

Peramalan Harga Komoditas Dengan Menggunakan Metode Arima-Garch

Ulil Azmi¹, Wawan Hafid Syaifudin²

^{1,2}Departemen Aktuaria, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Indonesia

¹ulilazmi0211@gmail.com, ²wawan.hafid@gmail.com

DOI 10.30812/varian.v3i2.653

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel:

Diterima: 11-03-2020

Disetujui: 08-04-2020

Kata Kunci:

Komoditas

Volatilitas

ARIMA

GARCH

ABSTRAK

Abstrak: Emas, Tembaga dan Minyak merupakan jenis komoditas yang banyak diincar oleh para investor untuk menanamkan modal dengan cara melakukan investasi pada jenis komoditas tersebut. Prediksi harga komoditas sangat bermanfaat bagi investor untuk melihat prospek investasi komoditas pada suatu perusahaan di masa yang akan datang. Harga komoditas memiliki karakteristik data yang tidak stabil atau sering disebut volatilitas. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan peramalan dengan metode ARIMA dan ARIMA-GARCH. Dipilih dua metode tersebut karena dua metode ini cocok untuk meramalkan sesuatu yang memiliki data history yang kuat. Metode ARIMA-GARCH lebih cocok digunakan untuk data-data yang memiliki volatilitas yang tinggi atau terdapat heteroskedastisitas pada residual data, sehingga hasil prediksi lebih akurat. Hal ini dibuktikan dengan nilai AIC lebih kecil dari pada hanya menggunakan metode ARIMA. Model terbaik untuk komoditas Emas adalah ARIMA(0,1,1) – GARCH(1,1) sedangkan komoditas tembaga memiliki model terbaik yaitu ARIMA(2,1,2) – GARCH(1,2) dan komoditas minyak yaitu ARIMA(1,1,1). Nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari ketiga jenis komoditas (Emas, Tembaga dan Minyak) berturut-turut adalah sebesar 0.5524, 0.8958 dan 1.8112

Abstract: Gold, Copper and Oil are types of commodities that are mostly targeted by investors to invest in these types of commodities. Commodity price prediction is very useful for investors to see the prospects of commodity investment in a company in the future. Commodity prices have unstable data characteristics or often called volatility. To overcome these problems, forecasting is done using the ARIMA and ARIMA-GARCH methods. These two methods were chosen because these two methods are suitable for predicting something that has strong historical data. The ARIMA ARCH-GARCH method is more suitable for data with high volatility or heteroscedasticity in residual data, hence the prediction results are more accurate. This is evidenced by the AIC value smaller than just using the ARIMA method. The best model for the Gold commodity is ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,1) while the copper commodity has the best model is ARIMA (2,1,2) - GARCH (1,2) and oil commodity with ARIMA (1,1,1). The MAPE (Mean Absolute Percentage Error) for each commodity is 0.5524; 0.8958 and 1.8112 for Gold, Copper and Oil respectively.

A. LATAR BELAKANG

Investasi merupakan salah satu kegiatan penanaman modal dengan periode tertentu yang dapat dilakukan oleh masyarakat untuk mencari dan mendapatkan keuntungan. Selama sepuluh hingga lima belas tahun terakhir ini, minat terhadap komoditas sebagai alternatif dalam berinvestasi makin meningkat. Komoditas memiliki karakteristik risiko yang berbeda dari investasi pasar modal aset lain seperti saham, obligasi dan mata uang.

Komoditas adalah suatu kelas aset yang tidak homogen dengan risiko dan return kemungkinan berbeda secara substansial antar komoditas. Komoditas dipengaruhi oleh kondisi permintaan dan penawaran. Komoditas dapat dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu komoditas energi, komoditas logam dan komoditas pertanian. Contoh komoditas energi adalah minyak, gas, batu bara, dan lain-lain. Komoditas Logam diantaranya adalah Emas, Tembaga dan Perak. Untuk komoditas pertanian contoh produk yang diperjual belikan adalah kopi, jagung, kapas, minyak kelapa sawit, dan lain-lain. Dari beberapa jenis komoditas tersebut, yang paling ramai diperdagangkan adalah komoditas energi dan logam berharga. Contohnya adalah Minyak, Tembaga dan Emas.

Pergerakan harga komoditas selalu mengalami perubahan dari waktu ke waktu serta melibatkan proses stokastik didalamnya. Prediksi harga komoditas sangat bermanfaat bagi investor untuk melihat prospek investasi komoditas pada suatu perusahaan di masa yang akan datang. Hasil prediksi harga komoditas ini akan membantu investor dalam mengantisipasi naik atau turunnya harga komoditas, sehingga investor dapat mengambil keputusan untuk membeli, menahan, atau menjual komoditas dari suatu perusahaan.

Data di sektor keuangan seperti harga komoditas biasanya bersifat sangat acak (random) dan memiliki volatilitas yang tinggi atau varians error tidak konstan (heteroskedastisitas). Salah satu metode yang dapat digunakan dalam memprediksi harga komoditas, di mana pergerakan harga komoditas menunjukkan pergerakan acak, adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan untuk mengatasi kondisi heteroskedastisitas pada varians error nya menggunakan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Oleh karena itu, penelitian ini akan menggabungkan dua model ARIMA-GARCH untuk melakukan peramalan harga komoditas.

Penelitian mengenai peramalan harga komoditas dengan menggunakan ARIMA telah banyak dilakukan oleh peneliti terdahulu. Salah satunya adalah KumarMahto (2019) yang melakukan peramalan pada harga komoditas pertanian di India menggunakan metode ARIMA. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,2) adalah model terbaik dengan MAPE sebesar 2,3%. Selanjutnya, Guha (2016) melakukan peramalan pada harga emas di India. Hasilnya model terbaik adalah ARIMA (1,1,1) dan MAPE sebesar 3,45. Selain itu, Nochai dan Titida (2006) melakukan peramalan harga minyak di Thailand memperoleh model terbaik adalah AR(3). Pada power systems, Metode ARIMA juga digunakan untuk meramalkan beban oleh Gross dan Galiana (1987) hasilnya adalah metode ARIMA mampu meramalkan dengan hasil yang baik.

Pada beberapa hasil penelitian terkadang ditemukan masalah pada residual model ARIMA yang terindikasi adanya heteroskedastik dalam variansi residualnya. Maka salah satu solusinya adalah menggunakan metode ARIMA-GARCH. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Faustina (2016) dan Weiss (2000) telah membuktikan bahwa model ARIMA-GARCH baik untuk menyelesaikan permasalahan pada data series yang mempunyai sifat volatilitas yang tinggi. Beberapa penelitian lainnya juga pernah dilakukan oleh Abledu (2012) tentang peramalan harga minyak di Ghana dan Puspatika (2018) meramalkan harga cabai dengan ARIMA-GARCH menghasilkan kesimpulan bahwa penggunaan metode ARIMA-GARCH mendapatkan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA dengan MAPE dan MSE yang lebih kecil. Karena pertimbangan tersebut, maka metode peramalan yang kami gunakan untuk penelitian kali ini adalah dengan menggunakan ARIMA-GARCH untuk meramalkan harga komoditas.

B. TINJAUAN PUSTAKA

1. Komoditas

Komoditas adalah sesuatu benda nyata yang relatif mudah diperdagangkan, dapat diserahkan secara fisik, dapat disimpan untuk suatu jangka waktu tertentu dan dapat dipertukarkan dengan produk lainnya dengan jenis yang sama, yang biasanya dapat dibeli atau dijual oleh investor melalui bursa berjangka. Menurut Muttaqiena, A. (2015), Komoditas sering digolongkan dalam dua tipe, yaitu *hard commodity* dan *soft commodity*. *Hard commodity* digunakan untuk menyebut komoditas yang diambil dari alam melalui aktivitas pertambangan atau ekstraksi, seperti minyak, emas, dan lain-lain. *Soft commodity* mengacu pada komoditas agrikultur atau peternakan, seperti jagung, gandum, kopi, gula, dan lain-lain.

2. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) tingkat p dan q , $ARIMA(p,d,q)$ adalah model untuk sebuah data deret waktu yang tidak stasioner dan tidak musiman. Diberikan Z_t dan a_t adalah nilai yang diamati dan random error pada periode t , dengan μ adalah rata-rata model, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ adalah parameter autoregressive dengan tingkat p , $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ adalah parameter moving average dengan tingkat q , dan d adalah tingkat pembeda agar proses menjadi stasioner. Persamaan umum dari ARIMA (p,d,q) menurut Box Jenkins (1994) dengan rata-rata μ adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu + \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

Dimana,

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p,$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

B adalah operator langkah mundur dimana $B^j Z_t = Z_{t-j}$

Ada beberapa kriteria pemilihan model yang dapat digunakan untuk memilih model ARIMA terbaik pada suatu data runtun waktu, antara lain *Akaike's Information Criterion* (AIC), *AIC Bias Corrected* (AICc), dan *Schwarz's Information Criterion* (SIC). Berikut adalah rumus untuk perhitungan ketiga kriteria tersebut (Suhartono, 2008):

Rumus perhitungan *Akaike's Information Criterion* (AIC) adalah sebagai berikut :

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_k^2 + \frac{n+2k}{n} \quad (2)$$

dengan k adalah banyaknya parameter model dan n adalah jumlah data (pengamatan), serta $\hat{\sigma}_k^2$ adalah *estimator maksimal likelihood* dari *varians error* yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{RSS_k}{n}$$

dengan RSS adalah *the Residual sum of Square* (Jumlah Kuadrat Error). Kemudian untuk rumus perhitungan *AIC Bias Corrected* (AICc) adalah

$$AICc = \ln \hat{\sigma}_k^2 + \frac{n+k}{n-k-2} \quad (3)$$

Sedangkan *Schwarz's Information Criterion* (SIC) memiliki rumus perhitungan sebagai berikut :

$$SIC = \ln \hat{\sigma}_k^2 + \frac{k \ln n}{n} \quad (4)$$

dengan k adalah banyaknya parameter model dan n adalah jumlah data (pengamatan), serta $\hat{\sigma}_k^2$ adalah *estimator maksimal likelihood* dari *varians error*

3. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* atau disingkat GARCH yang dikembangkan oleh Bollerslev tahun 1986 adalah suatu metode yang berasal dari pengembangan metode *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Identifikasi orde pada GARCH bisa juga dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF dari data *time series*. Proses GARCH didefinisikan oleh persamaan sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^s \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

Dimana σ_t^2 adalah kondisional varians dari y_t , $\alpha_0 > 0$ dan $\sum_{i=1}^{\max(r,s)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$. Selanjutnya, α_i dan β_i adalah koefisien parameter dari ARCH dan GARCH. ACF dan PACF dari residual dapat membantu mengidentifikasi tingkat r dan s pada ARCH dan GARCH. (Bollerslev, 1986).

C. METODE PENELITIAN

Data harga komoditas yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari website www.markets.businessinsider.com/commodities. Jenis komoditas yang digunakan dalam penelitian ini adalah Emas, Minyak dan Tembaga. Satuan harga yang digunakan pada ketiga jenis Komoditas tersebut adalah USD. Data yang digunakan adalah data *closing* harian pada periode Januari 2019 sampai Januari 2020. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in-sample* (Januari 2019 – Desember 2019) dan data *Out-Sample* (Januari 2020).

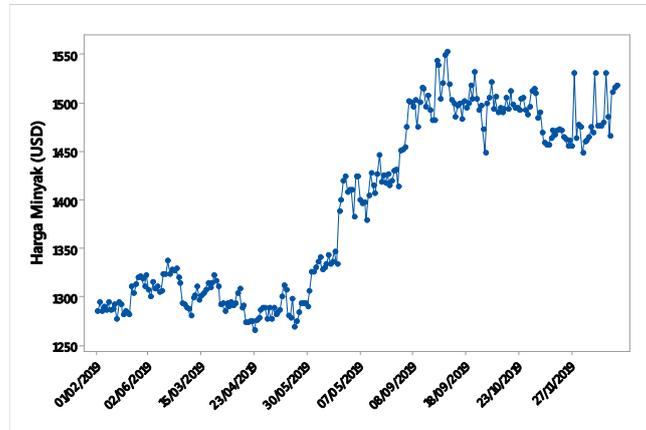
Software yang digunakan dalam penelitian ini adalah E-Views 6. Langkah-langkah analisis pada penelitian ini yang pertama adalah pengumpulan data sekunder dan membagi data menjadi data *in-sample* dan data *out-of-sample*. Tahapan penelitian selanjutnya adalah dengan menggunakan data *in-sample* melakukan tahapan-tahapan sebagai berikut :

1. Mendeskripsikan masing-masing data dengan membuat plotting time series.
2. Menguji kestasioneritasan data dengan menggunakan uji akar unit, dan Uji Correlogram ACF dan PACF
3. Melakukan proses differencing data, jika data belum stasioner
4. Melakukan Identifikasi model ARIMA berdasarkan pola ACF dan PACF nya.
5. Melakukan Estimasi parameter model ARIMA
6. Melakukan uji diagnosis model ARIMA
7. Mengidentifikasi ada tidaknya heteroskedastisitas pada residual model ARIMA.
8. Melakukan estimasi model ARCH/GARCH
9. Evaluasi model ARIMA-GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil
10. Melakukan prediksi harga komoditas dengan menggunakan data *out-of-sample* dan membandingkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

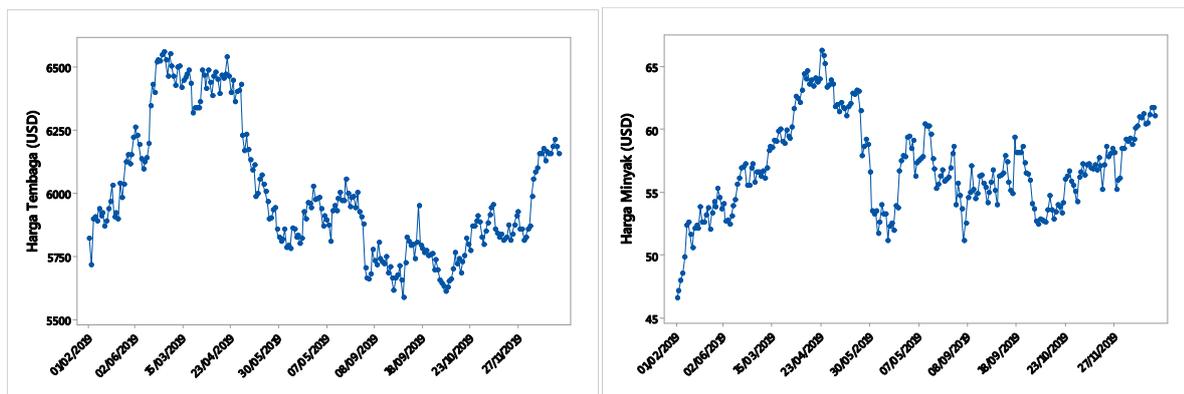
Pada penelitian ini, akan dilakukan identifikasi dengan model ARIMA terlebih dahulu, kemudian akan dianalisis *residual* model ARIMA apakah ada *heteroskedastisitas* atau tidak, jika ada masalah heteroskedastisitas, maka pemodelan akan dilanjutkan dengan GARCH.

Berikut adalah grafik masing-masing harga *closing* untuk komoditas Emas, Minyak dan Tembaga periode Tahun 2019.



Gambar 1. *Time Series Plot Data Harga Closing Emas (harga dalam USD)*

Gambar 1 menunjukkan bahwa harga komoditas awalnya cenderung berfluktuasi mulai periode Januari – Mei 2019, kemudian mulai meningkat tajam pada sekitar pertengahan bulan Juni hingga September 2019, dan kembali berfluktuasi hingga akhir periode tahun 2019.



Gambar 2. *Time Series Plot Data Harga Closing (harga dalam USD) (a) Tembaga (b) Minyak*

Gambar 2 secara berurutan menunjukkan pola data harga komoditas Tembaga dan Minyak periode tahun 2019. Keduanya menunjukkan pola pergerakan yang hampir sama, yaitu mulai awal periode harga semakin naik dan mencapai puncak tertinggi pada sekitar bulan April 2019, kemudian kembali menurun dan berfluktuasi (naik dan turun) mulai bulan Mei hingga akhir periode tahun 2019.

Berdasarkan pola grafik tersebut, dapat dikatakan bahwa data komoditas Emas belum stasioner terhadap rata-rata, untuk menguji pernyataan tersebut dilakukan pengujian stasioneritas dengan uji akar unit sebagai berikut :

Diberikan sebuah hipotesis sebagai berikut

H_0 : Harga komoditas memiliki akar unit (data tidak stasioner)

H_1 : Harga komoditas tidak memiliki akar unit (data stasioner)

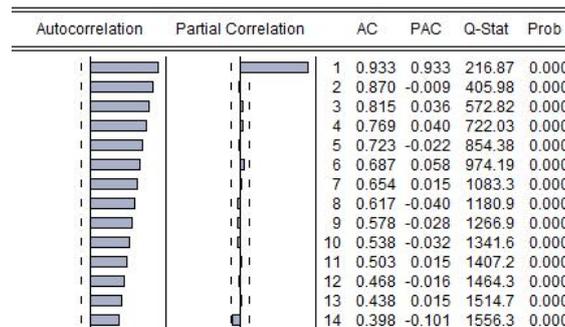
ditetapkan alpha sebesar 0,05 atau $\alpha = 0,05$

Berdasarkan hasil output dengan menggunakan uji unit akar, menghasilkan nilai sebagai berikut :

Tabel 1. Nilai p dari Tes *Augmented Dickey-Fuller*

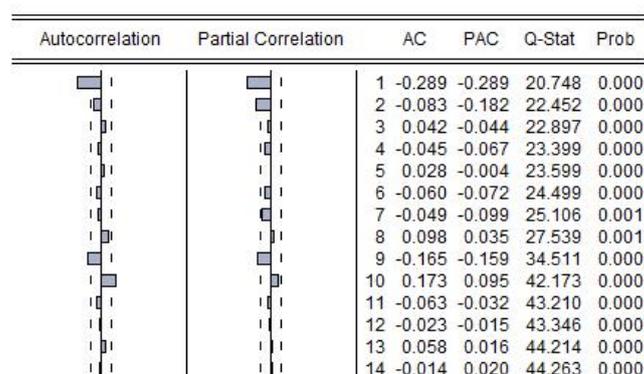
No	Jenis Komoditas	Nilai p
1	Emas	0.8188
2	Tembaga	0.4287
3	Minyak	0.0217

Berdasarkan Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai p untuk Emas dan Tembaga memiliki nilai lebih besar dari 0,05 atau nilai $p > \alpha$, maka keputusan yang diambil adalah Gagal tolak H_0 artinya harga komoditas memiliki akar unit atau data belum stasioner. Tetapi, untuk komoditas Minyak jika dilihat dari nilai p, data sudah stasioner, tetapi kita uji kembali dengan melihat pola ACF DAN PACF data aktual seperti gambar dibawah ini :



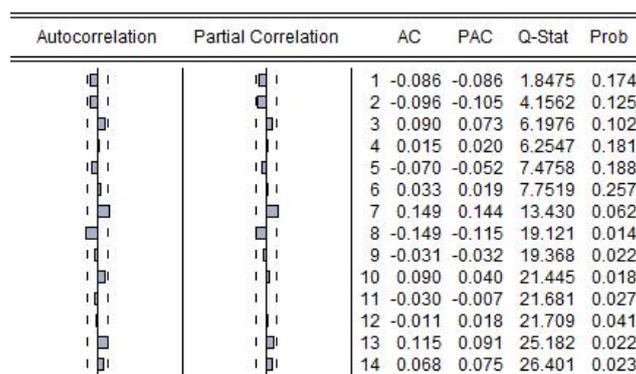
Gambar 3. ACF dan PACF data harga komoditas Minyak

Gambar 3 menunjukkan bahwa data harga komoditas Minyak belum stasioner, Maka data pada seluruh jenis komoditas perlu dilakukan proses *differencing*. Setelah dilakukan proses *differencing* satu kali, didapatkan bahwa data sudah stasioner. Kemudian dilakukan dugaan model sementara dengan melihat plot ACF dan PACF.



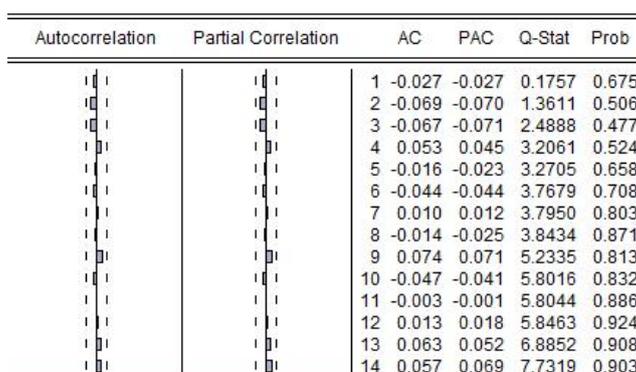
Gambar 4. Plot ACF dan PACF data *differencing* komoditas Emas

Dugaan model ARIMA untuk komoditas Emas jika dilihat dari pola ACF dan PACF nya sesuai dari Gambar 4, adalah ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(1,1,1).



Gambar 5. Plot ACF dan PACF data differencing komoditas Tembaga

Dugaan model ARIMA untuk komoditas Tembaga jika dilihat dari pola ACF dan PACF nya sesuai dari Gambar 5, adalah ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(2,1,2).



Gambar 6. Plot ACF dan PACF data differencing komoditas Minyak

Dugaan model ARIMA untuk komoditas Minyak jika dilihat dari pola ACF dan PACF nya sesuai dari Gambar 6, adalah ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(2,1,1).

Untuk menentukan model terbaik dari beberapa dugaan tersebut, maka dilakukan pengujian signifikansi parameter dan membandingkan nilai AIC terkecil. Estimasi model menggunakan data *in-sampel*. Diperoleh hasil estimasi parameter dan nilai AIC untuk masing-masing komoditas.

Tabel 2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Komoditas Emas

Model	Parameter	Koefisien	Nilai P	AIC
ARIMA*	MA(1)	-0.377135	0.0000	8.412469
(0,1,1)				
ARIMA	AR(1)	-0.285436	0.0000	8.444740
(1,1,0)				
ARIMA	AR(1)	0.220377	0.1637	8.417987
(1,1,1)	MA(1)	-0.569943	0.0000	

Berdasarkan tabel 2 dapat diketahui bahwa model ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,0) yang memiliki parameter signifikan karena nilai-p pada koefisien MA dan AR kurang dari nilai $\alpha=0,05$. Dilihat dari AIC nya, model ARIMA (0,1,1) memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA lainnya. Sehingga model terbaik untuk komoditas emas yang dipilih adalah ARIMA (0,1,1).

Tabel 3. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Komoditas Tembaga

Model	Parameter	Koefisien Parameter	Nilai P	AIC
ARIMA (1,1,0)	AR(1)	-0.085496	0.1793	10.87701
	MA(1)	-0.105118	0.1002	10.88570
ARIMA* (2,1,2)	AR(1)	-0.631475	0.0000	10.79513
	AR(2)	-0.975671	0.0000	
	MA(1)	0.631871	0.0000	
	MA(2)	0.985802	0.0000	

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa model yang memiliki parameter signifikan adalah ARIMA (2,1,2) karena nilai-p pada koefisien MA dan AR kurang dari nilai $\alpha=0,05$. Dilihat dari AIC nya, model ARIMA (2,1,2) memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA lainnya. Sehingga model terbaik untuk komoditas tembaga yang dipilih adalah ARIMA (2,1,2).

Tabel 4. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Komoditas Minyak

Model	Parameter	Koefisien Parameter	Nilai P	AIC
*ARIMA (1,1,1)	AR(1)	0.963576	0.0000	2.987792
	MA(1)	-1.044161	0.0000	
ARIMA (2,1,1)	AR(1)	0.758400	0.0000	3.072300
	AR(2)	-0.021499	0.7468	
	MA(1)	-0.804292	0.0000	

Berdasarkan Tabel 4 dapat diketahui bahwa model yang memiliki parameter signifikan adalah model ARIMA (1,1,1) karena nilai-p pada koefisien MA dan AR kurang dari nilai $\alpha=0,05$. Dilihat dari AIC nya, model ARIMA (1,1,1) memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA lainnya. Sehingga model terbaik untuk komoditas minyak yang dipilih adalah ARIMA (1,1,1).

Selanjutnya adalah mengidentifikasi apakah residual mengandung heteroskedastisitas atau tidak, dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : Tidak ada efek ARCH/GARCH pada harga Komoditas Minyak (homokedastik)

H_1 : Ada efek ARCH/GARCH pada harga Komoditas Minyak (heteroskedastik)

dengan $\alpha = 0,05$.

Tabel 5. Hasil uji asumsi heteroskedastisitas dari residual

Lag	Prob (Emas)	Prob (Tembaga)	Prob (Minyak)
3	0.002		
4	0.009		0.379
5	0.017		0.154
6	0.021	0.060	0.133
7	0.038	0.156	0.231
8	0.053	0.003	0.219
9	0.086	0.005	0.095
10	0.125	0.011	0.117
11	0.010	0.015	0.173
12	0.016	0.023	0.199
13	0.019	0.030	0.261
14	0.029	0.036	0.333

Berdasarkan uji ARCH-LM, untuk jenis komoditas Emas dan Tembaga menunjukkan bahwa pada semua lag memiliki nilai- $p < 0,05$ artinya tolak H_0 atau ada efek ARCH-GARCH (heteroskedastik). Sedangkan untuk komoditas minyak, menunjukkan bahwa pada semua lag memiliki nilai- $p > 0,05$ artinya gagal tolak H_0 atau tidak ada efek ARCH-GARCH (*homoskedastik*). Melalui hasil pengujian tersebut, dapat disimpulkan jenis komoditas Emas dan Tembaga mengandung unsur heteroskedastik, maka perlu dilakukan estimasi model dengan ARCH/GARCH.

Tabel 6. Estimasi dan Pengujian Parameter Model ARIMA-GARCH pada Harga Komoditas

Model	Parameter	Koefisien	Nilai P	AIC
Parameter				
Komoditas Emas				
*ARIMA	MA(1)	-0.260092	0.0000	8.183355
	(0,1,1)			
	Konstanta	0.791386	0.0503	
GARCH	RESID ² (1)	-0.032500	0.0036	
	(1,1)			
	GARCH(1)	1.039816	0.0000	
ARIMA	MA(1)	-0.295763	0.0000	8.235779
	(0,1,1)			
GARCH	Konstanta	0.789452	0.0555	
	(0,1)			
	GARCH(1)	1.005538	0.0000	
Komoditas Tembaga				
ARIMA	AR(1)	-0.622723	0.0000	10.80123
	(2,1,2)			
	AR(2)	-0.977405	0.0000	
	MA(1)	0.621892	0.0000	
	MA(2)	0.927597	0.0000	

	Konstanta	4212.180	0.0000	
GARCH	RESID ² (1)	0.130762	0.0016	
	(1,1) GARCH(1)	-0.636398	0.0000	
*ARIMA	AR(1)	-0.625201	0.0000	10.77528
	(2,1,2) AR(2)	-0.972590	0.0000	
	MA(1)	0.626723	0.0000	
	MA(2)	0.985311	0.0000	
	Konstanta	1127.845	0.0000	
GARCH	RESID ² (1)	-0.035564	0.0030	
	(1,2) GARCH(1)	1.582309	0.0000	
	GARCH(2)	-0.956285	0.0000	

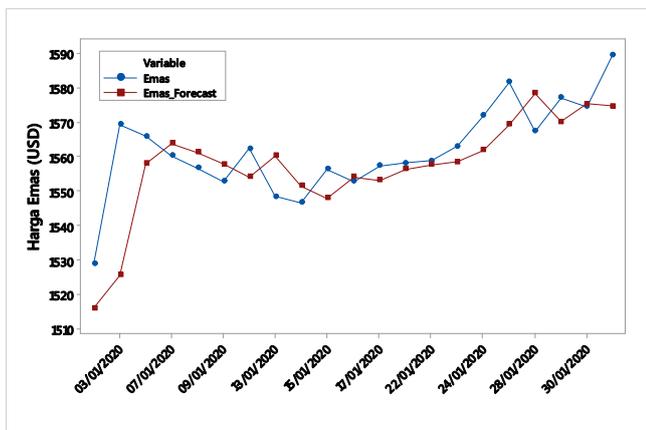
Berdasarkan Tabel 6 diperoleh hasil bahwa model ARIMA-GARCH yang terbaik adalah yang memiliki parameter yang signifikan, atau nilai p kurang dari 0,05. Dan memiliki nilai AIC yang lebih kecil. Maka, untuk komoditas emas, model terbaiknya adalah ARIMA(0,1,1) – GARCH(1,1) sedangkan komoditas tembaga memiliki model terbaik yaitu ARIMA(2,1,2) – GARCH(1,2).

Model yang telah diperoleh sudah tidak mengandung unsur heteroskedastisitas, hal ini dibuktikan dengan hasil uji asumsi residual pada Tabel 7, dimana nilai probabilitas (nilai-p) lebih dari 0.05 artinya gagal tolak H0 atau tidak ada efek ARCH-GARCH (heteroskedastik).

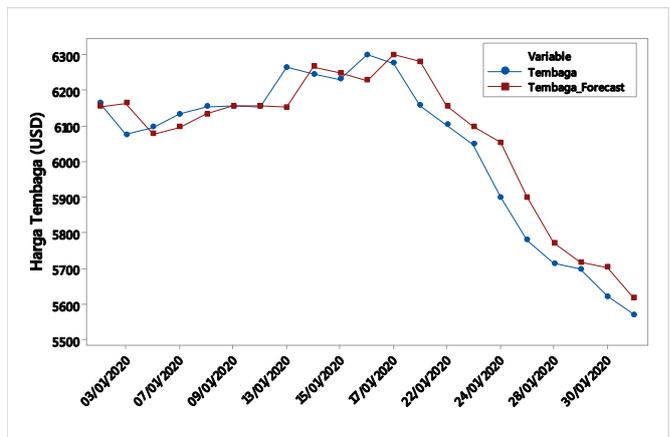
Tabel 7. Hasil uji asumsi heteroskedastisitas dari residual

Lag	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
p-Emas	0,184	0,229	0,366	0,501	0,628	0,448	0,565	0,667	0,753	0,738	0,58	0,663
p-Tembaga				0,083	0,179	0,04	0,077	0,102	0,137	0,193	0,201	0,254

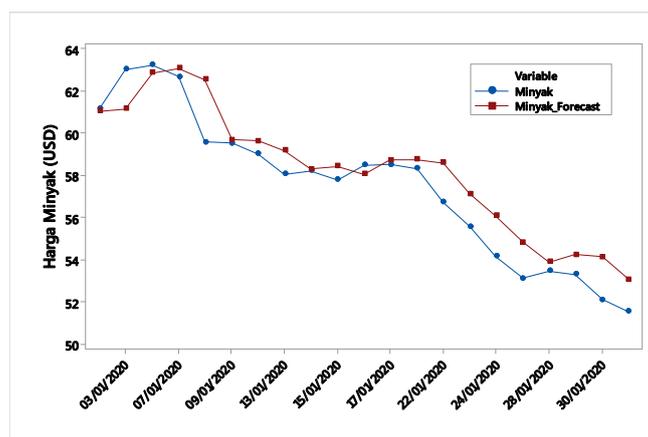
Tahapan selanjutnya adalah melakukan prediksi harga komoditas sesuai dengan model ARIMA-GARCH yang sudah diperoleh sebelumnya. Prediksi dilakukan adalah untuk periode 1 bulan kedepan dengan menggunakan data *out of sample*, yaitu data bulan Januari 2020. Kemudian, data aktual dibandingkan dengan data hasil prediksi sehingga diperoleh nilai MAPE.



(a)



(b)



(c)

Gambar 7. Hasil Prediksi Harga Komoditas
(a) Komoditas Emas (b) Komoditas Tembaga
(c) Komoditas Minyak

Berdasarkan Gambar 7 dapat dilihat bahwa hasil ramalan tidak berbeda secara signifikan dan mengikuti pola yang sama dengan data aktual, hal ini menunjukkan bahwa model yang diperoleh sudah cukup baik untuk dilakukan proses estimasi harga komoditas untuk periode ke depannya. Selain itu dapat dilihat nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) nya untuk melihat seberapa besar *error* dari hasil peramalan yang diperoleh tersebut pada tabel dibawah ini.

Tabel 8. Nilai MAPE dari Hasil Peramalan Harga Komoditas

Komoditas	Nilai MAPE	
	ARIMA	ARIMA-GARCH
Emas	0.5664	0.5524*
Tembaga	0.9029	0.8958*
Minyak	1.8112	-

Tabel 8 menunjukkan hasil bahwa nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) pada model ARIMA-GARCH untuk komoditas Emas dan Tembaga memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE pada model ARIMA. Sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai prediksi yang dihasilkan sudah cukup baik. Adapun nilai MAPE dari ketiga jenis komoditas (Emas, Tembaga dan Minyak) berturut-turut adalah sebesar 0.5524, 0.8958 dan 1.8112

E. SIMPULAN DAN SARAN

Metode ARIMA-GARCH lebih cocok digunakan untuk data-data yang memiliki volatilitas yang tinggi atau terdapat heteroskedastisitas pada residual data, sehingga hasil prediksi lebih akurat. Hal ini dibuktikan dengan nilai AIC lebih kecil dari pada hanya menggunakan metode ARIMA. Model terbaik untuk komoditas Emas adalah ARIMA(0,1,1) – GARCH(1,1) sedangkan komoditas tembaga memiliki model terbaik yaitu ARIMA(2,1,2) – GARCH(1,2) dan komoditas minyak yaitu ARIMA (1,1,1). Nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari ketiga jenis komoditas (Emas, Tembaga dan Minyak) berturut-turut adalah sebesar 0.5524, 0.8958 dan 1.8112

Saran yang dapat diajukan oleh penulis adalah dengan menggunakan model atau metode lain untuk memprediksi harga komoditas, kemudian membandingkan akurasi dari model-model tersebut

terhadap metode ARIMA-GARCH yang telah diusulkan oleh penulis. Model prediksi harga komoditas yang memberikan akurasi tertinggi adalah model yang terbaik.

REFERENSI

- Abledu, G. K, and Agbodah, K., "Stochastic Forecasting and Modeling of Volatility Oil Prices in Ghana using ARIMA Time Series Model", *European Journal of Business and Management*, Vol 4, No.16, 2012
- Bolerslev, T., "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. 307-327., 1986
- Box, G. E. P and Jenkins, G. M., "Time Series Analysis", Prenticehall, 1994
- Faustina, R. S., "Model Hybrid ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R". Universitas Negeri Semarang, 2016
- Guha, B and Gautam B., "Gold Price Forecasting Using ARIMA Model". *Journal of Advanced Management Science* Vol. 4, No. 2, March 2016
- Gross G. and Galiana, F. D., "Short-Term load forecasting," 1987, *Proc. IEEE*, vol. 75, no. 12, pp. 1558–1573.
- K. Puspatika dan Y. Kusumawati, "Peramalan Harga Cabai Dengan Metode Arima Arch-Garch Dan Single Moving Average Di Kota Semarang," *Journal of Information System*, Vol 03, No 02 Nopember 2018
- KumarMahto A., Biswas R., Alam M.A., Short Term Forecasting of Agriculture Commodity Price by Using ARIMA: Based on Indian Market. In: Singh M., Gupta P., Tyagi V., Flusser J., Ören T., Kashyap R. (eds) *Advances in Computing and Data Sciences*. ICACDS 2019. Communications in Computer and Information Science, vol 1045. Springer, Singapore
- Muttaqiena, A., "Trading Komoditas Untuk Memperkaya Portofolio". Akses di website www.seputarforex.com/amp/artikel/trading-komoditas-untuk-memperkaya-portofolio-227199-33 (diakses 3 Maret 2020)
- Nochai, R, and Titida, N., "ARIMA Model for Forecasting Oil Palm Price". 2006. Thailand.
- Suhartono, "Analisis Data Statistika dengan R". Lab. Statistik Komputasi. ITS, Surabaya, 2008
- Weiss, E. "Forecasting commodity prices using ARIMA," *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, vol. 18, no. 1, pp. 18–19., 2000