleh residual kuadrat pada waktu – 1 dan varian residual pada waktu – 2.



Gambar 6. Fluktuasi Pergerakan Return Saham

2017

Forecast of Variance

M6 M7

M10 M11 M12

.0000

M2 M3 M4

Sumber: data diolah, 2020

Dapat terlihat meskipun kecenderungan pergerakan *return saham* bersifat fluktuatif, tetapi kecenderungan mengalami penurunan, sehingga sector perbankan kurang tepat menjadi salah satu alternatif saham yang dapat dipilih oleh para investor.

Forecasting

Langkah terakhir yang akan dilakukan ialah forecasting untuk mendapatkan hasil yang akan bisa digunakan oleh investor dalam mengambil keputusan untuk berinvestasi atau tidaknya dalam perusahaan perbankan yang tercatat pada BEI.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan terlihat bahwa sektor perbankan cenderung mengalami penurunan sehingga alangkah lebih baik investor menahan keinginan membeli saham perbankan kecuali investor seorang yang menyenangi risiko. Metode ARCH - GARCH sangat signifikan digunakan untuk membantu investor dalam pengambilan keputusan, karena banyak uji yang dilakukan sehingga membuat data yang diramalkan semakin signifikan. Meskipun sangat jarang para investor menggunakan metode ini untuk memprediksikan pergerahakan tingkat return saham, tetapi dengan tingkat kompleksitas vang tinggi, metode ARCH-GARCH dapat memberikan gambaran yang lebih realistis dibandingkan dengan metode lainnya. Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa mean absolute percent error sebesar 8,52% yang berada dibawah 10% dengan demikian metode ARCH-GARCH cukup baik didalam meramalkan kinerja sector perbankan. Selain model GARCH adalah salah satu pendekatan untuk memodelkan data runtun waktu finansial yang memiliki keragaman (volatility) yang tidak konstan dan variansi error yang tidak homogen (heteroskedastik), sejalan dengan hasil penelitian yang dilakukan oleh Anisa dan Himawan (2007). Dengan menggunakan metode GARCH memang bisa mengatasi masalah heteroskedastisitas pada time series yang mempunyai kecenderungan volatilitas yang tinggi yang disebabkan karena residual atau error term mengandung unsur heteroskedastisitas. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang sudah dilakukan oleh Yolanda, et al (2017) dimana hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model ARIMA(2,1,1) - GARCH(2,2) dapat dikatakan baik dalam memprediksi harga saham BRI. Penelitian lanjut bisa dilakukan dengan menggunakan model variansi yang lain dari model GARCH seperti Eksponensial

GARCH (EGARCH), dan membandingkan hasilnya dengan penggunaan model GARCH. Seperti yang dilakukan oleh Susanti, et al, yang melakukan penelitian *Threshold* GARCH dan Exponential GARCH.

Daftar Referensi

- Anisa, A., & Himawan, B. (2007). Penggunaan GARCH dalam Pemodelan Data Nilai Tukar IDR Terhadap USD. Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi, 3(2). 60-69.
- Bank Indonesia. (2004). Surat Edaran Bank Indonesia Nomor 6/23/DPNP Perihal Sistem Penilaian Tingkat Kesehatan Bank. www.bi.go.id. 31 Mei.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregresive Conditional Heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31, 307-327.
- Broto, C. (2008). Inflastion targating in latin Amerika: Empirical analysist using Garch Models. Banco Deespana: Documentos de Trajabo.
- Eliyawati W. Y., Hidyat, R. R., & Azizah, D. F. (2014)
 Penerapan Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) untuk Menguji Pasar Modal Efisiensi di Indonesia (Studi pada Harga Penutupan (Closing Price) Indeks Saham LQ 45 Periode 2009-2011). Jurnal Administrasi Bisnis, 7(2), 1-10.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity twith estimates of the variance of United Kingdom Inflation. Econometrica, 50(4), 987-1008.
- Firdaus, M. (2006). Analisis Deret Waktu Satu Ragam. Bogor: IPB Press (Anggota IKAPI).
- Silalahi, U. (2009). Metode Penelitian Sosial. Bandung; PT. Refika Aditama.
- Sugiyono. (2014). Metode Penelitian Pendidikan Pendekatan Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D. Bandung: Alfabeta.
- Sumaryanto. (2009). Analisis volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama dengan model ARCH/GARCH.
- Susanti, Mastur, Z., & Mariani, S. (2016). Analisis Model Threshold Garch dan Model exponential Garch Pada Peramalan IHSG. UNNES Journal of Mathematics, 5(1), 55-63.

- Untari, M., Mattjik, A. A., & Saefuddin, A. (2009).

 Analisis Deret Waktu dengan Ragam Galat
 Heterogen dan Asimetrik. Studi Indeks
 Harga Saham Gabungan (IHSG) Periode
 1999-2008. Forum Statistika dan Komputasi,
 14(1): 22-33.
- Widarjono, A. (2007). Ekonomika Teori dan Aplikasi. Yogyakarta: Ekonisia FE UII.
- Winarno, W. W. (2007). Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan Eviews. Yogyakarta: Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN.
- Yolanda N. B., Nainggolan, N, & Komalig H. A. H. (2017). Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk memprediksi Harga Saham Bank BRI. Jurnal MIPA Unsrat Online, 6(2), 92-96