

MODEL *HYBRID* ARIMA-GARCH UNTUK ESTIMASI VOLATILITAS HARGA EMAS MENGGUNAKAN *SOFTWARE R*

Riza Silvia Faustina✉, Arief Agoestanto, Putriaji Hendikawati

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt. 1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Agustus 2016
Disetujui September 2016
Dipublikasikan Mei 2017

Keywords:

Hybrid, ARIMA, GARCH, Volatility, Software R

Abstrak

Model *Hybrid* ARIMA-GARCH merupakan model penggabungan dari model ARIMA dan GARCH, yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah residual model ARIMA yang terindikasi adanya heteroskedastik dalam variansi residual (volatilitas). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan model terbaik *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk data harga emas dan meramalkan data emas periode Juni sampai Oktober 2016. Tahapan dalam analisis dan pembahasan yaitu statistika deskriptif, pengujian stasioneritas, pembentukan model kondisional *mean* (ARIMA), pembentukan model kondisional varian (GARCH), penggabungan model *hybrid* ARIMA-GARCH, menentukan model terbaik *hybrid* ARIMA-GARCH, melakukan pengukuran akurasi peramalan *hybrid* ARIMA-GARCH, dan peramalan. Hasil dari penelitian ini diperoleh model terbaik untuk harga emas adalah *hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) dengan nilai MAPE = 2,2685% dan nilai MPE = -0,01543. Berdasarkan model terbaik tersebut diperoleh hasil peramalan untuk periode Juni sampai Oktober 2016 berturut-turut adalah Rp524.722,5276; Rp522.404,5077; Rp501.819,4615; Rp501.514,1764; Rp505.704,409, yang menunjukkan bahwa harga emas pada bulan Juni sampai dengan September 2016 mengalami penurunan harga.

Abstract

Hybrid ARIMA-GARCH is the combination model of ARIMA model and GARCH model, which can be use to estimate residual ARIMA model that indicate the existence of heteroskedasticity from residual's variance (volatility). The purpose of this research was to find the best model hybrid ARIMA-GARCH for gold price and forecast gold price from June – October 2016. Stage in the analysis and discussion are descriptive statistics, stationary test, the estimate of the conditional mean (ARIMA), the estimate conditional variance (GARCH), combining hybrid ARIMA-GARCH models, determine the best model of hybrid ARIMA-GARCH models, measurement accuracy of forecasting hybrid ARIMA-GARCH, and forecasting. The result of the research showed the best model for the price gold is a hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) with the value of MAPE = 2,2685% and the value of MPE = -0,01543. Based on the best model, the forecast result for the period from June-October 2016 in a row are Rp524.722,5276; Rp522.404,5077; Rp501.819,4615; Rp501.514,1764; Rp505.704,409 which shows that the gold price in June to the September 2016 decrease continuously.

How to Cite

Faustina R.S., Agoestanto A., & Hendikawati P. (2017). Model Hybrid ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(1), 11-24.

PENDAHULUAN

Peramalan merupakan suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa mendatang berdasarkan nilai masa lalu (Makridakis, 1999). Penelitian mengenai peramalan sedang banyak berkembang dibidang finansial dan keuangan. Peramalan dibidang keuangan salah satunya adalah peramalan harga Emas. Sepanjang sejarah, emas telah dikenal sebagai mata uang yang dapat diperdagangkan setiap saat dan dalam kondisi apapun (Parisi dkk, 2008 dalam Marthasari & Djunaidy, 2014). Selama beberapa tahun terakhir, semakin banyak investor yang tertarik berinvestasi pada komoditas ini. Fenomena ini disebabkan oleh ketidakstabilan nilai mata uang resmi dan *trend* nilai emas yang meningkat (Hussein dkk, 2011 dalam Marthasari & Djunaidy 2014). Para investor tertarik untuk berinvestasi pada komoditas yang nilainya relatif aman dan stabil. Sebagai salah satu aset keuangan, emas menawarkan jaminan berkaitan dengan pergerakan nilai yang ekstrim dibandingkan dengan jenis aset lainnya (www.gold.org).

Rencana atau proyeksi harga Emas sebagai dasar untuk pengambilan keputusan saat berinvestasi Emas yaitu dengan memperhatikan data historis dari harga Emas tersebut. Apabila prediksi berubah drastis menjadi lebih tinggi maka harga Emas akan meroket naik. Suatu perencanaan atau *forecast* yang tepat akan mempengaruhi keberhasilan jangka panjang investasi Emas.

Analisis Runtun Waktu (*time series*) merupakan suatu metode analisis peramalan berbentuk kuantitatif yang mempertimbangkan waktu, di mana data dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu untuk menentukan pola data masa lampau yang telah dikumpulkan secara teratur (Makridakis *et al*, 1999). Teknik peramalan *time series* terbagi menjadi dua bagian. Pertama, model peramalan yang didasarkan pada model matematika statistik seperti *moving average*, *exponensial smoothing*, regresi dan ARIMA (*Box Jenkins*). Kedua, model peramalan yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *neural network*, *algoritma genetika*, *klasifikasi*, dan *hybrid* (Wiyanti, 2012)

Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan gabungan dari metode AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*). Metode ARIMA paling sering digunakan sebagai metode peramalan data keuangan, dikarenakan hasil estimasi dari

metode ini merupakan model terbaik untuk beberapa kasus. Sedangkan estimasi data heteroskedastik digunakan metode ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) yang dikembangkan untuk menjawab persoalan adanya volatilitas pada data keuangan. Selanjutnya metode ini dikembangkan menjadi GARCH (*generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*) oleh Bollerslev pada tahun 1986. Kelebihan model GARCH dibandingkan dengan metode *time series* yang lain adalah (1) Model ini tidak memandang adanya heteroskedastisitas sebagai suatu masalah, namun justru memanfaatkannya untuk membuat model. (2) Model ini tidak hanya menghasilkan peramalan dari variabel Y, tapi juga peramalan dari varians. Perubahan dalam varians sangat penting misalnya untuk memahami pergerakan harga emas. Sukma (2012) menunjukkan bahwa metode GARCH mampu menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil daripada model EWMA (*Exponential Weighted Moving Average*).

Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian tentang *combining* ARIMA dan GARCH, yang kemudian disebut dengan *hybrid* ARIMA-GARCH. Selanjutnya penelitian tentang *hybrid* telah banyak berkembang di beberapa tahun ini. Penelitian yang menggunakan model *hybrid* ARIMA-GARCH, salah satunya adalah riset Ahmad *et al* (2013) membahas model *hybrid* terbaiknya adalah gabungan ARIMA-GJRGARCH dengan nilai *error* 0,0001. Jika dibandingkan dengan model sebelumnya, nilai *error* model *hybrid* ARIMA-GJRGARCH lebih kecil dari nilai *error* yang dihasilkan model ARIMA, ANFIS, *hybrid* ARIMA-ANN dan *fuzzy* yang berturut-turut adalah 0,017; 0,013; 0,012. Prinsip *hybrid* dalam penelitian ini adalah untuk memanfaatkan kelebihan serta mengurangi atau mereduksi tingkat kesalahan (*error*) dari masing-masing model. Penelitian-penelitian terkait dengan ARIMA dapat dilihat pada Anggriningrum *et al* (2013) dan Cynthia *et al* (2016). Penelitian terkait dengan GARCH dapat dilihat pada Larasati *et al* (2016), Sunarti (2016), Sari dan Mariani (2016), dan Susanti *et al* (2016).

Kemajuan bidang *software* yang semakin berkembang saat ini menciptakan banyak perangkat lunak aplikasi yang khusus diterapkan pada kegiatan *forecasting* (Santoso, 2009). Salah satu teknologi komputer yang dapat digunakan untuk menganalisis peramalan *time series* adalah *software* R. *Software* R tidak seperti program lain, karena memiliki beberapa

keuntungan sebagai berikut: (1) user bebas menggunakan *software* R sampai kapanpun, atau tidak tergantung pada lisensi, (2) *software* R merupakan sistem operasi yang lebih kompatibel daripada perangkat lunak statistika yang lain, (3) berbagai metode analisis statistik telah diprogramkan ke *software* R, (4) user dapat mengembangkan fungsi-fungsi analisis statistik yang telah ada dalam *software* R, (5) bahasa berbasis analisis matriks, dan (6) fasilitas grafik yang relatif baik (Rosadi, 2011).

Berdasarkan Wei (2006), sebuah runtun waktu homogen yang tidak stasioner dapat dikurangi dengan mengambil derajat pembeda (differensi) yang tepat. Model umum untuk *time series* yang telah dideferensiasi $(1 - B)^d Z_t$ mengikuti proses stasioner ARMA (p,q) seperti pada persamaan

$$\widehat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1)$$

dalam hal ini d merupakan orde dari differensi.

Persamaan umum model ARIMA (p,d,q)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2)$$

dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$ adalah operator stasioner AR. Dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$ adalah operator invertibel MA.

Menurut Bollerslev (1986), pola ACF dan PACF selain digunakan untuk identifikasi perilaku *time series* dari ARIMA dalam bentuk *mean* bersyarat, dapat juga digunakan untuk proses *square* membantu dalam mengidentifikasi perilaku GARCH dalam persamaan varian bersyarat (Heteroskedastik). Beberapa aplikasi yang menggunakan model ARCH(p) linier, memerlukan p yang besar. Namun, hal ini menimbulkan masalah dalam menentukan banyaknya parameter a_0, a_1, \dots, a_p , yang melukiskan evolusi waktu dari *time series* ekonomi. Proses GARCH didefinisikan oleh persamaan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad (3)$$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q \geq 0$$

dimana $\alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q$ merupakan parameter - parameter kontrol. Disini ε_t adalah variabel random dengan mean nol dan varian σ_t^2 serta ditandai dengan pdf kondisional $f_1(\varepsilon)$ yang sering dipilih berupa Gaussian.

Anggap proses GARCH yang paling sederhana, yakni proses GARCH(1,1), dengan persamaan

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

$$\omega > 0; \alpha, \beta \geq 0$$

Bentuk penulisan proses GARCH(1,1) ini menunjukkan bahwa proses GARCH(1,1) bisa ditafsirkan sebagai proses *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dalam ε_t^2 .

Hybridizing antara model linear dengan non linear dalam peramalan runtun waktu telah dilakukan beberapa peneliti diantaranya Wang (2006) dan Ahmad *et al* (2015). *Hybridizing* bertujuan menggunakan model non linear tanpa menghilangkan bentuk linear dari data.

Model *hybrid* dalam penelitian ini adalah model yang mengkombinasikan model non linear dan model linear dari data. Misalkan \hat{y}_t^{ARIMA} adalah nilai prediksi dari model ARIMA dan \hat{y}_t^{GARCH} adalah nilai prediksi model GARCH maka nilai prediksi dari *hybrid* dua model tersebut, \hat{y}_t^{hybrid} , dapat dituliskan seperti pada persamaan berikut

$$\hat{y}_t^{hybrid} = \alpha \hat{y}_t^{ARIMA} + (1 - \alpha) \hat{y}_t^{GARCH} \quad (5)$$

dengan α adalah parameter bobot. Nilai α terletak antara 0 dan 1. Estimasi nilai α dapat dicari dengan meminimumkan ukuran akurasi hasil peramalan. Terdapat beberapa cara untuk mengevaluasi keakuratan hasil peramalan yakni *mean square error* (MSE) dan *mean absolute error* (MAE), *mean percentage error* (MPE) dan *mean absolute error* (MAPE).

Berdasarkan latar belakang tersebut diperoleh tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengestimasi model terbaik dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH pada data harga emas yang mengandung heteroskedastik dan meramalkan data harga emas dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH untuk periode Juni – Oktober 2016.

METODE

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah perumusan masalah, pengumpulan data, pengolahan dan analisis data, dan penarikan kesimpulan. Perumusan masalah dimaksudkan untuk spesifikasi, artinya suatu usaha untuk membatasi permasalahan, sehingga diperoleh bahan kajian yang jelas.

Pada pengumpulan data, data diperoleh dengan menggunakan metode dokumentasi yaitu (1) mengambil data sekunder yang diperoleh dari situs web www.gold.org mengenai data harga emas perbulan di Indonesia. Periode waktu mulai bulan Agustus 1997 – Mei 2016 sejumlah 226 data yang digunakan sebagai sample penelitian. (2) studi pustaka, yaitu dengan cara mengumpulkan data atau informasi yang berkaitan dengan masalah, dari sumber pustaka yang telah dikumpulkan

menjadi bahan kajian yang diperlukan dalam pemecahan masalah. Sumber pustaka yang digunakan berupa buku, jurnal, prosiding, skripsi dan lain sebagainya.

Pada pengolahan dan analisis data, data dibagi menjadi dua bagian yaitu untuk menentukan model (*in sample*) dan untuk validasi peramalan atau pengukuran kesalahan model (*out sample*). Menurut penelitian Iqbalullah dan Winahju (2014) data *in sample* dan *out sample* ditentukan secara bebas. Dalam penelitian tersebut yang digunakan sebagai data *in sample* sebesar 97% dari jumlah sampel, sedangkan data *outsample* kurang dari 5%. Oleh sebab itu dalam penelitian ini data Harga Emas dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in sample* sebanyak 97% yaitu 220 data untuk menentukan model dan data *out sample* sebanyak 3 % yaitu 6 data untuk evaluasi model (pengukuran kesalahan model). Tahapan analisis data dapat dilihat pada *flowchart* Gambar 1.

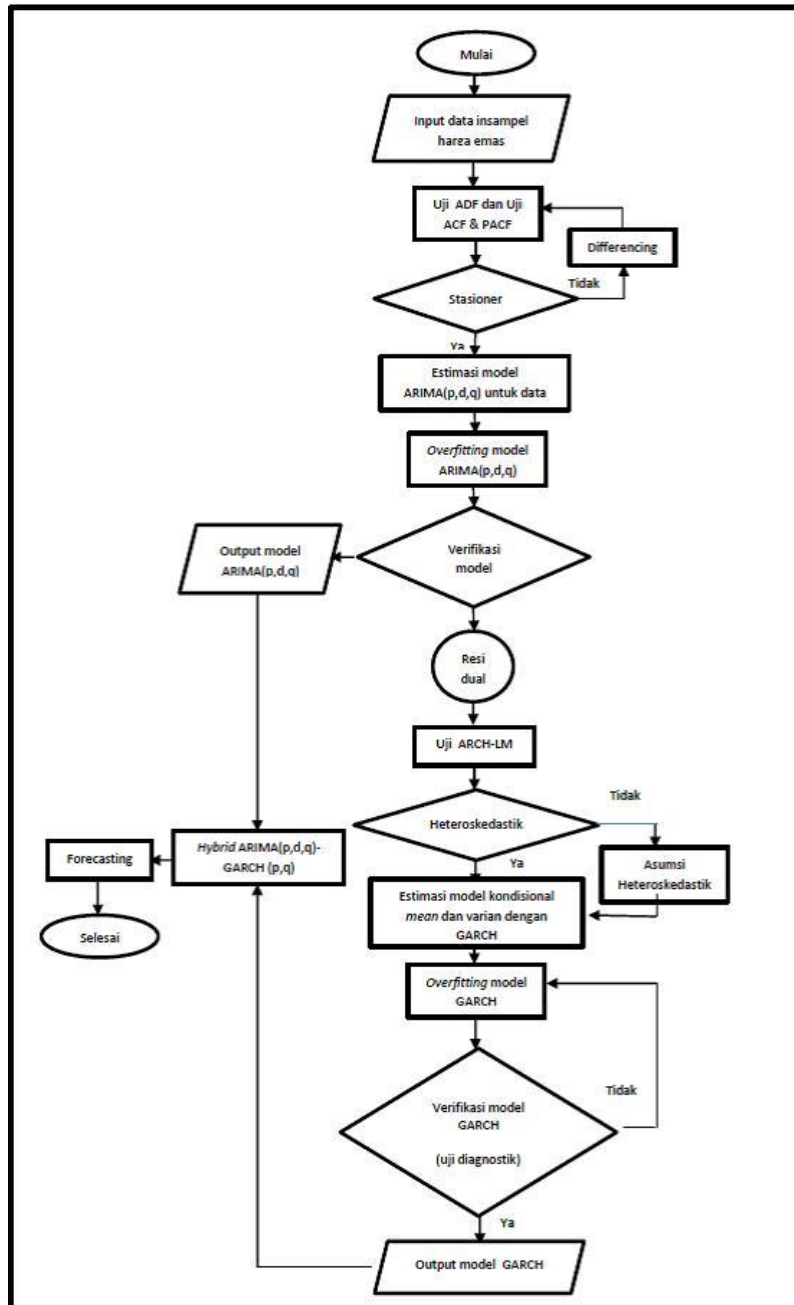
Adapun penjelasan tahapan dalam analisis data adalah sebagai berikut

1. Statistik Deskriptif
Tahapan ini dilakukan untuk melihat karakteristik dari data Harga Emas. Pada tahap ini akan terlihat nilai *mean*, varian, standar deviasi, dan kurtosis harga emas.
2. Uji Stasioner
Melakukan uji stasioner pada data harga Emas periode Agustus 1997 - November 2015, dengan melihat plot grafik, hasil *unitroot test* maupun hasil uji ACF dan PACF-nya.
3. *Differencing* dan transformasi logaritma
Melakukan *differencing* pada data harga Emas periode Agustus 1997 - November 2015, sehingga data stasioner. Selanjutnya, melakukan transformasi logaritma jika diperlukan.
4. Membentuk model kondisional untuk data linear
Identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF atau melalui proses Estimasi model. Estimasi parameter dan menentukan model (*overfitting*) AR (*Autoregressive*), MA (*Moving Average*), ARMA, maupun ARIMA terbaik, sehingga diperoleh persamaan model linear dan data residualnya.
5. Pengujian efek ARCH
Pengujian adanya efek ARCH terhadap residual data dari model kondisional data linear dengan menggunakan uji ARCH-LM. Pengujian dilakukan untuk mengetahui adanya efek GARCH atau heteroskedastik dalam model data linear.
6. Estimasi model kondisional data nonlinear

Melakukan identifikasi model berdasarkan grafik data residual. Selanjutnya pada data residual yang masih mengandung data nonlinear, diestimasi dengan model GARCH. Hasil residual data linear distasionerkan dalam *mean* terlebih dahulu, dengan menggunakan model ARIMA. Setelah diperoleh model ARIMA terbaik pada data nonlinear dilakukan estimasi untuk kodisional varian, yaitu dengan model ARCH-GARCH.

7. *Hybrid* ARIMA-GARCH
Melakukan *combining* atau menggabungkan hasil estimasi data linear dan non-linear, yaitu data linear menggunakan model ARIMA dan data non-linear menggunakan model GARCH. Sehingga diperoleh model *hybrid* ARIMA-GARCH.
8. Forecasting model *hybrid* ARIMA-GARCH dan membandingkan dengan data *out sampel*
Melakukan peramalan data harga Emas periode Desember 2015 – Mei 2016. Selanjutnya, membandingkan hasil *forecasting* menggunakan model *hybrid* ARIMA-GARCH dengan data *out sample*, sehingga diperoleh nilai MSE.
9. Forecasting model *hybrid* ARIMA-GARCH periode Juni - Oktober 2016 dengan menggunakan program R
Melakukan peramalan data harga Emas periode Juni - Oktober 2016 dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH menggunakan Program R
Adapun tahap-tahap yang dilakukan pada penelitian menggunakan program R adalah
 1. Mengumpulkan data harga emas harian dengan mengunduh dari laman www.harga-emas.org untuk periode waktu Agustus 1997 – Mei 2016.
 2. Menampilkan grafik plot data harga emas.
 3. Menampilkan ringkasan deskriptif dari data harga emas.
 4. Melakukan uji stasioneritas data harga emas menggunakan uji ADF.
 5. Menampilkan plot ACF/PACF data harga emas.
 6. Mengestimasi model ARIMA sebagai model kondisional *mean*.
 7. Melakukan uji signifikansi parameter dengan uji t pada hasil estimasi.
 8. Melakukan *overfitting* untuk memperoleh model terbaik kondisional *mean* (ARIMA).
 9. Melakukan uji efek ARCH pada residual kuadrat model kondisional *mean* (terbaik) menggunakan uji ARCH-LM.
 10. Menampilkan hasil plot ACF/PACF residual kuadrat model kondisional *mean*

- (terbaik) untuk memperkuat dugaan adanya heteroskedastik.
11. Mengestimasi model volatilitas dengan model GARCH.
 12. Melakukan uji signifikansi parameter model volatilitas dengan uji t.
 13. Melakukan uji efek ARCH yang tersisa pada model hasil estimasi dengan uji ARCH-LM.
 14. Melakukan *hybridizing* model ARIMA dengan GARCH untuk menggabungkan estimasi data linear dan nonlinear.
 15. Meramalkan data harga emas dengan model *hybrid* ARIMA-GARCH.
 16. Menghitung nilai MSE menggunakan peramalan variansi dan data aktual.



Gambar 1. Diagram alir (flowchart) Teknik Analisis Data

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistika Deskriptif

Pada penelitian ini, dilakukan statistika deskriptif untuk melihat karakteristik dari data harga emas. Untuk menampilkan statistika deskriptif dapat dilakukan dengan memasukkan koding *script* berikut

```
hist(Dataset$Gold,col="blue")
summStat(Dataset$Gold,"Dataset$Gold")
```

output dari statistika deskriptif dapat dilihat pada Gambar 2. Pada gambar tersebut memperlihatkan nilai-nilai statistik dari data *in sample* Harga Emas.

```
> summStat(Dataset$residu213,"Dataset$residu213")
          Dataset$residu213
Observations : 2.200000e+02
Mean         : 1.015925e-02
Median       : 7.898038e-03
Maximum      : 6.474137e-01
Minimum      : -2.184465e-01
Std.Deviation : 7.502046e-02
Skewness     : 2.758289e+00
Kurtosis     : 2.380632e+01
Jarque-Bera  : 5.585569e+03
p-value (JB) : 0.000000e+00
```

Gambar 2. Statistika Deskriptif

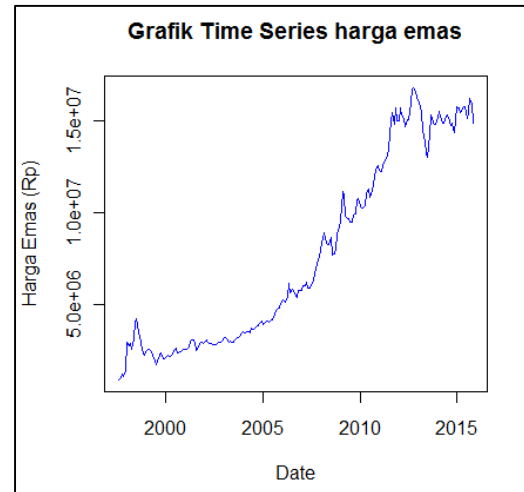
Berdasarkan hasil yang ditunjukkan oleh Gambar 2, dapat diketahui bahwa data *in sample* Harga Emas memiliki jumlah observasi $2,20.e+02$ atau sama dengan 220 data. Data harga emas memiliki rata-rata sebesar 7.610.099. Nilai standar deviasi data harga emas sebesar 5.142.886, sehingga nilai variansinya juga besar yaitu 26.449.276.408.996. Jika dilihat pada Kurtosis nilainya negatif (-1,395159) hal ini juga menunjukkan bahwa distribusi data melandai, yang mengindikasikan bahwa variansi data besar. Oleh sebab variansinya besar maka dapat disimpulkan data Harga Emas mengandung gejala Heteroskedastik atau adanya volatilitas dalam data tersebut.

Grafik Time Series

Langkah awal yang harus dilakukan untuk estimasi data Harga Emas adalah dengan membuat plot data. Plotting data ini digunakan untuk melihat bentuk grafik serta kestasioneran data Harga Emas. Jika data belum stasioner maka perlu dilakukan proses transformasi. Plotting data awal Harga Emas dapat dilakukan dengan memasukkan data *script* berikut

```
>plot(Dataset,ylab="Harga Emas (Rp)",
      main="Grafik Time Series harga
      emas",col="blue",type='l')
```

hasil *output* plot data awal Harga Emas dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Plot Data Harga Emas Indonesia

Pada Gambar 3 terlihat bahwa data belum stasioner, tampak masih ada gejala *trend* dari data *time series* tersebut. Jika dilihat dari perjalanan waktu data mulai dari periode awal hingga periode akhir semakin meningkat, sehingga terlihat dari pola grafik tersebut menunjukkan adanya pola *trend*, jadi harus distasionerkan. Apabila data sudah stasioner dalam *mean* maupun *varian* maka data sudah siap untuk diestimasi ataupun dilakukan peramalan.

Uji Stasioner

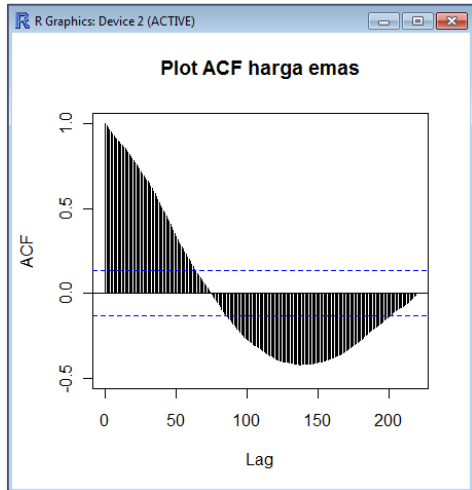
Stasioneritas dilakukan untuk melihat kestasioneran data. Selain dengan melihat plot grafik data, stasioneritas dapat pula dilakukan dengan uji plot ACF/PACF dan Uji Akar Unit (*unitroot test*).

Untuk melihat plot ACF/PACF dapat dilakukan dengan *input script* berikut pada R *console* ataupun pada R *Comander*

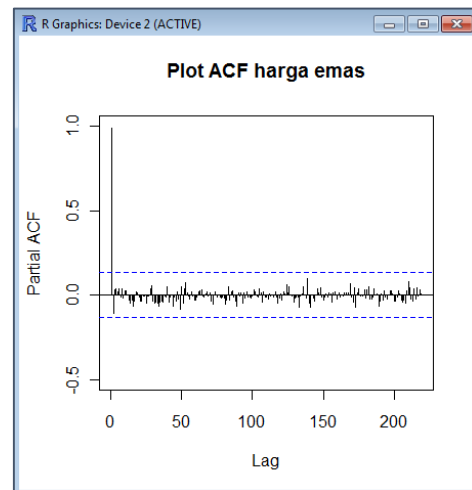
```
>acf(Dataset$Gold, main='Plot ACF harga
      emas', lag.max=220, ylim=c(-0.5,1))
```

```
>pacf(Dataset$Gold, main='Plot ACF harga
      emas', lag.max=220, ylim=c(-0.5,1))
```

hasil output Plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5



Gambar 4. Plot ACF Harga Emas Indonesia



Gambar 5. Plot PACF Harga Emas Indonesia

Output hasil plot ACF menunjukkan bahwa grafik cenderung turun lambat atau secara linear, maka dapat disimpulkan data tidak stasioner dalam *mean* maupun varian. Sedangkan pada plot PACF menunjukkan bahwa masih ada data yang keluar dari batas stasioner, yang menunjukkan bahwa data tidak stasioner.

Uji ADF dengan *software* R dapat dilakukan dengan meng-*input*-kan *script* data berikut

```
>summary(ur.df(Dataset$Gold,lags = 1,type = "trend"))
```

Output uji ADF data Harga Emas dapat ditunjukkan pada Gambar 6.

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1130076  -173934   -22631   135979  1497428

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.469e+04  5.573e+04  0.264   0.7924
z.lag.1     -3.659e-02  1.658e-02  -2.207  0.0283 *
tt           2.851e+03  1.344e+03  2.121  0.0350 *
z.diff.lag   1.775e-01  6.862e-02  2.587  0.0103 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 390500 on 214 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.04661,    Adjusted R-squared:  0.03325
F-statistic: 3.487 on 3 and 214 DF,  p-value: 0.01664

Value of test-statistic is: -2.2075 2.9 2.4396
Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau3  -3.99 -3.43 -3.13
phi2   6.22  4.75  4.07
phi3   8.43  6.49  5.47
```

Gambar 6. Hasil *output* uji ADF

Oleh sebab nilai test statistik = -2,275 lebih besar dari nilai *critical values* = -3,43, maka data harga emas tersebut diduga masih mengandung akar unit artinya tidak stasioner dalam *mean*.

Membentuk Model Kondisional untuk Data linear Kondisional Mean

Model awal yang digunakan untuk estimasi data dapat dilihat pada Tabel 1. Dalam

estimasi parameter, dipilih model yang signifikan yaitu model yang memiliki p-value kurang dari 0,05 atau nilai $t_{hitung} < t_{tabel}$. Dari tabel t diperoleh nilai $t_{tabel}(df = n - 1 = 220 - 1 = 219; \alpha = 0,005) = 1,653$. Hasil estimasi parameter dari kemungkinan model ARIMA disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Estimasi Parameter ARIMA

No	Model	Parameter AR(p)			Parameter MA(q)			Sig
		1	2	3	1	2	3	
1	ARIMA (0,1,1)				0,256			√
	s.e				0,066			
	t_{hitung}				3,88			
2	ARIMA(0,1,2)				0,242	-0,03		X
	s.e				0,069	0,067		
	t_{hitung}				3,51	0,53		
3	ARIMA(0,1,3)				0,250	-0,04	-0,06	X
	s.e				0,067	0,0683	0,063	
	t_{hitung}				3,72	0,63	0,93	
4	ARIMA (1,1,0)	0,2213						√
	s.e	0,0660						
	t_{hitung}	3,35						
5	ARIMA (1,1,1)	-0,089			0,3363			X
	s.e	0,2121			0,1966			
	t_{hitung}	0,41			1,71			
6	ARIMA (1,1,2)	0,8834			-0,63	-0,23		X
	s.e	1,40			1,38	0,2456		
	t_{hitung}	0,63			1,38	0,25		
7	ARIMA (1,1,3)	0,8948			-0,66	-0,25	0,0441	X
	s.e	0,2184			0,2272	0,0362	0,0757	
	t_{hitung}	4,10			2,88	6,90	0,58	
8	ARIMA (2,1,0)	0,25	-0,12					√
	s.e	0,0671	0,0678					
	t_{hitung}	3,68	1,80					
9	ARIMA (2,1,1)	0,2562	-0,13		-0,01			X
	s.e	0,3547	0,1018		0,3533			
	t_{hitung}	0,72	1,22		0,03			
10	ARIMA (2,1,2)	-1,34	-0,47		1,58	0,7050		√
	s,e	0,3243	0,2795		0,2879	0,2595		
	t_{hitung}	4,12	1,66		5,48	2,72		
11	ARIMA (2,1,3)	1,36	-0,83		-1,15	0,4561	0,2885	√
	s.e	0,1102	0,1175		0,1147	0,1418	0,0617	
	t_{hitung}	0,11	0,12		10,01	3,22	4,68	
12	ARIMA (3,1,0)	0,2466	-0,12	-0,01				X
	s.e	0,0676	0,0700	0,0687				
	t_{hitung}	-0,54	0,08	-0,13				
13	ARIMA (3,1,1)	-0,544	0,0784	-0,13	0,7887			X
	s.e	0,3460	0,1100	0,0737	0,3411			
	t_{hitung}	-0,73	-0,05	-0,93	0,97			
14	ARIMA (3,1,2)	-0,725	-0,05	-0,93	0,9728	0,1643		X
	s.e	0,6077	0,3587	0,1209	0,6092	0,4775		
	t_{hitung}	-0,42	0,88	0,53	0,64	-0,87		
15	ARIMA (3,1,3)	-0,42	0,8776	0,5338	0,6428	-0,87	-0,76	√
	s.e	0,2716	0,0625	0,2487	0,2308	0,0488	0,2155	
	t_{hitung}	-1,55	14,04	2,15	2,79	-17,83	-3,53	

Berdasarkan hasil estimasi diperoleh model yang signifikan disajikan dalam Tabel 2. Dari beberapa model yang signifikan, selanjutnya dilakukan *overfitting* model dengan melihat nilai *Log likelihood*, AIC/BIC, dan s^2e . *Overfitting* model ditunjukkan oleh Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Overfitting* model ARIMA

No Model	AIC	BIC	s^2e	Log likelihood
1 ARIMA(1,1,0)	-495,4	-488,6	0,006	249,7
2 ARIMA(0,1,1)	-497,5	-497,4	0,0059	250,75
3 ARIMA(2,1,0)	-496,6	-486,4	0,0059	251,3
4 ARIMA(2,1,2)	-493,5	-476,6	0,0059	251,76
5 ARIMA(2,1,3)	-496,5	-476,2	0,0057	254,27

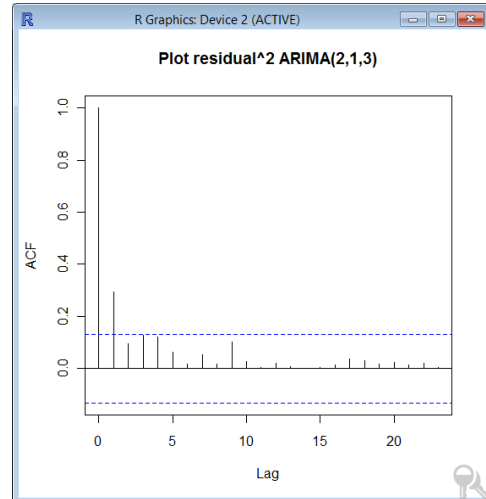
Berdasarkan hasil *overfitting* dan uji diagnostik diperoleh model terbaik dengan nilai AIC/BIC terkecil adalah model ARIMA (0,1,1), berdasarkan nilai s^2e terkecil diperoleh model terbaiknya adalah model ARIMA (2,1,3), dan berdasarkan kriteria nilai *Log likelihood* terbesar diperoleh model terbaiknya adalah ARIMA (2,1,3).

$$\begin{aligned} \log z_t = & 2,3575 \log z_{t-1} - 2,1879 \log z_{t-2} \\ & + 0,8304 \log z_{t-3} \\ & + 1,1485a_{t-1} - 0,4572a_{t-2} \\ & - 0,2884a_{t-3} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

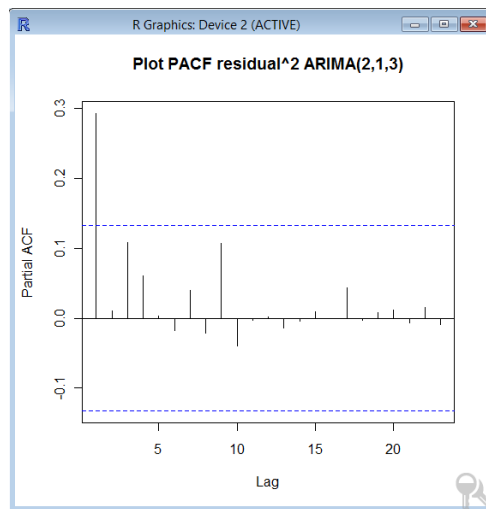
dengan $\log z_t$ adalah hasil logaritma data harga emas.

Setelah diperoleh model ARIMA terbaik, selanjutnya dilakukan Uji ARCH-LM untuk mengetahui apakah variansi data bersifat Heteroskedastik atau tidak. Uji ARCH-LM dengan *software* R dapat dilakukan dengan melihat plot ACF/PACF data kuadrat residualnya. Plot ACF/PACF kuadrat residual dari model terbaik. Hasil plot residual model terbaik dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.

Berdasarkan hasil output ACF dan PACF residual kuadrat ketiga model ARIMA terbaik masih terdapat batang yang melebihi batas garis putus-putus, maka dapat disimpulkan Model tersebut variansinya tidak konstan atau dengan kata lain masih terdapat volatilitas.



Gambar 7. ACF residual² Model ARIMA(2,1,3)



Gambar 8. PACF residual² Model ARIMA(2,1,3)

Pembentukan Model Kondisional Data Non-Linear

Berdasarkan plot ACF kuadrat residual model ARIMA(2,1,3) ada 2 batang yang keluar batas garis putus-putus. Oleh sebab itu, ditentukan model GARCH yang akan dilakukan estimasi adalah model GARCH(p,q) dengan $p=0,1,2$ dan $q=0,1,2$. Dalam estimasi parameter, dipilih model yang signifikan yaitu model yang memiliki p-value kurang dari 0,05 atau nilai $t_{hitung} < t_{tabel}$. Dari tabel t diperoleh nilai $t_{tabel}(df = n - 1 = 220 - 1 = 219; \alpha = 0,005) = 1,653$. Hasil uji signifikansi dan uji diagnostik dapat dilihat pada Tabel 3.

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh model GARCH yang memenuhi uji signifikansi adalah model GARCH(0,1), GARCH(1,1), dan GARCH(0,2).

Tabel 3. Hasil Estimasi Model GARCH residual ARIMA(2,1,3)

No	Model	Konstanta	ARCH		GARCH		Signifikan
			1	2	1	2	
1	GARCH(0,1)	0,00	0,57				
	s.e	0,00	0,11				√
	t_{hitung}	11,64	5,30				
2	GARCH(1,0)	0,01			0,00		
	s.e	NA			NA		X
	t_{hitung}	NA			NA		
3	GARCH(1,1)	0,00	0,35		0,55		
	s.e	0,00	0,07		0,09		√
	t_{hitung}	2,62	4,82		6,13		
4	GARCH(0,2)	0,00	0,55	0,24			
	s.e	0,00	0,11	0,08			√
	t_{hitung}	5,52	4,78	3,11			
5	GARCH(2,0)	0,01			0,05	0,05	
	s.e	NA			NA	NA	X
	t_{hitung}	NA			NA	NA	
6	GARCH(2,1)	0,00	0,13		0,72	0,00	
	s.e	0,00	0,02		0,45	0,39	X
	t_{hitung}	2,10	5,49		1,59	0,00	
7	GARCH(1,2)	0,00	0,37	0,00	0,52		
	s.e	0,00	0,09	0,17	0,18		X
	t_{hitung}	2,06	4,30	0,00	2,89		
8	GARCH(2,2)	0,00	0,10	0,12	0,00	0,55	
	s.e	0,00	0,02	0,09	0,62	0,52	X
	t_{hitung}	2,08	6,26	1,25	0,00	1,06	

Hybridizing

Selanjutnya untuk memperoleh model terbaik hybrid ARIMA-GARCH adalah dengan menggabungkan model ARIMA dengan model residual terbaiknya sesuai dengan persamaan Hybrid berikut

$$\hat{y}_t^{hybrid} = \alpha \hat{y}_t^{ARIMA} + (1 - \alpha) \hat{y}_t^{GARCH}$$

Sehingga diperoleh tiga model hybrid ARIMA-GARCH yaitu hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,1), hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1), dan hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,2). Selanjutnya ketiga model Hybrid

ARIMA-GARCH dilakukan proses *overfitting* untuk mencari model terbaiknya. Menurut Rosadi (2011), Pemilihan variabel terbaik secara statistik dapat dilakukan dengan metode kriteria informasi (*information criterion*), seperti AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan BIC (*Schwarz Bayesian Criterion*).

Kelebihan AIC dan BIC terutama pada pemilihan model regresi terbaik untuk tujuan peramalan (*forecasting*), yaitu dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada (*in sample*) dan nilai yang terjadi di masa mendatang (*out sample*).

Tabel 4. *Overfitting* model terbaik Hybrid ARIMA-GARCH

No	Model	AIC	BIC
1	Hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,1)	-632,0915	-625,313
2	Hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1)	-660,7103	-650,543
3	Hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,2)	-651,5876	-641,434

Berdasarkan Tabel 4. yang memenuhi kriteria nilai minimum AIC dan BIC adalah model Hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1). Selanjutnya pada model tersebut dilakukan uji

diagnostik yaitu meliputi uji Normalitas, uji Autokorelasi, dan uji Heteroskedastik. Hasil uji diagnostik dari model Hybrid ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) ditunjukkan oleh Gambar 9.

Standadized Residuals Tests:				
			Statistic	p-Value
Jarque-Bera Test	R	Chi^2	6.934229	0.03120694
Shapiro-Wilk Test	R	W	0.9894792	0.1085144
Ljung-Box Test	R	Q(10)	13.69069	0.1875735
Ljung-Box Test	R	Q(15)	19.35093	0.1982694
Ljung-Box Test	R	Q(20)	20.76158	0.4112833
Ljung-Box Test	R^2	Q(10)	3.507494	0.9668433
Ljung-Box Test	R^2	Q(15)	6.673593	0.9660826
Ljung-Box Test	R^2	Q(20)	11.37248	0.935985
LM Arch Test	R	TR^2	6.987163	0.8584607

Gambar 9. Hasil Uji Diagnostik dan Uji ARCH-LM *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1)

Pada Gambar 9 terlihat nilai *p-value* dari uji Shapiro-Wilk, Ljung-Box Test R dan Ljung-Box R² berada di atas garis batas signifikansi 0,05. Jadi model terbaik *hybrid* Arima(2,1,3)-GARCH(1,1) memiliki residual yang berdistribusi normal, tidak mengandung Autokorelasi (tidak mengandung korelasi serial), dan tidak ada gejala heteroskedastik. Sedangkan pada Uji ARCH-LM terlihat bahwa nilai *p-value* berada di atas batas signifikansi 5%, maka dapat disimpulkan model tersebut tidak mengandung efek ARCH atau dapat dikatakan tidak terdapat gejala Heteroskedastik pada residual kuadrat.

Sehingga diperoleh persamaan model *Hybrid* ARIMA(2,1,3)~GARCH(1,1) adalah sebagai berikut

$$\log z_t = 2,3575 \log z_{t-1} - 2,1879 \log z_{t-2} + 0,8304 \log z_{t-3} + 1,1485 a_{t-1} - 0,4572 a_{t-2} - 0,2884 a_{t-3} + 0,0003945 + 0,3543991 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,5562737 \sigma_{t-1}^2.$$

Menentukan Besar Akurasi Peramalan

Setelah ditentukan model terbaik dari model *Hybrid* ARIMA-GARCH maka dapat dilanjutkan dengan langkah *forecast*, yaitu meramalkan 6 data Harga Emas periode Desember - Mei 2016 dan membandingkannya dengan data *out sample* yang telah diunduh dari laman www.gold.org.

Hasil peramalan model terbaik *Hybrid* ARIMA-GARCH dapat ditampilkan dengan memasukkan koding *script* sebagai berikut

```
> ArchModel.50 < garchFit(~arma(0,0)+garch(1,1),data=na.omit(Dataset$residual213),trace=F,algorithm="lbfgsb+nm",cond.dist="QMLE",include.mean=FALSE)
```

```
> predict(ArchModel.50,n.ahead=6,plot=TRUE)
```

diperoleh *output* sebagai berikut

```
> > predict(ArchModel.50,n.ahead=6,plot=TRUE)
No meanForecast meanError standardDeviation
1 -0.0120881248 0.07737623 0.04361296
2 0.0005905445 0.08066975 0.04439689
3 -0.0011092210 0.08068349 0.04511696
4 0.0009640636 0.08073578 0.04577943
5 -0.0003833008 0.08088077 0.04638979
6 -0.0002465906 0.08097750 0.04695284
```

Gambar 10. Hasil Peramalan Model *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1)

Oleh sebab data yang diestimasi berupa data hasil transformasi logaritma, maka dilakukan transformasi untuk mengembalikan data dari *mean Forecast* kedalam bentuk semula. Setelah dilakukan transformasi kembali dengan antilog atau *exp()* diperoleh data hasil ramalan untuk 6 periode adalah: (1) Rp14.951.556,82; (2) Rp15.437.249,97; (3) Rp15.933.540,2; (4) Rp16.187.761,63; (5) Rp16.130.282,1; (6) Rp15.825.102,85 dalam satuan *troy ounce*.

Pengukuran kesalahan model ARIMA-GARCH yang signifikan berdasarkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MPE (*Mean Percentage Error*). Rumus untuk menghitung nilai MPE dan MAPE adalah.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(y_t - \hat{y}_t)}{y_t} \text{ dan}$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \right) \times 100\%.$$

Tabel 5 berikut ini merupakan perhitungan akurasi peramalan dengan kriteria nilai MSE dan MAPE dari model *hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1).

Tabel 5. Hasil Akurasi Peramalan

Bulan-Tahun	Harga Emas per troy ounce (\hat{Y}_t)	Peramalan per troy ounce (Y_t)	Error (e_t)	$\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}$	$\left \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right $
15-Dec	Rp14.813.554,37	Rp14.951.557	138.002,6	0,009229984	0,00922998
16-Jan	Rp15.243.907,89	Rp15.437.250	193.342,1	0,012524388	0,0125439
16-Feb	Rp16.207.272,16	Rp15.933.540	-273.732,2	-0,01717962	0,01717962
16-Mar	Rp16.434.523,90	Rp16.187.762	-246.761,9	-0,01524373	0,01524373
16-Apr	Rp16.362.788,41	Rp16.130.282	-232.506,4	-0,01441428	0,01441428
16-May	Rp16.893.620,22	Rp15.825.103	-1.068.517	-0,06752040	0,06752040
Total				-0,09260366	0,1361124

Pada Tabel 5 terlihat bahwa nilai dari $\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| = 0,136114$. Sehingga dari nilai tersebut dapat ditentukan besarnya MAPE adalah

$$\begin{aligned} MAPE &= \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \right) \times 100\% \\ &= \left(\frac{1}{6} (0,117344) \right) \times 100\% \\ &= (0,019557) \times 100\% \\ &= 2,2685\% \end{aligned}$$

selain itu diperoleh nilai MSE dari hasil peramalan Harga Emas adalah

$$\begin{aligned} MPE &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)}{Y_t} \\ &= \frac{1}{6} (-0,0690020) \\ &= -0,015433943 \end{aligned}$$

Jadi nilai akurasi untuk model ARIMA (2,1,3)-GARCH(1,1) mempunyai nilai MAPE = 2,2685% dan nilai MSE = -0,01543394. Oleh sebab hasil pengukuran nilai MAPE dibawah 10% maka dapat dikatakan peramalan dengan model tersebut baik digunakan. Sedangkan, berdasarkan nilai MPE yang menunjukkan nilai negative maka peramalan dengan model tersebut dapat digunakan.

Setelah diketahui tingkat kesalahan dari model *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1), selanjutnya adalah dilakukan peramalan Harga Emas untuk periode Juni 2016 – Oktober 2016. Hasil peramalan Harga Emas dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil peramalan Harga Emas periode Juni-Oktober 2016

Bulan-Tahun	Harga Emas (troy ounce)	Harga Emas (gram)
Jun-16	Rp16.880.558	Rp542.722,5276
Jul-16	Rp16.248.596,49	Rp522.404,5077
Aug-16	Rp15.608.329,98	Rp501.819,4615
Sep-16	Rp15.598.834,55	Rp501.514,1764
Oct-16	Rp15.729.165,35	Rp505.704,409

Hasil peramalan data Harga Emas pada Tabel 6 menunjukkan bahwa harga emas turun setelah bulan Juni 2016, tetapi mengalami kenaikan kembali di bulan Oktober 2016. Oleh sebab itu, investor disarankan agar tidak melakukan investasi dibulan Juni 2016 untuk mengurangi resiko penurunan harga emas.

SIMPULAN

Simpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah (1) Model terbaik *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk meramalkan data harga emas adalah *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) yang memiliki persamaan

$$\log z_t = 2,3575 \log z_{t-1} - 2,1879 \log z_{t-2} + 0,8304 \log z_{t-3} + 1,1485 a_{t-1} - 0,4572 a_{t-2} - 0,2884 a_{t-3} + 0,0003945 + 0,3543991 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,5562737 \sigma_{t-1}^2.$$

dengan z_t adalah data harga emas, (2) Hasil peramalan harga emas periode bulan Juni – Oktober 2016 secara berturut-turut adalah Rp542.722,5276; Rp522.404,5077; Rp501.819,4615; Rp501.514,1764; Rp505.704,409. Pada hasil peramalan diperoleh harga emas tertinggi berada pada bulan Juni 2016 yaitu sebesar Rp542.722,5276/gram. Sedangkan harga Emas terendah berada pada bulan September 2016 yaitu sebesar Rp501.514,1764/gram. Mulai dari bulan Juni sampai dengan September 2016 mengalami penurunan Harga Emas secara berturut-turut, namun setelah itu pada bulan Oktober mulai mengalami kenaikan harga yaitu sebesar Rp505.704,409/gram.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan keterbatasan-keterbatasan yang diperoleh dalam penelitian ini, maka peneliti memberikan beberapa saran (1) Pada penelitian ini model ARIMA hanya dapat dilakukan untuk peramalan jangka pendek sehingga nilai akurasi minimumnya hanya untuk beberapa periode kedepan. Untuk penelitian selanjutnya, untuk memodelkan kondisional *mean* dapat dilakukan dengan *Long Memory Model* jika ingin meramalkan lebih dari 6 periode. (2) Investor sebaiknya tidak melakukan investasi Emas pada bulan Juni 2016 untuk meminimalkan resiko, karena berdasarkan hasil peramalan untuk bulan Juni mengalami penurunan. Sedangkan mulai mengalami kenaikan pada periode bulan Oktober 2016.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M. H., Ping, Y.P., dan Yasis, S.R. 2015. Forecasting Malaysian Gold Using a Hybrid of ARIMA and GJR-GARCH Models. *Journal of Applied Mathematical Science* (9): 1491-1501.
- Anggriningrum D.P., Hendikawati P., dan Abidin Z. 2013. Perbandingan Prediksi Harga Saham dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan ARIMA. *Unnes Journal of Mathematics* 2(2): 104-109.
- Bolerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. 307-327.
- Cynthia A., Sugiman, dan Zaenuri. 2016. Analisis Perbandingan Menggunakan ARIMA dan Bootstrap pada Peramalan Nilai Ekspor Indonesia. *Unnes Journal of Mathematics* 5(1): 31-38
- Engle, R.F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimate of the Variance of United Kingdom Inflation. *Journal of Econometrica* (50): 987-1008.
- Iqbalullah, J. dan Winahju, W.S. 2014. Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Terbang di Pintu Kedatangan Bandar Udara Internasional Lombok dengan Metode ARIMA Box-Jenkins, ARIMAX, dan Regresi Time Series. *Jurnal Sains dan Seni Pomits* Vol. 3, No. 2: 212-217
- Makridakis, S. et. al. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid 1 Edisi ke-2. Suminto, H., penerjemah. Bina Rupa Aksara. Jakarta.
- Marthasari, Gita dan Djunaidy, Arif. 2014. Optimalisasi Data Latih Menggunakan Algoritma Genetika untuk Peramalan Harga Emas Berbasis Generalized Regression Neural Network. *Jurnal Sistem Informasi* (5): 62-69.
- Larasati E. N., Hendikawati P., dan Zaenuri. 2016. Analisis Volatility Forecasting Sembilan Bahan Pokok Menggunakan Metode GARCH dengan Program R. *Unnes Journal of Mathematics* 5(1): 90-99
- Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Santoso, S. 2009. *Panduan Lengkap Menguasai Statistik dengan SPSS*. Jakarta: PT. Elex media Komputindo.
- Sari F.T. dan Mariani S. 2016. Perbandingan Taksiran Value At Risk dengan Program R dan Matlab Analisis Investasi Saham Menggunakan Metode GARCH. *Unnes Journal of Mathematics* 5(2): 118-126

- Sukma, E.S. 2012. *Perbandingan Peramalan Harga Emas antara Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity dan Exponential Weighted Moving Average*, Tesis, Universitas Indonesia, Jakarta.
- Sunarti, Mariani S., dan Sugiman. 2016. Perbandingan Akurasi Model ARCH dan GARCH pada Peramalan Harga Saham Berbantuan Matlab. *Unnes Journal of Mathematics* 5(1): 81-89
- Susanti, Zaenuri, dan Mariani S. 2016. Analisis Model Threshold GARCH dan Model Exponential GARCH pada Peramalan IHSG. *Unnes Journal of Mathematics* 5(1): 55-63
- Wang, Y.S. dan Chueh, Y.L. 2012. Dynamic Transmission Effect between the interest Rate, the US dollar, and Gold and Oil Price. *Jurnal Economic Modelling* 30, 792-798.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Second Edition. Pearson Education. Inc. US.
- Wiyanti, D.T. 2012. Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal MIPA* 35(2): 175-182.
- World Gold Council-The Market Development Organisation for the Gold Industry, Thursday 10 December 2015, diakses tanggal 28 Desember 2015, (www.gold.org/statistics).