

Model ARMA-GARCH Prediksi Value-at-Risk pada Saham PT. Astra Agro Lestari.Tbk

Trimono^{1*}, Fira Agista²

¹Program Studi Sains Data, UPN Veteran Jawa Timur

²Program Studi Matematika, Universitas Pakuan

²firaagista10@gmail.com

*Corresponding author email: trimono.stat@upnjatim.ac.id

Abstrak— PT. Astra Agro Lestari Tbk (AALI) merupakan salah satu perusahaan perkebunan dengan nilai kapitalisasi pasar terbesar di Indonesia. Pada Bursa Efek Indonesia, setiap tahun AALI.JK menjadi salah satu saham yang konsisten masuk dalam 5 besar saham Blue Chip. Beberapa karakteristik harga saham AALI.JK antara lain adalah memiliki nilai yang berfluktuasi dan volatilitas *return* saham yang tidak konstan (bersifat heteroskedastik). Sehingga meskipun memiliki nilai kapitalisasi pasar terbesar, berinvestasi pada saham AALI.JK tetap mengandung unsur risiko. Salah satu model kuantitatif yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai risiko kerugian adalah *Value-at-Risk* (VaR). Pada kondisi *return* saham yang bersifat heteroskedastik, prediksi risiko dapat dilakukan dengan model VaR-ARCH/GARCH. Tujuan penelitian ini adalah melakukan prediksi risiko kerugian pada saham AALI.JK menggunakan model VaR-ARCH/GARCH. Studi empiris dilakukan pada saham AALI periode 02/01/17 – 29/07/21. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model terbaik adalah AR(1)-ARCH(1) dengan nilai AIC -4.9793 dan MSE 0.00005. Pada tingkat kepercayaan 95%, nilai prediksi kerugian menggunakan model VaR ARIMA-ARCH untuk satu periode kedepan (30/07/21) adalah sebesar 3,464%.

Kata Kunci— Harga saham, *return*, heteroskedastik, VaR ARCH/GARCH.

I. PENDAHULUAN

Pada investasi aset saham, volatilitas terkait dengan ketidakpastian nilai *return* saham yang akan diperoleh investor. Secara matematis, volatilitas didefinisikan sebagai standar deviasi bersyarat dari *return* saham [10]. Karakteristik volatilitas sangat dipengaruhi oleh karakteristik variansi dari *return* saham. Secara umum terdapat dua karakteristik variansi, yang pertama yaitu homoskedastik (variansi bersifat konstan), dan kedua heteroskedastik (variansi berubah-ubah seiring perubahan waktu). Untuk dapat memodelkan volatilitas dengan benar, penting untuk memahami karakteristik variansi data *return*.

Untuk memodelkan variansi yang tidak konstan, Engle [3] memperkenalkan model bernama ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Model ARCH memodelkan variansi bersyarat dengan mundur pada nilai sebelumnya dari nilai residual model mean. Pada tahun 1986 model ARCH dikembangkan lebih lanjut oleh Bollerslev [2] yang mempresentasikan model Generalized-ARCH Generalized (GARCH), yaitu nilai variansi dimodelkan bukan hanya

berdasarkan nilai residual pada periode sebelumnya, tetapi juga berdasarkan nilai variansi periode sebelumnya.

Model ARCH/GARCH telah terbukti berhasil memodelkan dengan baik variansi yang bersifat heteroskedastik dan banyak digunakan dalam kegiatan keuangan untuk analisis risiko serta menjadi panduan dalam pembuatan keputusan selanjutnya [13]. Pada manajemen risiko, umumnya model volatilitas digunakan untuk memprediksi tingkat risiko dari *return* dan jumlah *return* yang mungkin diperoleh pada periode waktu tertentu [4]. Ukuran risiko yang sering diterapkan dalam praktik manajemen risiko adalah *Value at Risk* (VaR). *Value at Risk* didefinisikan sebagai kemungkinan nilai risiko kerugian maksimum yang masih dapat ditanggung oleh seseorang investor pada tingkat kepercayaan dan periode waktu tertentu [6]. Gagasan VaR muncul dalam upaya mencari ukuran risiko yang lebih baik setelah krisis keuangan besar yang menyebabkan beberapa bank bangkrut, yang menimbulkan diskusi dan skeptis mengenai praktik-praktik risiko pasar yang ada.

Sun [9] menerapkan model ARIMA-GARCH Kombinasi untuk memprediksi dan memodelkan *return* saham pada beberapa ekuitas di pasar modal USA. Selanjutnya, Smolovic, Bozovic dan Vujosevic [8] memprediksi nilai risiko kerugian pada pasar saham Montenegro dengan menggunakan model VaR ARIMA-GARCH. Pada penelitian ini akan mengkaji dan membandingkan model ARIMA-GARCH dan ARIMA-GARCH Kombinasi untuk memprediksi nilai *return* pada harga saham harian PT. Astra Agro Lestari Tbk (AALI.JK) periode 02/01/15 – 05/08/21. Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria nilai AIC dan MSE. Selanjutnya kedua model tersebut juga akan digunakan untuk memprediksi nilai VaR. Berdasarkan nilai VaR tersebut, dapat diperoleh informasi mengenai nilai kerugian maksimum yang mungkin terjadi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Bagian ini akan mengkaji tinjauan teoritis mengenai model deret waktu yang digunakan dalam analisis data runtun waktu.

A. Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model Autoregresif (AR) adalah model dengan prediksi nilai periode sekarang diperoleh dari hasil regresi nilai-nilai periode sebelumnya. Atau dengan kata lain, nilai periode yang akan datang merupakan fungsi dari nilai periode-periode sebelumnya. Misalkan X_t adalah proses

stokastik yang menyatakan *return* pada periode ke- t . Model $AR(p)$ memiliki representasi sebagai berikut [12]:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + e_t \quad (1)$$

dengan, e_t adalah residual model yang bersifat *white noise* dengan mean 0 dan variansi σ^2 , p adalah bilangan integer tak negatif yang menyatakan banyaknya lag waktu dalam model AR, dan X_{t-i} , $i = 1, 2, \dots, p$ adalah nilai *return* periode $t-i$.

Menurut [12], model Moving Average (MA) juga bekerja dengan cara meregresikan nilai-nilai pada periode sebelumnya untuk memperoleh nilai prediksi pada periode sekarang. Pada model MA, nilai yang diregresikan adalah nilai residual untuk periode sebelumnya, ditambah dengan nilai residual periode sekarang. Formula untuk model MA(q) adalah:

$$X_t = \sum_{j=1}^q \theta_j X_{t-j} + e_t \quad (2)$$

Serupa dengan model AR, e_t pada persamaan model MA adalah residual yang bersifat *white noise* dengan mean 0 dan variansi σ^2 . q adalah bilangan integer tak negatif yang menyatakan banyaknya lag waktu dalam model MA.

Pengembangan model ARMA sebagai metode prediksi pada variabel instrumen keuangan diperkenalkan oleh Box-Jenkins pada 1976. Metode ini bekerja untuk menemukan model yang paling sesuai untuk memprediksi nilai variabel pada masa yang akan datang. Model ARMA merupakan kombinasi dari model AR dan MA yang mengasumsikan volatilitas bernilai konstan dan tidak berubah terhadap waktu atau dapat dikatakan bahwa model ini bersifat homoskedastik. Model ARMA(p, q) didefinisikan sebagai:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

Pada kasus data tidak stasioner, dilakukan proses differencing d untuk membuat data menjadi stasioner. Proses pemodelan pada kasus ini dilakukan menggunakan model ARIMA yang memiliki persamaan:

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)e_t \quad (4)$$

dengan,

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_p(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_p B^p)$$

B. Model ARCH/GARCH

Karena tidak semua data deret waktu bersifat homoskedastik, Engle [3] memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Model ARCH(p) adalah model yang menyatakan bahwa nilai volatilitas untuk suatu waktu bergantung pada p nilai observasi sebelumnya. Model ARCH(p) memiliki representasi sebagai berikut :

$$e_t = \sigma_t \varphi_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-i}^2 \quad (5)$$

Model *Generalized-ARCH* (GARCH) ada generalisasi dari model ARCH untuk memodelkan volatilitas yang bersifat heteroskedastik, persamaan model GARCH adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6)$$

dengan asumsi bahwa inovasi φ_t berdistribusi normal standar.

C. Value at Risk (VaR) ARIMA-GARCH

Value at Risk (VaR) didefinisikan sebagai nilai risiko maksimum yang terjadi pada suatu periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan sebesar $1-\alpha$, dengan $\alpha \in (0,1)$ [11]. Untuk suatu proses stokastik $\{X_t\}$, Nilai VaR yang dihitung pada periode ke- t merupakan nilai prediksi risiko pada periode waktu $t+1$. Nilai VaR yang dihitung pada tingkat kepercayaan misalkan $\alpha=0,05$ memiliki makna bahwa terdapat peluang sebesar 95% risiko yang akan terjadi pada waktu ke $t+1$ akan kurang dari nilai VaR. Secara matematis VaR pada tingkat kepercayaan dirumuskan sebagai:

$$\begin{aligned} P(X_{t+1} \leq VaR_\alpha(X_t) | X_t) &= \alpha \\ F_{X_{t+1}|X_t}(VaR_\alpha(X_t)) &= \alpha \\ VaR_{1-\alpha}(X_t) &= F_{X_{t+1}|X_t}^{-1}(\alpha) \end{aligned} \quad (7)$$

Dengan menggunakan metode kuantil, nilai VaR dari proses stokastik $\{X_t\}$ dapat ditentukan sebagai berikut (Hung, 2007):

$$\begin{aligned} VaR_{1-\alpha}(X_t) &= E[X_t | X_{t-1}] + \Phi^{-1}(\alpha) \sqrt{Var(X_t | X_{t-1})} \\ &= \mu_{X_t|X_{t-1}} + \Phi^{-1}(\alpha) \sigma_{X_t|X_{t-1}} \end{aligned} \quad (8)$$

Nilai σ pada persamaan (8) diperoleh dari model ARCH/GARCH.

D. Pemilihan Model Terbaik

Pada penelitian ini, pemilihan model terbaik dilakukan dengan cara membandingkan nilai Akaike Information Kriteria (AIC) dan Schwarz's Bayesian Information Criterion (SBC) yang mengacu pada Akaike [1] dan Schwarz [7]. Nilai AIC dan SBC dapat dihitung berdasarkan persamaan berikut:

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \quad (9)$$

$$SBC = -2\ln(L) + \ln(L)k \quad (10)$$

dengan

L : Nilai fungsi likelihood yang diperoleh dari estimasi parameter

k : Jumlah parameter yang diestimasi untuk setiap model

Model dengan nilai AIC dan SBC terkecil dapat dipandang sebagai model terbaik dibandingkan model yang lain.

E. Evaluasi model

Kinerja model dalam memprediksi dapat dievaluasi menggunakan dua ukuran yaitu Mean Square Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) [5]. Formula MSE adalah:

$$MSE = \frac{1}{T - T_E} \sum_{t=T_E+1}^T (X_t - \hat{X}_t)^2 \quad (11)$$

selanjutnya, formula untuk MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{T - T_1} \sum_{t=T_1}^T \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \right) \times 100\% \quad (12)$$

Pada persamaan (11) dan (12), T adalah ukuran sampel yang digunakan, T_1 adalah observasi pertama pada data out-sample, dan \hat{X}_t adalah nilai prediksi. Semakin kecil nilai MSE dan MAPE, maka model semakin baik digunakan untuk prediksi.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Langkah-langkah analisis data pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

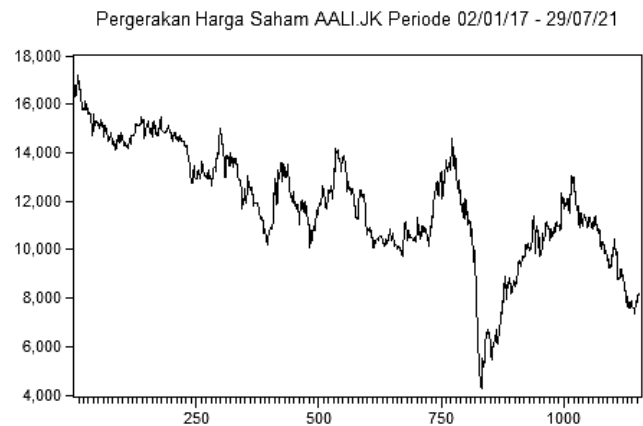
1. Menghitung nilai *return* saham dari data harga penutupan saham
2. Menguji stasioneritas dalam mean menggunakan Uji Augmented Dickey Fuller Test. Jika data tidak stasioner dalam mean, maka dilakukan proses differencing.
3. Mengidentifikasi model ARIMA yang cocok melalui plot ACF dan PACF.
4. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter model ARIMA.
5. Verifikasi model ARIMA, proses verifikasi ini meliputi uji independensi residual dan uji normalitas residual.
6. Mengidentifikasi efek ARCH/GARCH melalui uji Lagrange Multiplier.
7. Mengidentifikasi model ARCH/GARCH untuk masing-masing model ARIMA melalui plot ACF dan PACF residual terkait.
8. Verifikasi Model ARIMA-GARCH yang meliputi uji independensi dan uji normalitas residual.
9. Mengidentifikasi efek ARCH/GARCH melalui uji Lagrange Multiplier.
10. Memilih model ARIMA-GARCH terbaik dengan membandingkan nilai AIC dan SBC
11. Menghitung prediksi VaR ARIMA-GARCH

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, kami menyajikan analisis data lengkap mulai dari pengukuran statistika deskriptif sampai dengan prediksi VaR pada data *return* AALIJK.

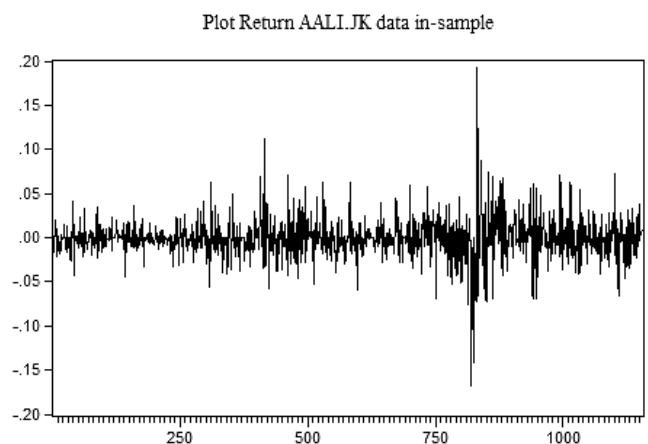
A. Deskripsi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data penutupan harga saham PT. Astra Agro Lestari Tbk dari periode 02/01/17 sampai dengan 29/07/21 (1155 data). Data dibagi kedalam data *in-sample* mulai 02/01/17 – 30/06/21, dan data *out-sample* mulai 01/07/21 – 29/07/21 (20 data).



Gbr 1. Plot pergerakan harga saham AALI.JK

Gambar 1 merupakan plot pergerakan harga saham AALI.JK pada periode 02/01/17 – 30/06/21. Berdasarkan gambar tersebut, terlihat bahwa harga saham bergerak secara fluktuatif dari waktu ke waktu dan cenderung mengalami penurunan. Sehingga secara grafik, dapat disimpulkan bahwa data harga saham AALI.JK tidak stasioner dalam mean dan variansi.



Gbr 2. Plot pergerakan *return* in-sample AALI.JK

Gambar 2 adalah plot deret waktu nilai *return* harian saham AALI.JK untuk data in-sample. Berdasarkan plot yang terbentuk, data telah stasioner dalam mean dan variansi karena nilainya keduanya cenderung konstan dan tidak terdapat fluktuasi.

Tabel berikut menyajikan statistik deskriptif dari data in-sample AALI.JK, dari tabel ini dapat membantu untuk mengetahui karakteristik data *return*.

TABEL I
STATISTIK DESKRIPTIF RETURN IN-SAMPLE AALI.JK

	Nilai
Rata-Rata	-0.00061
Std. Deviasi	0.02317
Minimum	-0.16799
Maksimum	0.19237
Skewness	0.13757
Kurtosis	9.22970

Berdasarkan Tabel I, skewness *return* saham bernilai positif yaitu sebesar 0,13757. Hal tersebut menunjukkan bahwa ekor distribusi berada di sisi kanan, atau sebagian besar data berada pada nilai rendah. Kemudian, kurtosis dari nilai *return* bernilai lebih dari 3, yaitu 9,2297. Nilai ini mengindikasikan bahwa kurva distribusi bersifat leptokurtosis dan terdapat nilai ekstrim pada data.

B. Pemodelan Deret Waktu

Pemodelan deret waktu akan dilakukan pada data *return* in sample dengan tujuan untuk memperoleh prediksi nilai *return* pada masa yang akan datang. Langkah pertama dalam pemodelan deret waktu untuk *return* saham adalah melakukan uji stasioneritas. Berdasarkan Gambar 2, data telah stasioner dalam mean. Secara formal, stasioneritas dalam mean diuji melalui ADF test, dan stasioneritas dalam varian diuji melalui Box-Cox test. Hasil ADF test dan Box-Cox test disajikan pada Tabel II dan Tabel III.

TABEL II.
HASIL UJI STASIONERITAS DALAM MEAN DATA RETURN IN SAMPLE

	Nilai
ADF Test Value	-37.65
Tingkat signifikansi (α)	5%
p-value	0.001
Keputusan	Ho ditolak

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel II, diperoleh nilai p-value ($0,001 < \alpha$ (5%)). Sehingga kesimpulan pengujian yang diperoleh adalah data telah stasioner dalam mean.

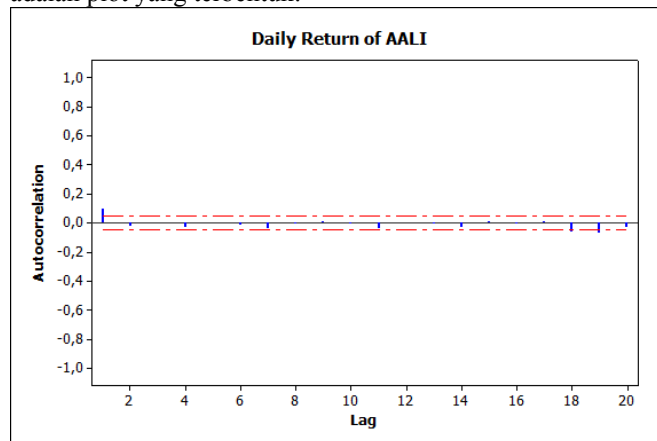
TABEL III.
HASIL UJI STASIONERITAS DALAM VARIAN DATA RETURN IN SAMPLE

	Nilai
λ	1,001
Lower for	0,83
Upper for	1,22
Rounded Value	1

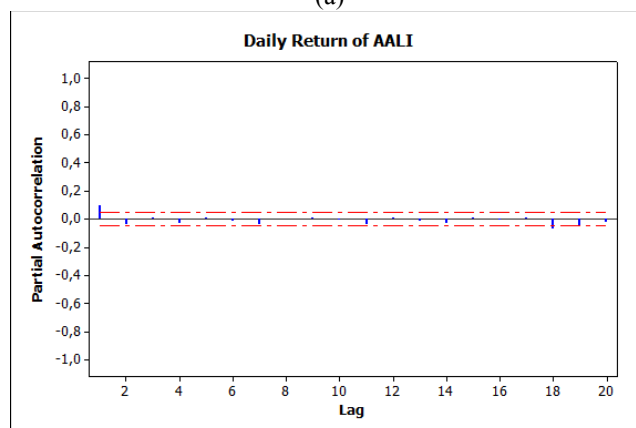
Prinsip uji stasioneritas dalam varian adalah melakukan estimasi nilai λ berdasarkan data *return*. Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel III, nilai λ yang diperoleh adalah 1.001 yang jika dibulatkan adalah 1. Karena nilai pembulatan

(rounded value) sama dengan 1, maka disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam varian.

Selanjutnya, penentuan orde pada model ARIMA didasarkan pada plot ACF dan PACF data *return* in-sample. Berikut ini adalah plot yang terbentuk:



(a)



(b)

Gbr 3. Plot ACF (a) dan PACF (b) data *return* in-sample.

Pada Gambar 3, plot ACF dan PACF masing-masing mengalami *cut off* setelah lag ke-1, sehingga model yang mungkin adalah AR(1), MA(1), dan ARMA(1,1).

Untuk menentukan estimasi parameter dari setiap model, metode yang dipilih adalah Maximum Likelihood (ML). Hasil estimasi parameter disajikan pada tabel berikut:

TABEL IV
HASIL ESTIMASI PARAMETER

Model	Parameter	Estimasi	p-value
AR (1)	ϕ_1	0,0882	0,000
MA (1)	θ_1	0,1031	0,000
ARMA(1,1)	ϕ_1	-0,3137	0,0674
	θ_1	0,5871	0,0081

Nilai koefisien parameter model AR(1) dan MA(1) yang disajikan pada Tabel IV signifikan pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$. Sedangkan, pada model ARMA(1,1) terdapat satu nilai koefisien parameter yang tidak signifikan. Oleh karena itu, model yang dapat digunakan untuk analisis selanjutnya adalah AR(1) dan MA(1). Setelah estimasi parameter, selanjutnya dilakukan verifikasi model yang meliputi uji normalitas, uji

independensi, dan uji homoskedastisitas pada residual masing-masing model. Hasil pengujian adalah sebagai berikut:

TABEL V
HASIL UJI RESIDUAL PADA MODEL AR(1) DAN MA(1)

Uji residual	Model	
	AR(1)	MA(1)
Normalitas	×	×
Independensi	✓	✓
Homoskedastisitas	×	×

Mengacu pada Tabel V, nilai residual untuk setiap model bersifat independen. Asumsi normalitas residual dari ketiga model tersebut tidak terpenuhi, tetapi menurut Rosadi 2012 hal ini dapat diabaikan. Sedangkan asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi, sehingga kelima model tersebut akan dimodelkan selanjutnya akan dimodelkan dalam model ARCH/GARCH.

Langkah pertama pada pemodelan ARCH/GARCH adalah menentukan nilai orde. Berdasarkan plot ACF dan PACF dari residual kuadrat untuk masing-masing model, model ARMA-(G)ARCH yang terbentuk adalah AR(1)-ARCH(1), AR(1)-GARCH(1,1), MA(1)-ARCH(1), dan MA(1)-GARCH(1,1).

Untuk setiap model ARIMA-(G)ARCH, parameter model diestimasi menggunakan metode Maximum Likelihood (ML). Setelah diperoleh nilai estimasi parameter, dilakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui apakah terdapat model yang parameternya tidak signifikan. Berdasarkan uji signifikansi parameter, terdapat parameter pada model AR(1)-GARCH(1,1) dan MA(1)-GARCH(1,1) yang tidak signifikan. Oleh karena itu, kedua model tersebut tidak dipakai untuk analisis selanjutnya.

Selanjutnya, untuk setiap model ARIMA-(G)ARCH yang lolos uji signifikansi parameter, dilakukan evaluasi model yang meliputi perbandingan nilai AIC dan SBC. Selain itu juga dilakukan uji residual untuk mengetahui apakah masih variansi residual dalam model telah bernilai konstan. Hasil evaluasi model dapat dilihat pada tabel berikut:

TABEL VI
EVALUASI MODEL ARIMA-(G)ARCH

	AIC	SBC
AR(1)-ARCH(1)	-4.9793	-4.9635
AR(1)-GARCH(1,1)	-4.0321	-4.842
MA(1)-ARCH(1)	-4.2122	-4.9045
MA(1)-GARCH(1,1)	-4.0921	-4.8484

Berdasarkan pada hasil evaluasi model yang meliputi nilai AIC dan SBC, Berdasarkan nilai AIC, SBC, dan HQC, model terbaik adalah AR(1)-ARCH(1) karena memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Representasi model AR(1)-ARCH(1) adalah sebagai berikut:

1. Persamaan prediksi nilai *return* untuk periode t :

$$X_t = -0.0625X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (13)$$

2. Persamaan prediksi nilai variansi untuk periode t :

$$\sigma_t = 0,0005 + 0.1171\varepsilon_{t-1}^2 \quad (14)$$

Hasil prediksi nilai *return* saham AALI.JK untuk data *out-sample* yaitu pada 01/07/21 – 29/07/21 (20 periode) menggunakan model A(1)-ARCH(1) pada persamaan (13) dan (14) adalah sebagai berikut:

TABEL VII.
PREDIKSI NILAI RETURN DAN VARIANSI PADA DATA OUT SAMPLE
MENGUNAKAN MODEL AR(1)-ARCH(1)

Periode	AALI.JK	
	Prediksi <i>return</i>	Prediksi variansi
	(\hat{X}_t)	$(\hat{\sigma}_t^2)$
01/07/21	0.0002	0.0002
02/07/21	-0.0005	0.0002
05/07/21	-0.0003	0.0002
06/07/21	0.0000	0.0002
07/07/21	-0.0004	0.0002
08/07/21	0.0011	0.0002
09/07/21	-0.0001	0.0002
12/07/21	-0.0012	0.0002
13/07/21	0.0011	0.0002
14/07/21	0.0015	0.0003
15/07/21	0.0042	0.0008
16/07/21	-0.0011	0.0004
19/07/21	-0.0019	0.0005
21/07/21	0.0001	0.0004
22/07/21	-0.0009	0.0004
23/07/21	-0.0025	0.0006
26/08/21	0.0021	0.0005
27/08/21	0.0002	0.0004
28/08/21	-0.0014	0.0005
29/08/21	0.0016	0.0005

Salah satu indikator untuk menilai apakah suatu model dapat memprediksi dengan baik adalah dengan melihat nilai akurasi prediksi. Akurasi prediksi dari model AR(1)-ARCH(1) akan dinilai melalui nilai MAPE dan MSE.

TABEL VIII
NILAI MAPE DAN MSE MODEL AR(1)-ARCH(1)

	Nilai	Kategori
MAPE	2.33%	Sangat akurat
MSE	0.00005	Sangat akurat

C. Prediksi VaR

Telah diketahui bahwa model terbaik untuk prediksi adalah AR(1)-ARCH(1). Berdasarkan output prediksi nilai mean dan variansi pada Tabel VII, diperoleh prediksi nilai *return* dan standar deviasi (σ) untuk tanggal 29/07/21 adalah 0.0016 dan 0.0005. Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% dan

holding period 1 hari, maka prediksi VaR untuk periode 30/07/21 adalah:

$$\begin{aligned} VaR_{95\%}(X_t) &= \mu + \sqrt{\sigma^2} \Phi^{-1}(5\%) \\ &= 0,0016 + \sqrt{0,0005} \times 1,6449 \\ &= -0,03464 \end{aligned}$$

Jadi, besar nilai risiko maksimum yang mungkin terjadi pada 06/08/21 adalah sebesar -0.03464 atau sejumlah 3,464% dari total dana yang diinvestasikan oleh pemilik modal.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang dilakukan pada Bab IV, diperoleh hasil yang menunjukkan bahwa model terbaik untuk memprediksi nilai dan variansi dari *return* harga saham AALI.JK pada periode 02/01/17 - 29/07/21 adalah AR(1)-ARCH(1). Representasi dari model tersebut adalah:

1. Persamaan prediksi nilai *return* untuk periode t :

$$X_t = -0.0625X_{t-1} + \varepsilon_t$$

2. Persamaan prediksi nilai variansi untuk periode t :

$$\sigma_t^2 = 0,0005 + 0.1171\varepsilon_{t-1}^2$$

Pada tanggal 29/07/21, diperoleh prediksi nilai *return* adalah 0,0016 dan prediksi variansi 0,0005. Dengan menggunakan model VaR, nilai prediksi kerugian yang akan terjadi pada 1 hari kedepan (30/07/21) pada tingkat kepercayaan 95% adalah 3,464% dari total dana yang diinvestasikan oleh pemilik modal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Judul untuk ucapan terima kasih dan referensi tidak diberi nomor. Terima kasih disampaikan kepada Tim SANTIKA yang telah meluangkan waktu untuk membuat *template* ini.

REFERENSI

- [1] Akaike, H. "A New Look at the Statistical Model Identification," *IEEE Trans. Autom. Control*. Vol 19, hal 716-723, 1974.
- [2] Bollerslev. "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*. Vol. 31, hal. 307-327, 1986.
- [3] Engle, R. F. "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," *Journal of Econometrica*. Vol. 50, hal. 987-1008. 1982.
- [4] Engle, R. F. "The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics." *Journal of Economic Perspectives*. Vol.15, hal. 157-168. 2001.
- [5] Ghani, I. M. Md, dan Rahim, H.A. "Modeling and Forecasting of Volatility using ARMA-GARCH: Case Study on Malaysia Natural Rubber Prices," *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 548012023, hal. 1-12. 2019.
- [6] McNeil, A. J., Frey, R., dan Embrechts, P. *Quantitative Risk Management*. Princeton University Press: Oxford. 2005.
- [7] Schwarz, G. "Estimating the Dimension of a Model," *The Annals of Statistics*. Vol. 6, hal 461 - 464. 1978.
- [8] Smolovic, J.C., Bozovic, M.L., dan Vujosevic, S. "GARCH models in value at risk estimation: empirical evidence from the Montenegrin stock exchange," *Economic Research-Ekonomska Istrazivanja*. Vol. 30, hal. 477-498. 2017.

- [9] Sun, K. "Equity Return Modeling and Prediction Using Hybrid ARIMA-GARCH Model". *International Journal of Financial Research*. Vol. 8, hal. 154 - 161. 2017.
- [10] Tsay, R.S. *Analysis of Financial Time Series*. Canada: John Wiley and Sons,inc. 2002.
- [11] Tse, Y-K. *Nonlife Actuarial Models Theory, Methods, and Evaluation*. Cambrige University Press. 2009.
- [12] Wei, W.W.S. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing Company. 2006.
- [13] Zhang, J., Martin, E.B., Morris, A.J., dan Kiparissides, C. "Inferential estimation of polymer quality using stacked neural networks". *Comput. Chem. Eng.* Vol. 21, hal. 1025 - 1030. 1997