

Model ARIMA-ARCH/GARCH dan Ensemble ARIMA-ARCH/GARCH untuk Prediksi Kerugian pada Harga Komoditas Pertanian

Trimono Trimono¹, I Gede Susrama MD², Kartika Maulida H³, Mohammad Idhom⁴
^{1, 2, 3, 4}Program Studi Sains Data, UPN Veteran Jawa Timur

²igsusrama.if@upnjatim.ac.id

³kartika.maulida.ds@upnjatim.ac.id

⁴idhom@upnjatim.ac.id

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

Abstrak: Bawang merah dan cabai merah merupakan komoditas tanaman pertanian yang jumlah konsumsinya meningkat setiap tahun. Keadaan ini merupakan peluang yang sangat baik bagi investor untuk berinvestasi pada komoditas tersebut. Meningkatnya jumlah konsumsi akan membuat potensi keuntungan yang diterima investor akan semakin besar. Perkiraan keuntungan investasi dapat dilakukan menggunakan model ARIMA-GARCH dan *Ensemble* ARIMA-GARCH dengan memanfaatkan nilai *return* historis. Meskipun potensi keuntungan yang diperoleh cukup besar, berinvestasi pada komoditas tersebut bukan berarti tanpa risiko. Adanya keadaan gagal panen sehingga membuat harga menjadi tidak stabil adalah risiko utama yang harus dihadapi. Oleh karena itu, investor juga perlu memperkirakan nilai kerugian yang akan diterima. Value-at-Risk (VaR) adalah salah satu metode yang dapat untuk prediksi kerugian. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi keuntungan dan kerugian investasi komoditas bawang dan cabai merah menggunakan model ARIMA-GARCH dan VaR. Studi empiris dilakukan pada harga bawang merah dan cabai merah di Pasar Wonokromo, Kota Surabaya periode 01/08/18 - 05/08/21. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model terbaik untuk prediksi keuntungan bawang dan cabai merah adalah *Ensemble* ARIMA-ARCH dengan nilai MSE masing-masing $2,31 \times 10^{-5}$ dan $8,23 \times 10^{-5}$. Selanjutnya, pada tingkat kepercayaan $\alpha = 95\%$ dan *holding period* 1 hari, nilai VaR model *Ensemble* ARIMA-ARCH untuk bawang dan cabai merah adalah -0,0587 dan -0,1095.

Kata kunci: Investasi, keuntungan, kerugian, *Ensemble* ARIMA-ARCH/GARCH, VaR.

I. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan salah satu sektor yang berkontribusi signifikan terhadap nilai Produk Domestik Bruto (PDB) dan merupakan penggerak utama ekonomi rakyat Indonesia. Berdasarkan laporan BPS Indonesia, pada akhir tahun 2020, sektor pertanian memberikan kontribusi sebesar 13,7% terhadap PDB Indonesia atau tertinggi kedua setelah sektor industri [4]. Nilai tersebut meningkat 1,05% dibandingkan dengan tahun 2019. Besarnya nilai kontribusi sektor pertanian terhadap PDB disebabkan karena banyak penduduk atau tenaga kerja Indonesia yang bekerja pada sektor pertanian [10].

Bawang merah dan cabai merah merupakan jenis komoditas tanaman dalam pertanian yang jumlah konsumsinya terus mengalami peningkatan setiap tahun. Peningkatan tersebut dipengaruhi oleh beberapa hal, yang diantaranya adalah penambahan jumlah penduduk, ekonomi masyarakat Indonesia yang semakin membaik, dan meningkatnya pengetahuan masyarakat tentang arti kebutuhan gizi [4]. Meningkatnya konsumsi bawang merah dan cabai merah, setidaknya dalam lima tahun terakhir, membuat permintaan terhadap dua komoditas tersebut juga mengalami peningkatan. Kondisi ini merupakan peluang yang sangat baik bagi investor yang ingin berinvestasi. Dengan permintaan yang terus meningkat, akan membuat investor dapat memperoleh keuntungan yang maksimal.

Meskipun dapat memberikan keuntungan investasi yang maksimal, berinvestasi pada komoditas bawang merah dan cabai merah bukan berarti tanpa risiko. Risiko investasi yang mungkin diterima investor adalah risiko kerugian. Risiko kerugian pada investasi ini dapat disebabkan karena terjadinya penurunan harga pada suatu periode tertentu, dan juga karena faktor gagal panen akibat hama atau cuaca buruk. Salah satu indikator yang dapat digunakan untuk melihat besarnya nilai keuntungan dan nilai risiko kerugian investasi adalah *return*. Oleh karena itu, para investor perlu untuk mengetahui perkiraan nilai *return* harga komoditas bawang merah dan cabai merah pada masa yang akan datang. Dengan mengetahui perkiraan nilai *return* pada masa yang akan datang, dapat membantu investor untuk mempersiapkan strategi investasi yang tepat sehingga dapat meminimalisir akibat dari adanya risiko kerugian yang mungkin akan diterima.

Salah satu karakteristik yang perlu diperhatikan dari komoditas bawang merah dan cabai merah adalah harganya yang berfluktuasi. Fluktuasi harga ini dapat disebabkan karena beberapa hal. Antara lain karena hasil panen yang kurang maksimal, dan faktor permintaan pasar yang tinggi menyebabkan

harga menjadi naik. Kemudian faktor kelebihan suplai yang dapat menyebabkan harga menjadi turun. Harga yang berfluktuasi akan menyebabkan nilai *return* ikut berfluktuasi dan variansinya menjadi tidak konstan. Menurut Arum [2], model kuantitatif yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai *return* dengan varian yang tidak konstan dapat menggunakan model ARIMA-GARCH. Selain model tersebut, model lain yang dapat digunakan sebagai alternatif adalah Ensemble ARIMA-GARCH yang merupakan kombinasi dari beberapa model ARIMA-GARCH [8]. Untuk memprediksi risiko kerugian pada investasi komoditas bawang merah dan cabai merah adalah dengan menggunakan ukuran risiko. Ukuran risiko yang sering digunakan adalah Value-at-Risk (VaR). VaR dapat diartikan sebagai prediksi nilai kerugian maksimum yang mungkin akan terjadi pada tingkat kepercayaan dan periode waktu tertentu [6]. Salah satu kelebihan VaR adalah memiliki kemampuan yang baik dalam menganalisis risiko secara kritis melalui analisis sistematis.

Terdapat banyak studi yang mengkaji tentang pemodelan dan prediksi data harga dan *return* yang memiliki nilai varian tidak konstan. Rahmawati dkk [12] menggunakan model GARCH untuk memprediksi hasil panen jagung kering di Kabupaten Pemasang, Indonesia. Kemudian, Rahmawati dkk [13] memprediksi nilai risiko kerugian pada harga jagung dengan menggunakan ukuran risiko VaR dengan pendekatan Cornish-Fisher di Kabupaten Grobogan, Indonesia.

Penelitian ini akan mengkaji prediksi nilai keuntungan investasi pada komoditas bawang putih menggunakan model ARIMA-GARCH dan model Ensemble ARIMA-GARCH. Selanjutnya, setelah diperoleh prediksi keuntungan, akan dilakukan prediksi risiko kerugian menggunakan model. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga harian komoditas bawang merah dan cabai merah periode 01/08/18 - 05/08/21 di pasar induk Wonokromo, Kota Surabaya. Kota Surabaya dipilih karena merupakan salah satu kota dengan penduduk terbanyak, dan merupakan ibu kota Provinsi Jawa Timur, provinsi dengan penyumbang hasil produksi bawang putih yang cukup besar di Indonesia (Badan Pusat Statistik, 2019).

II. KERANGKA TEORITIS

Prediksi data deret waktu dapat dilakukan dengan berbagai metode. Pemilihan metode prediksi sangat bergantung pada karakteristik dari data deret waktu. Untuk data deret waktu yang memiliki autokorelasi dengan data-data pada periode sebelumnya, maka dapat digunakan metode ARIMA. Apabila data deret waktu memiliki nilai variansi yang tidak konstan, maka prediksi dapat dilakukan dengan metode ARIMA-GARCH. Pada bab ini, akan dijelaskan teori mengenai model ARIMA, GARCH, *Ensemble* ARIMA-GARCH sebagai pengembangan dari model ARIMA-GARCH. Selain itu akan dijelaskan pula mengenai model VaR sebagai salah satu ukuran risiko untuk memprediksi nilai risiko kerugian pada waktu yang akan datang. Data deret waktu yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data *return* saham, dengan nilai *return* saham pada periode t , yaitu X_t yang didefinisikan sebagai berikut [14]:

$$X_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (1)$$

dengan P_t adalah harga saham pada periode ke- t , dan $P_{(t-1)}$ adalah harga saham pada periode ke- $(t-1)$.

2.1. Model ARMA

Model Auto-regressive Moving Average (ARMA) merupakan salah satu model runtun waktu yang diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada sekitar tahun 1970-an. Model ini adalah suatu proses iterasi yang melibatkan empat langkah; identikasi, estimasi, uji diagnostik dan prediksi untuk periode yang akan datang. Menurut Box dan Jenkins [3], model ARMA adalah kelas model linier yang mampu memodelkan data stasioner maupun non-stasioner.

Metode ARMA tidak melibatkan variabel independen dalam konstruksi model, melainkan memanfaatkan informasi dalam data historis untuk menghasilkan prediksi pada periode yang datang. Oleh karena itu, model ARMA sangat bergantung pada pola autokorelasi dalam data. Metodologi prediksi ARMA berbeda dari kebanyakan metode karena tidak mengasumsikan pola tertentu dalam data historis. Model yang dipilih kemudian diperiksa terhadap data historis untuk melihat apakah model itu mampu memprediksi secara akurat. Model ARMA(p,q) merupakan kombinasi model AR(p) dan MA(q). Formula model ARMA(p,q) didefinisikan sebagai berikut

$$\phi_p(B)X_t = \theta_p(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

dengan

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \\ \theta_p(B) &= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \end{aligned}$$

Sehingga, persamaan akhir untuk model ARMA(p, q) adalah:

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

Model ARMA sangat cocok digunakan untuk data deret waktu yang stasioner dalam mean. Jika data deret waktu tidak stasioner dalam mean, model alternatif model yang dapat digunakan adalah model ARIMA. Definisi dan formula untuk model ARIMA akan dijelaskan pada bagian 2.2.

2.2. Model ARIMA

Apabila data runtun waktu tidak stasioner, maka dapat diubah melalui proses differencing. Model ARIMA sangat berguna untuk prediksi data runtun waktu yang tidak stasioner. Dierencing orde ke- d untuk mencapai proses stasioner diformulasikan sebagai $(1 - B)^d X_t$. Menurut Wei [16], proses differencing yang mengikuti model ARMA(p, q) dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_p(B)\varepsilon_t \quad (4)$$

Persamaan (2.4) disebut dengan model ARIMA dengan orde (p, d, q) .

2.3. Model ARCH/GARCH

Model ARCH pertama kali diperkenalkan oleh Engle [7]. Model ARCH mengasumsikan bahwa variansi bersyarat periode saat ini, dipengaruhi oleh periode sebelumnya. Model ARCH digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang memiliki nilai variansi tidak konstan (heteroskedastik). Representasi model ARCH dengan orde p adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= \sqrt{\sigma_t^2} \varphi_t \\ \sigma_t^2 &= \varepsilon_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \end{aligned} \quad (5)$$

Dengan, inovasi φ diasumsikan mengikuti distribusi Normal Standar.

Seringkali pada saat menentukan model ARCH dibutuhkan orde besar agar diperoleh model yang tepat untuk memprediksi suatu data deret waktu. Oleh karena itu, Bollerslev [5] mengembangkan model ARCH kedalam model GARCH untuk memperoleh hasil yang lebih praktis dan menghindari orde ARCH yang besar. Persamaan model GARCH dengan orde (p, q) adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \varepsilon_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad (6)$$

dengan α_i adalah koefisien model ARCH, β_j adalah koefisien model GARCH, $i = 1, 2, \dots, p$ dan $j = 1, 2, \dots, q$.

2.4. Ensemble ARIMA-GARCH

Prediksi data deret waktu menggunakan model Ensemble adalah metode prediksi yang bekerja dengan cara mengkombinasikan nilai output dari beberapa model prediksi tunggal sebagai suatu nilai prediksi baru [17]. Pembentukan model Ensemble ARIMA-GARCH diawali dengan membentuk model tunggal ARIMA-GARCH. Setiap model tunggal akan menghasilkan nilai prediksi \hat{X}_t^i . Nilai \hat{X}_t^i selanjutnya dikombinasikan dan dirata-ratakan. Misalkan N adalah banyaknya model tunggal ARIMA-ARCH/GARCH yang terbentuk, maka nilai prediksi dari model Ensemble ARIMA-ARCH/GARCH diperoleh melalui formula berikut:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{X}_t^i, \quad \text{dengan } i = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

Pada persamaan (7), $f(\hat{X}_t)$ adalah nilai prediksi dari model Ensemble ARIMA-GARCH. Implementasi pendekatan model kombinasi ini cukup mudah, dan model ini telah terbukti menjadi pendekatan yang efektif untuk meningkatkan kinerja model tunggal.

2.5. Pemilihan Model ARIMA-ARCH/GARCH Tunggal Terbaik

Pada penelitian ini, pemilihan model terbaik dilakukan dengan cara membandingkan nilai Akaike Information Kriteria (AIC) yang mengacu pada Akaike [1]. Model dengan nilai AIC terkecil dipandang sebagai model terbaik. Formula penentuan nilai AIC adalah sebagai berikut:

$$AIC = -2 \text{LN}(L) + 2k \quad (8)$$

dengan L adalah fungsi likelihood yang diperoleh dari estimasi parameter, dan k adalah jumlah parameter yang diestimasi untuk setiap model ARIMA-GARCH tunggal.

2.6. Evaluasi Model

Kinerja model dalam memprediksi dapat dievaluasi menggunakan dua ukuran yaitu Mean Square Error (MSE) [9]. Selain untuk mengevaluasi kinerja model, nilai MSE dipakai untuk mengetahui antara model ARIMA-GARCH Tunggal terbaik dan model *Ensemble* ARIMA-GARCH manakah model yang lebih efisien untuk memprediksi data deret waktu pada periode yang akan datang. Formula MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{T - T_1} \sum_{t=T_1}^T (X_t - \hat{X}_t)^2 \quad (9)$$

Pada persamaan (9), T adalah total observasi, T_1 adalah observasi pertama pada data *out-sample*, dan \hat{X}_t adalah nilai prediksi untuk setiap model. Semakin kecil nilai MSE, maka model semakin baik digunakan untuk prediksi.

2.7. Value-at-Risk ARIMA-GARCH

Pengukuran risiko yang paling sering digunakan adalah VaR. VaR memiliki makna seberapa besar kemungkinan nilai risiko kerugian maksimum yang dapat ditangani seorang investor pada tingkat kepercayaan tertentu [15]. Pada data saham, nilai VaR dapat dihitung melalui nilai *return* saham. Prediksi VaR pada tingkat kepercayaan α juga sama dengan kuantil ke- $(1-\alpha)$ dari distribusi yang dimiliki $X_{t+1}|X_t$ sebagai berikut:

$$VaR_\alpha(X_t) = -\sup\{x_t | F_{X_{t+1}|X_t}(x_t) \leq (1-\alpha)\} \quad (10)$$

Untuk peubah acak kontinu, nilai VaR dapat dinyatakan sebagai fungsi invers dari fungsi distribusi bersyaratnya. Nilai invers dari fungsi distribusi pada peluang $(1-\alpha)$, disebut pula sebagai kuantil ke- $(1-\alpha)$. Nilai kuantil untuk ke- $(1-\alpha)$ sembarang distribusi, selalu dapat dinyatakan sebagai:

$$q_{1-\alpha} = \mu_{X_{t+1}|X_t} + k \sigma_{X_{t+1}|X_t} \quad (11)$$

dengan $\mu_{X_{t+1}|X_t}$ dan $\sigma_{X_{t+1}|X_t}$ berturut-turut adalah mean dan standar deviasi dari distribusi bersyarat $X_{t+1}|X_t$ dan k adalah suatu konstanta. Karena nilai *VaR* juga merupakan nilai kuantil, maka VaR dapat pula dinyatakan sebagai:

$$VaR_\alpha(X_t) = \mu_{X_{t+1}|X_t} + k \sigma_{X_{t+1}|X_t} \quad (12)$$

dengan mensubstitusikan $k = \Phi^{-1}(1-\alpha)$, persamaan akhir untuk VaR adalah:

$$VaR_\alpha(X_t) = \mu_{X_{t+1}|X_t} + (\Phi^{-1}(1-\alpha) \sigma_{X_{t+1}|X_t}) \quad (13)$$

III. LANGKAH ANALISIS

Prosedur prediksi nilai *return* dan nilai VaR dari harga komoditas bawang putih adalah sebagai berikut:

1. Menentukan panjang periode dan mengumpulkan data harga komoditas bawang putih.
2. Menghitung nilai *return* harga komoditas bawang putih.
3. Membagi data *return* saham kedalam data *in-sample* dan *out-sample*.

4. Melakukan uji stasioneritas dalam *mean* untuk data *in-sample*, jika data stasioner dalam mean, maka proses dilanjutkan ke langkah berikutnya. Jika data tidak stasioner dalam mean, maka dilakukan *differencing*.
5. Membentuk model ARIMA melalui plot ACF dan PACF.
6. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter model ARIMA.
7. Verifikasi model ARIMA, proses verifikasi ini meliputi uji independensi residual dan uji normalitas residual.
8. Mengidentifikasi efek GARCH pada model ARIMA yang lolos uji signifikansi parameter melalui uji Lagrange Multiplier. Jika tidak terdapat efek, maka proses dilanjutkan dengan menghitung nilai Ensemble ARIMA.
9. Verifikasi Model ARIMA-GARCH yang meliputi uji independensi dan uji normalitas residual.
10. Mengidentifikasi efek GARCH pada model ARIMA-GARCH melalui uji Lagrange Multiplier.
11. Memilih model ARIMA-GARCH terbaik dengan membandingkan nilai AIC.
12. Membentuk model Ensemble ARIMA-GARCH.
13. Melakukan evaluasi model melalui nilai MSE pada model ARIMA-GARCH terbaik dan model Ensemble ARIMA-GARCH.
14. Menghitung prediksi VaR untuk model ARIMA-GARCH terbaik dan model Ensemble ARIMA-GARCH.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Fokus utama pada penelitian ini adalah nilai *return* dari harga komoditas bawang merah dan cabai merah. Hal ini dikarenakan nilai *return* dipandang sebagai variabel yang sangat krusial. Selain dapat digunakan mengetahui potensi keuntungan pada periode yang akan datang, *return* juga digunakan untuk memperkirakan risiko kerugian yang harus ditanggung oleh investor. Sebagai pendahuluan, berikut ini akan disajikan deskripsi data dan statistik deskriptif dari *return* harga bawang merah dan cabai merah.

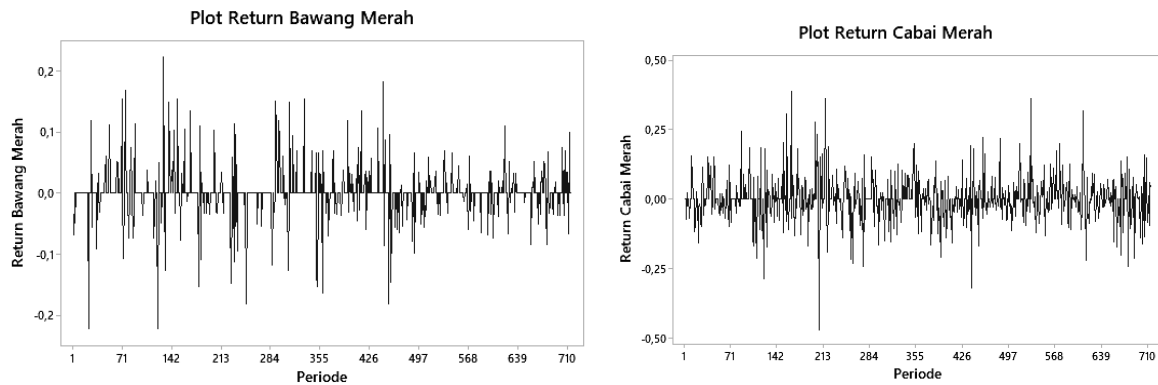
4.1. Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data harian harga komoditas bawang merah dan cabai merah pada periode 01/08/18 - 05/08/21 (736 data) di Wonokromo, Kota Surabaya. Data tersebut diperoleh dari website <https://hargapangan.id/tabel-harga/pasar-tradisional/daerah>. Berdasarkan data harga, selanjutnya dihitung nilai *return* harganya. Total data *return* yang diperoleh adalah 735. Data *return in-sample* ditentukan mulai periode 01/08/18 - 07/07/21 (715 data). Data *return out-sample* ditentukan mulai periode sebanyak 08/07/21 - 05/08/21 (20 data). Nilai statistik deskriptif data *return* harga bawang putih dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1. Statistik deskriptif *return* harga bawang merah dan cabai merah

	Bawang Merah	Cabai Merah
Rata-rata	0,000658	-0,000204
Standar deviasi	0,042168	0,082221
Skewness	-0,071726	0,182330
Kurtosis	7,367893	4,338166
Minimum	-0,223144	-0,470004
Maksimum	0,223144	0,388658

Berdasarkan Tabel 1, nilai *return* memiliki nilai kurtosis yang lebih dari tiga, hal ini mengindikasikan bahwa nilai *return* harga kedua komoditas tersebut bersifat leptokurtosis (ekor tebal). Selanjutnya, berikut ini adalah pergerakan harga dari dua komoditas untuk data *in-sample*:



Gambar 1. Plot deret waktu *return* harga bawang merah dan cabai merah

Berdasarkan Gambar 1, pengamatan visual terhadap plot runtun waktu *return* harga bawang dan cabai merah menunjukkan bahwa nilai *return* cenderung stasioner dan tidak terdapat pola tertentu. Hal ini mengimplikasikan mean data *return* bersifat stasioner. Namun terkadang hasil pengamatan visual tidak memberikan hasil yang akurat, oleh karena itu kestasioneran data *return* akan diuji secara formal menggunakan uji Augmented Dickey Fuller (ADF) test. Hasil ADF test diberikan pada tabel berikut:

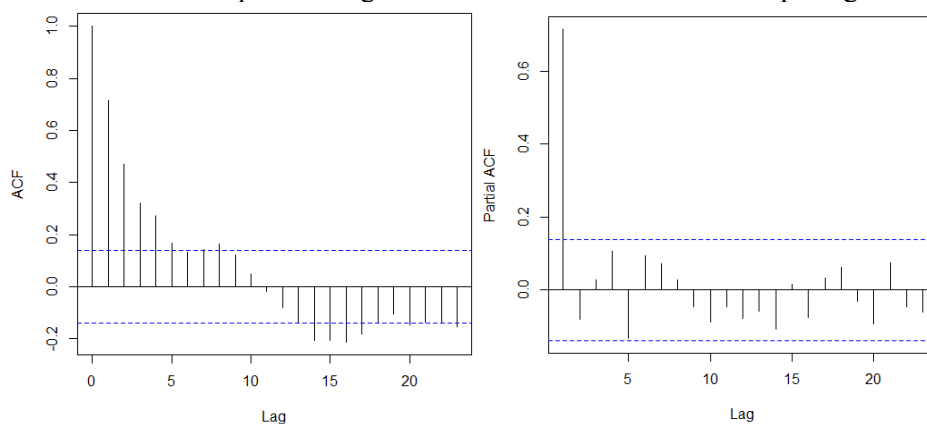
Tabel 2. Hasil uji stasioneritas *return* in sample bawang merah dan cabai merah

	Hasil ADF Test		Critical value 95%
	t-statistics	Prob	
Bawang Merah	-27,7	0,00	-3,44
Cabai Merah	-26,73	0,00	

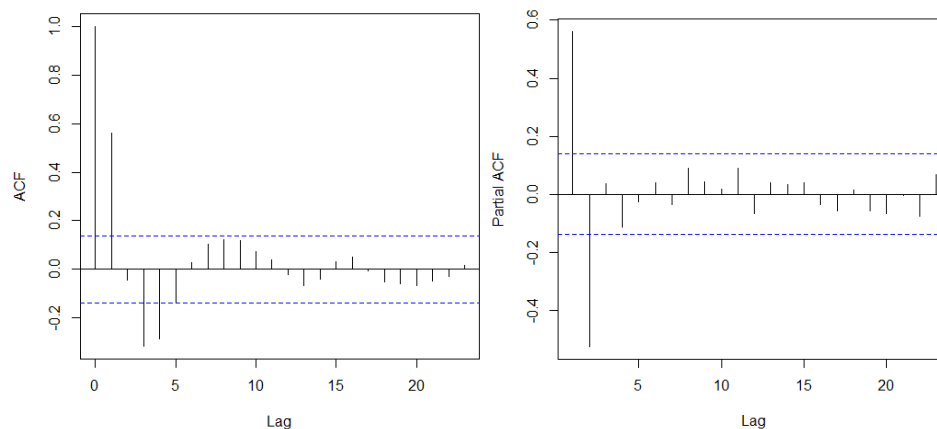
Berdasarkan Tabel 2, dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% nilai t-statistics kurang dari critical values. Hasil ini menandakan bahwa data telah stasioner dalam mean, sehingga tidak perlu dilakukan proses *differencing*.

4.2. Identifikasi Model ARIMA

Uji ADF-test pada subbab 4.2 memberikan kesimpulan bahwa data telah stasioner dalam *mean*. Karena data telah stasioner dalam mean, maka proses dapat dilanjutkan pada tahap identifikasi model ARMA. Identifikasi model ini dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF yang terbentuk. Plot ACF dan PACF *return in sample* bawang merah dan cabai merah diberikan pada gambar 2 dan 3.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF *return in sample* bawang merah



Gambar 3. Plot ACF dan PACF *return in sample* cabai merah

Berdasarkan Gambar 2, plot ACF turun secara eksponensial, dan plot PACF terpotong setelah lag ke-1. Sehingga model ARMA yang mungkin untuk prediksi *return* harga bawang putih adalah ARIMA(1,0,0). Selanjutnya, berdasarkan Gambar 3, plot ACF turun secara eksponensial, dan plot PACF terpotong setelah lag ke-2. Sehingga model ARMA yang mungkin untuk prediksi *return* harga bawang putih adalah ARIMA(1,0,0) dan ARIMA (2,0,0).

Setelah model ARMA diperoleh lewat plot ACF dan PACF, langkah selanjutnya adalah estimasi nilai parameter dan menguji apakah setiap nilai parameter yang diperoleh berpengaruh signifikan terhadap model. Berikut ini adalah hasil uji signifikansi model untuk komoditas bawang merah dan cabai merah:

Tabel 3. Hasil uji signifikansi parameter

Komoditas	Model	Hasil uji signifikansi parameter
Bawang Merah	ARIMA (1,0,0)	Semua parameter signifikan
Cabai Merah	ARIMA (1,0,0)	Semua parameter signifikan
	ARIMA (2,0,0)	Semua parameter signifikan

Karena semua model signifikan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji normalitas, independensi dan homoskedastisitas residual. Ketiga uji tersebut berguna untuk membantu dalam pemilihan model terbaik sekaligus untuk mengetahui apakah terdapat efek ARCH/ GARCH pada model ARIMA. Hasil uji residual pada setiap model ARIMA dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4. Hasil uji residual

Komoditas	Model	Uji residual		
		Normalitas	Independensi	Homoskedastisitas
Bawang Merah	ARIMA (1,0,0)	×	✓	×
Cabai Merah	ARIMA (1,0,0)	×	✓	×
	ARIMA (2,0,0)	×	✓	×

Mengacu pada hasil uji residual, untuk setiap model residual bersifat independen, sehingga asumsi independensi residual terpenuhi. Asumsi normalitas dari ketiga model tersebut tidak terpenuhi, tetapi asumsi ini dapat diabaikan (Rosadi, 2012). Sedangkan ssumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi, sehingga ketiga model tersebut akan dimodelkan dalam model ARCH/GARCH.

4.3. Pemodelan ARCH/GARCH

Pada pemodelan ARCH/GARCH, langkah pertama adalah menentukan nilai orde. Penentuan nilai orde dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF dari residual kuadrat model ARIMA (Rosadi, 2012). Untuk setiap model, plot ACF dan PACF dari residual kuadrat terpotong setelah lag 1, sehingga nilai orde ARCH/GARCH untuk setiap model ARIMA adalah 1. Model ARIMA-ARCH/GARCH yang mungkin adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Kemungkinan model ARIMA-ARCH/GARCH yang mungkin untuk setiap komoditas

Komoditas	Model ARIMA-ARCH/GARCH yang mungkin
-----------	-------------------------------------

Bawang Merah	ARIMA (1,0,0) - ARCH(1)
	ARIMA (1,0,0) - GARCH(1,1)
Cabai Merah	ARIMA (1,0,0) - ARCH(1)
	ARIMA (1,0,0) - GARCH(1,1)
	ARIMA (2,0,0) - ARCH(1)
	ARIMA (2,0,0) - GARCH(1,1)

Setelah ditentukan nilai orde model yang mungkin, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi model yang meliputi uji signifikansi parameter, dan perbandingan nilai Log Likelihood serta AIC. Tujuan dilakukan evaluasi model adalah untuk memilih model terbaik yang akan digunakan sebagai prediksi nilai *return* pada masa yang akan datang. Tabel berikut adalah hasil evaluasi model untuk setiap komoditas:

Tabel 6. Hasil evaluasi model

Komoditas	Bawang Merah		Cabai Merah			
	Model	Model	Model	Model	Model	Model
	ARIMA (1,0,0) - ARCH(1)	ARIMA (1,0,0) - GARCH(1,1)	ARIMA (1,0,0) - ARCH(1)	ARIMA (1,0,0) - GARCH(1,1)	ARIMA (2,0,0) - ARCH(1)	ARIMA (2,0,0) - GARCH(1,1)
Signifikansi parameter	Semua parameter signifikan					
Log likelihood	1869,07	1964,47	1901,22	1910,45	1911,05	1964,18
AIC	-4,1365	-4,0045	-3,9712	-3,2531	-2,9293	-3,8872

Berdasarkan Tabel 6, model terbaik untuk komoditas bawang merah adalah ARIMA(1,0,0) - ARCH(1). Untuk komoditas cabai merah, model terbaik yang terpilih adalah ARIMA(1,0,0)-ARCH(1). Kedua model tersebut terpilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil. Formuli model ARIMA(1,0,0)-ARCH(1) untuk setiap komoditas beserta nilai estimasi parameternya adalah sebagai berikut:

1. Komoditas bawang merah

$$\text{Persamaan mean} : X_t = -0.0625 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$\text{Persamaan variansi} : \sigma_t = 0,0005 + 0.1171 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (15)$$

2. Komoditas cabai merah

$$\text{Persamaan mean} : X_t = -0,0782 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (16)$$

$$\text{Persamaan variansi} : \sigma_t = 0,0043 + 0,14671 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (17)$$

Hasil prediksi nilai *return* bawang merah dan cabai merah untuk data *out-sample* yaitu pada 08/07/21 - 05/08/21 (20 periode) menggunakan model ARIMA(1,0,0)-ARCH(1) pada persamaan (14) sampai dengan (17) adalah sebagai berikut:

Tabel 7. Prediksi nilai *return* dan variansi pada data *out sample* menggunakan model ARIMA-ARCH tunggal

Periode	Bawang Merah		Cabai Merah	
	Prediksi <i>return</i> (\hat{X}_t)	Prediksi variansi ($\hat{\sigma}_t$)	Prediksi <i>return</i> (\hat{X}_t)	Prediksi variansi ($\hat{\sigma}_t$)
08/07/21	0.00000	0.000403	0.00975	0.000528

09/07/21	-0.02775	0.000399	-0.11359	0.000522
12/07/21	0.02775	0.000397	-0.05683	0.000520
13/07/21	0.00000	0.000396	0.05683	0.000518
14/07/21	-0.05641	0.000395	-0.04517	0.000517
15/07/21	0.00000	0.000394	0.00000	0.000516
16/07/21	0.00000	0.000394	0.00000	0.000516
19/07/21	0.06996	0.000393	0.08817	0.000514
21/07/21	0.00000	0.000393	0.04102	0.000514
22/07/21	0.05219	0.000393	-0.03059	0.000514
23/07/21	0.00000	0.000393	-0.04248	0.000514
26/07/21	-0.05219	0.000393	0.06299	0.000514
27/07/21	0.00000	0.000393	0.02005	0.000514
28/07/21	0.00000	0.000393	-0.00997	0.000514
29/07/21	0.00000	0.000393	-0.07307	0.000514
30/07/21	0.06477	0.000393	-0.03325	0.000514
02/08/21	0.06030	0.000393	0.01122	0.000514
03/08/21	0.00000	0.000537	-0.02258	0.000703
04/08/21	0.00000	0.000495	0.02258	0.000648
05/08/21	-0.02362	0.000461	-0.06954	0.000603

4.4. Pemodelan Ensemble ARIMA-ARCH

Berdasarkan uji signifikansi parameter untuk model ARIMA-GARCH, terdapat dua model model ARIMA-ARCH yang signifikan pada komoditas bawang merah, dan empat model ARIMA-ARCH yang signifikan pada komoditas cabai merah. Model Ensemble ARIMA-ARCH untuk setiap komoditas adalah sebagai berikut:

1. Komoditas bawang merah

a. Model *Ensemble* ARIMA-ARCH untuk prediksi *mean*:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \hat{X}_t^{(i)} \quad (18)$$

b. Model *Ensemble* ARIMA-ARCH untuk prediksi variansi:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \hat{\sigma}_t^{(i)} \quad (19)$$

2. Komoditas cabai merah

a. Model *Ensemble* ARIMA-ARCH untuk prediksi *mean*:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \hat{X}_t^{(i)} \quad (20)$$

b. Model *Ensemble* ARIMA-ARCH untuk prediksi variansi:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \hat{\sigma}_t^{(i)} \quad (21)$$

Hasil prediksi nilai *return* bawang merah dan cabai merah untuk data *out-sample* yaitu pada 08/07/21 - 05/08/21 (20 periode) menggunakan model *Ensemble* ARIMA-ARCH pada persamaan (18) sampai dengan (21) adalah sebagai berikut:

Tabel 8. Prediksi nilai *return* dan variansi pada data *out sample* menggunakan model *Ensemble* ARIMA-ARCH

Periode	Bawang Merah		Cabai Merah	
	Prediksi <i>return</i> (\hat{X}_t)	Prediksi variansi ($\hat{\sigma}_t$)	Prediksi <i>return</i> (\hat{X}_t)	Prediksi variansi ($\hat{\sigma}_t$)
08/07/21	0,00000	0,000401	0,00970	0,000525

09/07/21	-0,02761	0,000397	-0,11302	0,000519
12/07/21	0,02761	0,000395	-0,05655	0,000517
13/07/21	0,00000	0,000394	0,05655	0,000515
14/07/21	-0,05613	0,000393	-0,04494	0,000514
15/07/21	0,00000	0,000392	0,00000	0,000513
16/07/21	0,00000	0,000392	0,00000	0,000513
19/07/21	0,06961	0,000391	0,08773	0,000511
21/07/21	0,00000	0,000391	0,04081	0,000511
22/07/21	0,05193	0,000391	-0,03044	0,000511
23/07/21	0,00000	0,000391	-0,04227	0,000511
26/07/21	-0,05193	0,000391	0,06268	0,000511
27/07/21	0,00000	0,000391	0,01995	0,000511
28/07/21	0,00000	0,000391	-0,00992	0,000511
29/07/21	0,00000	0,000391	-0,07270	0,000511
30/07/21	0,06445	0,000391	-0,03308	0,000511
02/08/21	0,06000	0,000391	0,01116	0,000511
03/08/21	0,00000	0,000534	-0,02247	0,000699
04/08/21	0,00000	0,000493	0,02247	0,000645
05/08/21	-0,02350	0,000459	-0,06919	0,000600

Setelah diperoleh model ARIMA-ARCH tunggal terbaik dan model *Ensemble* ARIMA-ARCH, selanjutnya akan dilakukan evaluasi model untuk menentukan model terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai *return* sekaligus untuk memprediksi nilai VaR.

4.5. Evaluasi Model

Pada masing-masing komoditas, evaluasi model dilakukan dengan cara membandingkan nilai MSE dari model ARIMA(1)-ARCH(1) sebagai model tunggal terbaik dan model *Ensemble* ARIMA-GARCH. Nilai MSE dari setiap model tersebut disajikan pada tabel berikut:

Tabel 9. Perbandingan nilai MSE

Komoditas	Model	MSE
Bawang Merah	ARIMA(1,0,0)-ARCH(1)	$4,32 \times 10^{-2}$
	<i>Ensemble</i> ARIMA-ARCH	$2,31 \times 10^{-5}$
Cabai Merah	ARIMA(1,0,0)-ARCH(1)	$2,32 \times 10^{-1}$
	<i>Ensemble</i> ARIMA-ARCH	$8,23 \times 10^{-5}$

Berdasarkan Tabel 9, model *Ensemble* ARIMA-ARCH merupakan model terbaik untuk prediksi nilai *return* bawang merah dan cabai merah. Hal ini karena *Ensemble* ARIMA-ARCH memiliki nilai MSE terkecil, yaitu sebesar $2,31 \times 10^{-5}$ pada bawang merah, dan $8,23 \times 10^{-5}$ pada cabai merah. Nilai prediksi *return* dan prediksi variansi dari model *Ensemble* ARIMA-ARCH selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi nilai VaR.

4.6. Prediksi Nilai VaR

Untuk setiap komoditas, model deret waktu yang digunakan untuk prediksi VaR adalah model *Ensemble* ARIMA-ARCH. Berdasarkan Tabel 8, untuk periode 05/08/21 diperoleh nilai $\hat{\mu}$ dan $\hat{\sigma}_t^2$:

Tabel 10. Nilai $\hat{\mu}$ dan $\hat{\sigma}_t^2$ model *Ensemble* ARIMA-ARCH periode 05/08/21

Komoditas	$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}_t^2$
Bawang Merah	-0,02350	0,000459
Cabai Merah	-0,06919	0,000600

dengan memilih *holding period* satu hari dan tingkat kepercayaan $\alpha = 95\%$, maka prediksi VaR untuk periode 06/08/21 adalah sebagai berikut:

1. Komoditas Bawang Merah

$$\begin{aligned} VaR_{95\%}(X_t) &= \hat{\mu}_t + \sqrt{\hat{\sigma}_t^2} \Phi^{-1}(5\%) \\ &= -0,02350 + (\sqrt{0,000459} \times -1,6449) \\ &= -0,0587 \end{aligned}$$

2. Komoditas Cabai Merah

$$\begin{aligned} VaR_{95\%}(X_t) &= \hat{\mu}_t + \sqrt{\hat{\sigma}_t^2} \Phi^{-1}(5\%) \\ &= -0,06919 + (\sqrt{0,000600} \times -1,6449) \\ &= -0,1095 \end{aligned}$$

Berdasarkan prediksi nilai VaR, besar nilai risiko maksimum yang mungkin terjadi pada periode 06/08/21 untuk komoditas bawang merah dan cabai merah berturut-turut adalah sebesar 0,0587 (5,87%) dan 0,1095 (10,95%) dari total dana yang diinvestasikan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan pada analisis dan pembahasan pada bagian 4, model deret waktu terbaik untuk memprediksi *return* bawang merah dan cabai merah adalah model *Ensemble* ARIMA-ARCH dengan nilai MSE masing-masing adalah $2,31 \times 10^{-5}$ dan $8,23 \times 10^{-5}$. Melalui model *Ensemble* ARIMA-ARCH, prediksi nilai VaR untuk bawang merah dan cabai merah dengan holding periode 1 hari dan tingkat kepercayaan $\alpha = 95\%$ untuk periode 06/08/21 berturut-turut adalah 0587 (5,87%) dan 0,1095 (10,95%) dari total dana yang diinvestasikan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kami sampaikan kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan artikel ini.

REFERENSI

- [1] Akaike, H. A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Trans Autom Control*. **1974**, 19, 716-723.
- [2] Arum, K.. Volatility Modelling using Arch and Garch Models (A Case Study of the Nigerian Stock Exchange). *IJMTT*. **2019**, 65, 463-520.
- [3] Box, G. E. P.; Jenkins, G.M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day, **1976**, 145-150.
- [4] Badan Pusat Statistik (BPS). *Statistik Indonesia 2020*. Jakarta: Badan Pusat Statistik. **2020**, 201-215.
- [5] Bollerslev, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. **1986**, 31, 307-327.
- [6] Chen, Y.; Wang, Z.; Zhang, Z. Mark to market value at risk. *Journal of Econometrics*. **2019**, 208, 299-321.
- [7] Engle, R. F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of The Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*. **1982**, 50,987-1007.
- [8] Faulina, R.; Suhartono. Hybrid ARIMA-ANFIS for Rainfall Prediction in Indonesia. *IJSR*. **2013**, 2, 1-10.
- [9] Ghani, I. M. M; Rahim, H.A. Modeling and Forecasting of Volatility using ARMA-GARCH: Case Study on Malaysia Natural Rubber Prices. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng*. **2019**. 1-15.
- [10] Kementerian Pertanian. *Statistik Produksi Hortikultura Tahun 2020*. Jakarta: Kementerian Pertanian. **2020**, 30-36.
- [11] Nuraini, R. ARCH Model: Value-at-Risk and Copula-based Prediction. Masters Program Thesis, Institut Teknologi Bandung. **2017**. 45-55.
- [12] Rahmawati, R. dkk. GARCH-Family for Measuring Price Fluctuation Risk of Harvested Dry Grain In Pemalang District. *J. Phys.: Conf. Ser.* 1217012092. **2019a**. 1-12.
- [13] Rahmawati, R. dkk. Valuing Risk of Changes on Corn (*Zea Mays*) Prices by Considering Skewness and Kurtosis Parameters. *J. Phys.: Conf. Ser.* 1217012093. **2019b**. 1-13.
- [14] Ruppert, D. *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering*. New York : Springer. **2011**, 35-40
- [15] Smolovic, J.C.; Bozovic, M.L.; Vujosevic, S. GARCH Models In Value at Risk Estimation: Empirical Evidence From The Montenegrin Stock Exchange. *Economic Research - Ekonomiska Istrivanja*. **2017**, 30, 477-498.
- [16] Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. 2nd Editions*. New York: Pearson Educational, Inc. **2006**. 78-90.

- [17] Zaier, C. et.al. 2010. Estimation of Ice Thickness on Lakes Using Artificial Neural Network Ensembles. *Journal of Hydrology*. **2010**, 383, 330-340.