

## TIME SERIES MODELLING OF STOCK PRICE BY MODWT-ARIMA METHOD

**Maula Qorri 'Aina<sup>✉</sup>, Putriaji Hendikawati, Walid**

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

---

### Info Artikel

Sejarah Artikel:  
Diterima Mei 2019  
Disetujui Juli 2020  
Dipublikasikan Agustus 2020

---

Keywords:  
*MODWT-ARIMA,  
runtun waktu, saham*

### Abstrak

MODWT-ARIMA merupakan pemodelan runtun waktu yang menggabungkan proses MODWT dan proses ARIMA. Proses MODWT digunakan sebagai *pre-processing* data sedangkan proses ARIMA sebagai pembentuk model runtun waktu untuk data hasil dekomposisi MODWT. Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan bahwa pemodelan runtun waktu dengan gabungan proses MODWT-ARIMA memberikan hasil ramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan model ARIMA. Data yang dimodelkan adalah data runtun waktu harga saham harian BBRI.JK periode 2 Januari 2015 s.d. 31 Desember 2018. Pengukuran keakuratan hasil ramalan didasarkan pada nilai RMSE. Hasilnya model MODWT-ARIMA memiliki nilai RMSE = 4,909 yang lebih kecil dari pada model ARIMA dengan RMSE = 35,092, sedangkan RMSE hasil ramalan untuk 43 periode kedepan adalah sebesar 428,394 yang juga lebih kecil dari RMSE ramalan ARIMA sebesar 434,973. Hasil cek diagnostik model ARIMA untuk data hasil dekomposisi MODWT, yaitu D1, D2, D3, dan S3, menunjukkan bahwa residual modelnya bersifat tidak *white noise*, sedangkan model ARIMA untuk runtun waktu harga saham harian memiliki residual yang bersifat *white noise*. Secara teoritis, model yang residualnya tidak *white noise* dianggap kurang mampu menggambarkan sifat-sifat data yang diamati dan sebaiknya dilakukan pemodelan lanjutan terhadap residual. Akan tetapi, kajian penelitian ini dicukupkan untuk model ARIMA dan sudah bisa ditunjukkan bahwa model MODWT-ARIMA lebih efektif untuk memodelkan runtun waktu yang tidak stasioner dibandingkan model ARIMA.

### Abstract

*MODWT-ARIMA is a time series modeling that combines the MODWT process and the ARIMA process. The MODWT process is used as pre-processing data while the ARIMA process as a time series modeling for data from MODWT decomposition. This study aims to show that time series modeling with a combined MODWT-ARIMA process provides more accurate forecast result compared to the ARIMA model. The modeled data is time series of daily stock price BBRI.JK started from January 2, 2015 to December 31, 2018. Accuracy measurement of the forecasting result is based on the RMSE value. The result is the MODWT-ARIMA model has a RMSE value = 4,909 which is smaller than the ARIMA model with RMSE = 35,092, while the RMSE/forecast results for 43 future periods is 428,394 which is also smaller than the ARIMA forecast RMSE, 434,973. The diagnostic checking results if the ARIMA model for MODWT decomposition data, namely D1, D2, D3, and S3, indicate that the residual model is not white noise, while the ARIMA model for the time period of daily stock prices has white noise residuals. Theoretically, a model that has no white noise's residual is considered to be less able to describe the properties of the observed data and further residual modeling should be done. However, this research is sufficient for the ARIMA model and it can be shown that the MODWT-ARIMA model is more effective for modelling time series that are not stationary compared to the ARIMA model.*

### How to cite:

---

<sup>✉</sup>Aina, M.Q., Hendikawati, Putriaji., Walid 2019. Time Series Modelling of Stock Price By Modwt-Arima Method Semarang. *UNNES Journal of Mathematics*. 8(2):79-89.

© 2020 Universitas Negeri Semarang

## PENDAHULUAN

Peramalan runtun waktu merupakan metode kuantitatif untuk pendugaan berdasarkan data masa lalu dari suatu variabel yang telah dikumpulkan secara teratur (Hendikawati, 2015). Peramalan runtun waktu dapat dilakukan dengan mendekripsi pola dan kecenderungan data runtun waktu kemudian memformulasikannya dalam suatu model (Makridakis, 1991).

PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk merupakan perusahaan yang bergerak di bidang perbankan. Perusahaan tersebut didirikan pada tanggal 16 Desember 1895. Saham perseroannya telah dicatatkan di Bursa Efek Jakarta (sekarang Bursa Efek Indonesia) pada tanggal 10 November 2003 dengan kode saham BBRI sehingga mulai saat itu BRI menjadi perseroan terbuka. Saham BRI pada tahun itu langsung tergabung dalam indeks saham LQ45 dan menjadi salah satu saham unggulan di BEI (Laporan Tahunan BRI, 2016). LQ45 merupakan indeks saham di BEI yang beranggotakan 45 saham dengan kapitalis pasar terbesar dan terlikuid atau sering ditransaksikan. Biasanya manajer investasi akan menempatkan dananya pada saham-saham yang termasuk LQ45 untuk mengurangi resiko likuiditas. Selain itu, para investor saham di BEI perlu memperhatikan dan mempelajari terlebih dahulu data masa lalu suatu perusahaan yang akan diinvestasi. Hal tersebut sangat penting bagi investor untuk mengetahui prospek kedepan nilai saham dari suatu perusahaan tersebut.

Penelitian mengenai peramalan nilai saham BRI untuk mengetahui prospek kedepan nilai saham tersebut telah dilakukan oleh Sari (2017) dan Lilipaly, dkk. (2014) dengan menggunakan metode ARIMA. Selain itu, telah dilakukan juga penelitian nilai saham BRI dengan metode ARIMA-GARCH oleh Yolanda, dkk. (2017).

Investasi saham memiliki daya tarik tersendiri bagi para investor karena transaksi perdagangan yang dinamis dan relatif murah. Harga saham terbentuk atas banyaknya permintaan dan penawaran yang terjadi karena berbagai faktor, baik yang sifatnya spesifik atas saham, maupun faktor yang sifatnya makro seperti kondisi ekonomi negara. Faktor-faktor tersebut bergerak dinamis yang menyebabkan sebagian besar harga saham tidak stabil atau dalam analisis runtun waktu dianggap tidak stasioner.

Salah satu metode analisis runtun waktu yang lebih modern untuk mengatasi data yang tidak stasioner adalah metode *wavelet*. Analisis

dekomposisi *wavelet* merupakan fungsi basis yang memberikan alat baru sebagai pendekatan dalam merepresentasikan data atau fungsi-fungsi lain (Banakar dan Azeem, 2006). Fungsi *wavelet* diartikan sebagai suatu fungsi matematika yang mempunyai sifat-sifat tertentu diantaranya berosilasi disekitar nol (seperti fungsi sinus dan cosinus) serta/ terlokalisasi dalam domain waktu artinya pada saat nilai domain relatif besar, fungsi *wavelet* berharga nol (Walker, 2008). Representasi waktu dan frekuensi mengakibatkan transformasi *wavelet* dapat digunakan untuk menganalisis data-data nonstasioner.

Penelitian mengenai penggunaan metode *wavelet* yang dikombinasikan dengan ARIMA untuk peramalan runtun waktu telah dilakukan oleh Conejo, dkk (2005). Hasil penelitian tersebut menyebutkan bahwa jika transformasi *wavelet* diterapkan pada data yang memiliki penyakit (rata dan variansi tidak konstan, mengandung *outliers*, atau terdapat pengaruh musiman) maka data hasil transformasi tersebut akan memiliki perilaku secara umum lebih baik dari data aslinya. Dengan demikian, nilai yang akan datang dari data hasil transformasi dapat diramalkan secara lebih akurat dengan menggunakan teknik peramalan ARIMA.

Transformasi *wavelet* dibagi menjadi dua bagian, yaitu *Continuous Wavelet Transform* (CWT) dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Lestari dan Subanar (2015) telah mengkaji penggunaan DWT untuk penanganan data runtun waktu yang berdimensi tinggi dan selanjutnya untuk keperluan peramalan digunakan metode peramalan runtun waktu yang mungkin menggambarkan sifat-sifat data pendekatan *wavelet*, dalam penelitian tersebut digunakan model AR(1).

Pemodelan dengan DWT terbatas pada ukuran sampel  $N$  yang dapat dibagi menjadi  $2^J$  untuk suatu bilangan positif  $J$ . Sehingga dikembangkan konsep baru, yaitu *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT) untuk mengatasi keterbatasan tersebut. Keunggulan MODWT dari pada DWT diantaranya adalah dapat digunakan untuk setiap ukuran sampel dan mereduksi data menjadi setengahnya (*down sampling*) sehingga setiap level dekomposisi terdapat koefisien *wavelet* dan skala sebanyak panjang data (Percival dan Walden, 2000).

Kajian tentang MODWT telah banyak dilakukan, diantaranya oleh Warsito, dkk (2013) yang menerapkan MODWT pada pemodelan runtun waktu dengan metode *linear autoregressive* yang menunjukkan bahwa transformasi *wavelet*

dengan MODWT dengan level dekomposisi dan koefisien pada setiap level yang dipilih secara optimal dapat digunakan untuk perbaikan prediksi runtun waktu. Wadi, dkk. (2013) juga menyebutkan bahwa pengkombinasian model peramalan sederhana, seperti ARMA, ARIMA, dan sebagainya dengan model peramalan modern (MODWT) dapat memberikan perbaikan pada hasil peramalan.

Rosadi (2016) mengelompokkan model-model runtun waktu menjadi dua bagian, yaitu model stasioner dan model non stasioner. Pada umumnya, sebagian besar data runtun waktu bersifat tidak stasioner atau membentuk model yang nonstasioner. Salah satu metode peramalan runtun waktu yang umum digunakan untuk mengatasi data nonstasioner adalah metode ARIMA. Metode ARIMA dipopulerkan oleh Box dan Jenkins yang digunakan untuk memprediksi data runtun waktu pada keadaan tertentu dengan perilaku yang sangat kompleks dan sulit dianalisis.

Abdullah (2012) telah mengkaji model ARIMA untuk peramalan harga penjualan emas dengan periode harga harian. Dalam penelitiannya, ia menyebutkan bahwa model ARIMA memberikan teknik peramalan yang tepat untuk prediksi variabel-variabel yang mengalami fluktuasi atau *trend*. Akan tetapi model ini memerlukan banyak data runtun waktu terkait variabel yang diteliti. Analisis runtun waktu konsumsi listrik rumah tangga dengan metode ARIMA dan ARMA telah dilakukan oleh Chujai, dkk (2013). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model ARIMA merupakan model terbaik untuk memperoleh nilai ramalan yang paling mendekati dengan data realnya untuk periode data harian dan kuartalan. Sedangkan model ARMA paling sesuai untuk periode data harian dan mingguan.

Penelitian ini akan mengkaji pemodelan runtun waktu harga saham harian BBRI.JK dengan metode MODWT-ARIMA, dimana dalam memodelkan data runtun waktu dilakukan dengan ARIMA yang dikombinasikan dengan proses MODWT. Tujuan dari penelitian ini adalah menunjukkan keefektifan metode MODWT-ARIMA dibandingkan metode ARIMA dalam pemodelan runtun waktu dan meramalkan data harga saham harian BBRI.JK dengan model terbaik tersebut untuk periode 1 November 2018 s.d. 31 Desember 2018.

## METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data berupa harga saham penutupan harian PT BRI, Tbk. dalam rentang 2 Januari 2015 s.d. 31 Desember 2018 yang diperoleh dari <https://finance.yahoo.com/>.

Proses analisis data terhadap data sampel di atas secara ringkasnya ditampilkan dengan *flowchart* pada gambar 1. Adapun penjelasan *flowchart* analisis data tersebut adalah sebagai berikut.

(1) Proses analisis data dimulai dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu data *in sample* untuk menentukan model dan data *out sample* untuk validasi peramalan atau pengukuran kesalahan model. Menurut penelitian Iqbalullah dan Winahju (2014) data *in sample* dan *out sample* ditentukan secara bebas. Data sampel pada penelitian tersebut dibagi menjadi data *in sample* sebesar 97% dari jumlah sampel dan data *out sample* kurang dari 5%. Oleh sebab itu dalam penelitian ini data harga saham dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in sample* sebanyak 96% yaitu 956 data untuk menentukan model dan data *out sample* sebanyak 4% yaitu 43 data untuk evaluasi model (pengukuran kesalahan model).

(2) Dekomposisi MODWT, dekomposisi MODWT digunakan sebagai proses *pre-processing* data yang akan dimodelkan. Proses MODWT dilakukan terhadap data *in sample* dengan menggunakan filter db4 dan 3 level dekomposisi ( $J = 3$ ). Proses MODWT dilakukan dengan bantuan *software* MatlabR2018a. Hasil dari proses ini berupa 4 barisan data berupa 3 barisan data koefisien wavelet dan 1 barisan data koefisien skala, secara berturut-turut dinamakan  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ .

(3) Identifikasi model, proses ini dilakukan terhadap  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Identifikasi secara sederhana dilakukan dengan melihat plot dari masing-masing  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Hal ini bermanfaat untuk mengetahui adanya *trend* atau adanya pengaruh musiman pada masing-masing runtun waktu  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Pengecekan stasioneritas secara formal dilakukan dengan Uji *Unit Root* dengan metode *Augmented Dickey-Fuller Test* (Uji ADF), dengan menguji hipotesis  $H_0$ : terdapat akar unit atau data tidak stasioner dan  $H_1$ : tidak terdapat akar unit atau data stasioner. Hipotesis  $H_0$  ditolak jika nilai statistik uji ADF kurang dari daerah kritisnya dan berlaku sebaliknya. Jika data tidak stasioner, maka biasanya bisa dikonversi menjadi stasioner, dengan proses *differencing* atau *transformasi*. Transformasi yang sering digunakan untuk mengatasi data yang tidak stasioner adalah transformasi log (Rosadi, 2011).

(4) Estimasi Parameter Model, analisis *overfitting*

juga dilakukan dalam pemodelan, dengan cara mengkaji dan menganalisis model runtun waktu yang memiliki orde yang lebih tinggi dari pada model yang teridentifikasi. Uji signifikansi juga dilakukan terhadap parameter model terestimasi. Pengujian signifikansi didasarkan pada statistik uji  $t$  yang berdistribusi student-t dengan derajat bebas  $n - 1$ ,  $n$ : banyaknya sampel. Hipotesis uji tersebut adalah  $H_0$ : parameter sama dengan nol atau tidak signifikan dan  $H_1$ : parameter tidak sama dengan nol atau signifikan.

(5) Cek Diagnostik dan Pemilihan Model Terbaik. Cek diagnostik dimaksudkan untuk memverifikasi kesesuaian model dengan sifat-sifat data. Jika model merupakan model yang tepat maka data yang dihitung dengan model (*fitted value*) akan memiliki sifat-sifat yang mirip dengan data asli. Dengan demikian, residual yang dihitung berdasarkan model yang terestimasi bersifat *white noise*. Sifat *white noise* dari residual model dapat dilihat dari plot FAK dan FAKP residual dan melakukan uji korelasi serial. Plot FAK dari residual model yang bersifat *white noise* ditandai dengan tidak adanya lag  $k \geq 1$  yang keluar dari garis batas interval. Sedangkan uji korelasi serial dilakukan dengan dengan statistik uji Ljung-Box

$$Q = \frac{n(n+2) \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j)^2}{(n-j)}, \text{ yang akan berdistribusi } \chi^2(k - (p+q)), k > (p+q) \text{ dimana } \hat{\rho}(j) \text{ menunjukkan nilai sampel FAK residual pada lag-}j, \text{ sedangkan } p \text{ dan } q \text{ menunjukkan orde dari}$$

model ARMA( $p, q$ ). Hipotesis uji korelasi serial ini adalah  $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k, k < n$ , dimana tidak terdapat korelasi serial dalam residual sampai lag- $k$ ,  $k < n$ . Hipotesis ini diterima apabila nilai *p-value* dari statistik uji Ljung-Box di atas garis batas 5% dan berlaku sebaliknya. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang paling kecil mendekati nol.

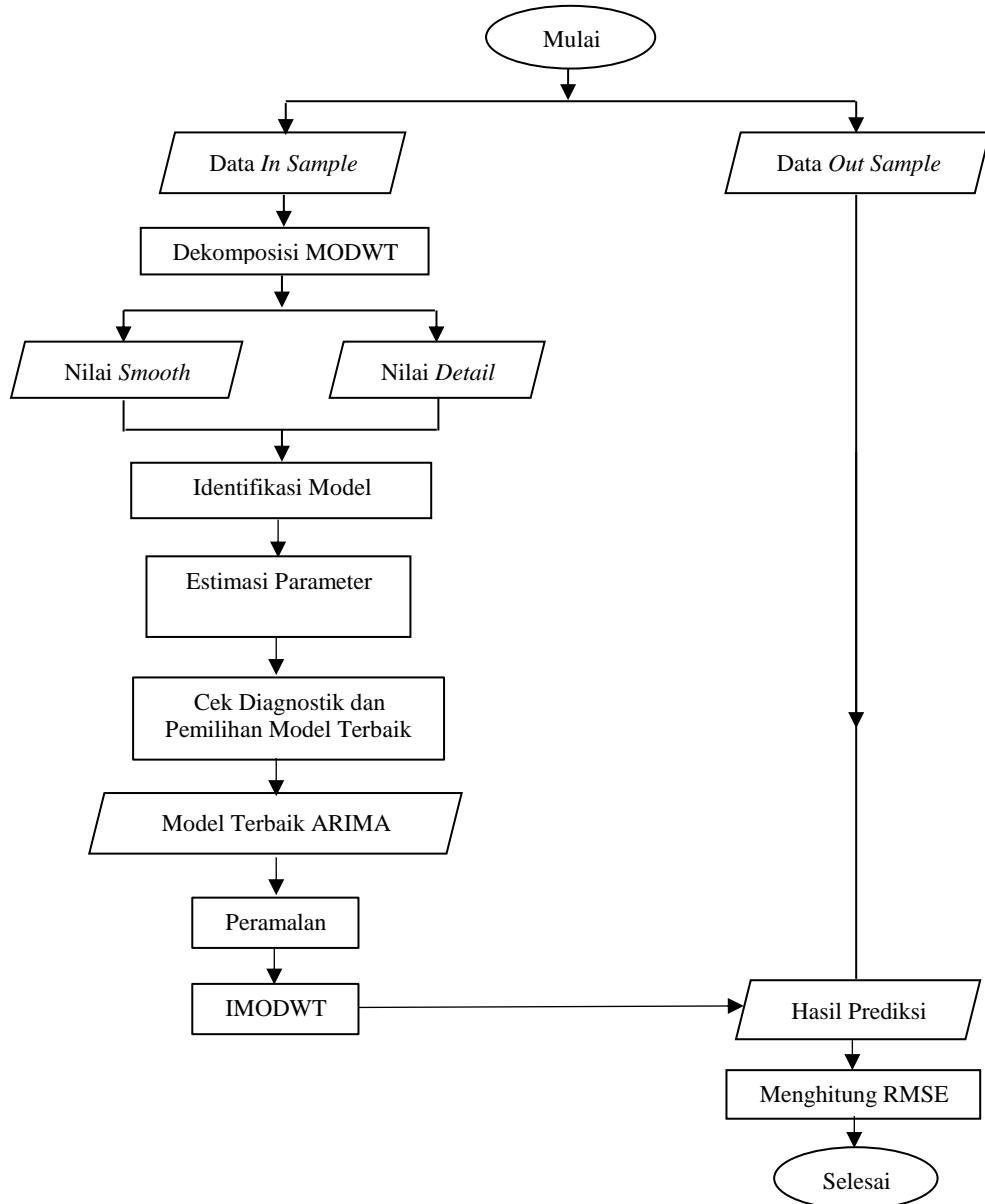
(6) Peramalan, proses peramalan dilakukan terhadap masing-masing  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$  dengan menggunakan model terbaik untuk masing-masing runtun waktu tersebut.

(7) IMODWT, *Invers Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* dilakukan untuk merekonstruksi data asli ( $Z_t$ ) dari data hasil dekomposisi  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Proses ini dilakukan dengan filter yang ketika melakukan proses MODWT.

(8) Menghitung RMSE, proses ini dimaksudkan untuk mengetahui keakuratan hasil peramalan dengan model tersebut.

(9) Akhir dari proses analisis data ini adalah diperolehnya nilai hasil ramalan dan nilai RMSE nya.

Proses dekomposisi MODWT dan IMODWT dalam penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* MatlabR2018a sedangkan proses pemodelan ARIMA dilakukan dengan bantuan *software* R-3.5.3.



Gambar 1. Flowchart Analisis Data

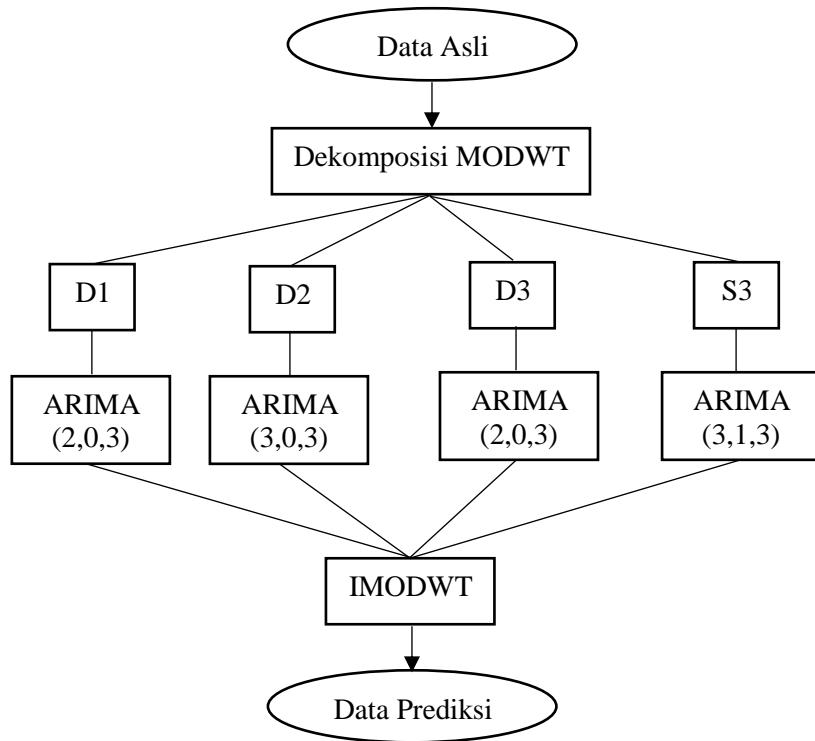
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pemodelan MODWT-ARIMA Dekomposisi MODWT

Pemfilteran dengan MODWT dapat dilakukan untuk sembarang ukuran sampel, tidak seperti pada DWT yang mensyaratkan banyaknya sampel yang diamati harus dapat dinyatakan dengan  $2^R$  dengan  $R$  bilangan bulat positif. Selain

itu, keuntungan MODWT adalah dapat mengeliminasi reduksi data menjadi setengahnya (*down-sampling*) sehingga dalam setiap level akan terdapat koefisien wavelet dan skala sebanyak panjang data (Percival & Walden, 2000).

Hasil pemodelan runtun waktu harga saham harian BBRI.JK dengan metode MODWT-ARIMA secara ringkas disajikan dalam *flowchart* pada gambar 2 berikut.



**Gambar 2** Hasil Pembahasan Pemodelan Runtun Waktu Harga Saham dengan Metode MODWT-ARIMA

Proses MODWT menghasilkan 4 barisan data, yaitu  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Banyaknya koefisien wavelet pada setiap level di dalam MODWT selalu sama sehingga lebih sesuai untuk pemodelan data time series dibandingkan DWT. Prediksi data time series satu langkah ke depan dimodelkan secara linier berdasarkan koefisien wavelet hasil dekomposisi pada langkah-langkah sebelumnya. Koefisien *wavelet* (detil) dan koefisien skala hasil transformasi MODWT yang dianggap mempunyai pengaruh untuk prediksi pada waktu  $t + 1$  akan berbentuk  $d_{j,t-2^J(k-1)}$  dan  $s_{j,t-2^J(k-1)}$  atau dapat dituliskan dalam persamaan berikut.

$$\hat{z}_{t+1} = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{A_j} \hat{a}_{j,k} d_{j,t-2^J(k-1)} + \sum_{k=1}^{A_{J+1}} \hat{a}_{J+1,k} s_{J,t-2^J(k-1)}$$

dimana  $J$  menyatakan level dekomposisi sedangkan  $A_j$  menjelaskan banyaknya koefisien yang terpilih pada setiap level dekomposisi atau orde dari model runtun waktu.

Selanjutnya untuk masing-masing barisan data,  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$  dilakukan pemodelan runtun waktu dengan metode ARIMA.

#### Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan terhadap  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$ . Langkah awal proses ini adalah

menggunakan pengecekan stasioneritas yang didasarkan pada uji *Unit Root* dengan metode uji ADF. Hasil uji tersebut ditampilkan pada tabel 1 berikut ini.

**Tabel 1** Hasil Uji Stasioneritas  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$

RW	Tes Statistik	Nilai Kritis	Stasioneritas
D1	-34,168	-2,58	✓
D2	-34,150	-2,58	✓
D3	-14,443	-2,58	✓
S3	-2,578	-3,96	—
diff1S3	-14,987	-2,58	✓

Terlihat bahwa runtun waktu  $D_1, D_2$ , dan  $D_3$  stasioner dan  $S_3$  juga stasioner setelah melakukan proses stasionerisasi dengan differensi lag-1. Sehingga dapat dilakukan estimasi model untuk masing-masing  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$  berdasarkan pada plot FAK dan FAKP serta aturan model ARIMA dari runtun waktu yang sudah stasioner.

#### Estimasi dan Pengujian Parameter Model

Estimasi parameter dilakukan terhadap model terestimasi. Sebelum dilakukan estimasi parameter untuk semua model, dilakukan pengecekan terlebih dahulu untuk masing-masing runtun apakah konstanta perlu diikutkan

dalam model atau tidak. Apabila model dengan konstanta adalah model yang signifikan, maka model yang dipilih dalam proses estimasi selanjutnya adalah model dengan konstanta dan sebaliknya. Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap signifikansi parameter terestimasi didasarkan pada statistik *student-t*. Hasil pengujian terhadap parameter model disajikan pada tabel 2 berikut.

**Tabel 2** Hasil Pengujian Parameter Model Teridentifikasi untuk  $D_1, D_2, D_3$  dan  $S_3$

ARIMA	Cek Sig			ARIMA	Cek Sig
	D1	D2	D3		
(0,0,1)	✓	✓	✓	(0,1,1)	✓
(0,0,2)	✓	✓	✓	(0,1,2)	✓
(0,0,3)	✓	✓	—	(0,1,3)	✓
(1,0,0)	✓	✓	✓	(1,1,0)	✓
(2,0,0)	✓	✓	✓	(2,1,0)	✓
(3,0,0)	✓	✓	✓	(3,1,0)	✓
(1,0,1)	✓	✓	✓	(1,1,1)	✓
(1,0,2)	✓	✓	✓	(1,1,2)	—
(1,0,3)	✓	✓	—	(1,1,3)	✓
(2,0,1)	✓	✓	✓	(2,1,1)	✓
(2,0,2)	✓	✓	✓	(2,1,2)	✓
(2,0,3)	✓	✓	✓	(2,1,3)	✓
(3,0,1)	✓	✓	✓	(3,1,1)	✓
(3,0,2)	✓	✓	✓	(3,1,2)	✓
(3,0,3)	✓	✓	✓	(3,1,3)	✓

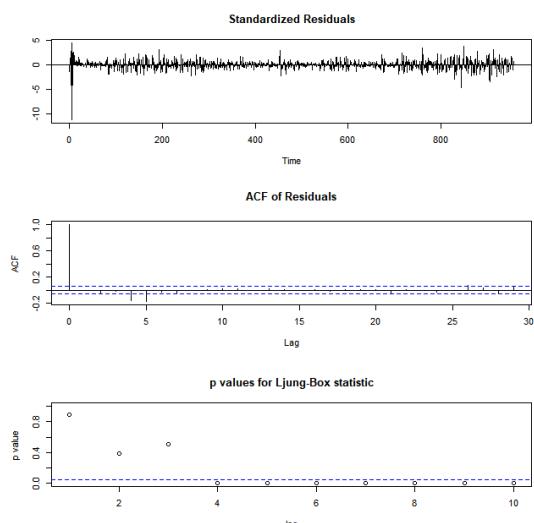
Terlihat dari tabel ringkasan hasil cek signifikansi parameter model teridentifikasi bahwa terdapat lebih dari satu model yang signifikan untuk masing-masing  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$ .

#### Cek Diagnostik dan Pemilihan Model Terbaik

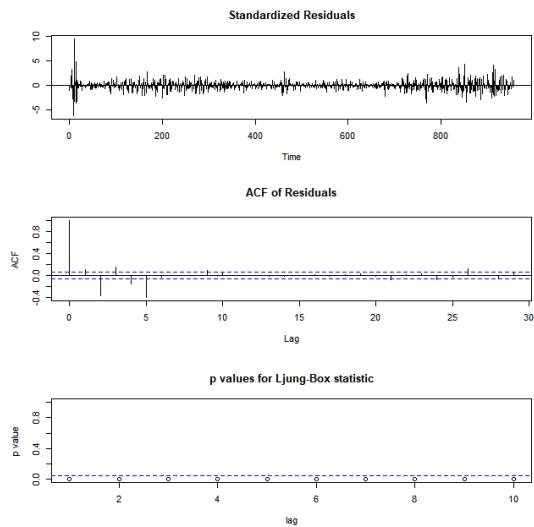
Cek diagnostik dilakukan terhadap model yang signifikan dari masing-masing model  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$ . Pengecekan diagnostik dilakukan terhadap residual model untuk mengecek apakah residual bersifat *white noise* atau tidak.

Berdasarkan hasil cek diagnostik terhadap residual model dari  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$  dengan menggunakan plot FAK dan *p-value*, serta aturan residual model yang bersifat *white noise*, diketahui bahwa tidak ada model bersifat *white noise* untuk  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$ . Model yang memiliki residual tidak *white noise* dianggap kurang mampu menggambarkan sifat-sifat data yang diamati karena residual masih mengandung informasi yang perlu dipertimbangkan dalam pemodelan sehingga sebaiknya dilakukan pemodelan lanjutan untuk residual tersebut (Makridakis, 1991). Akan

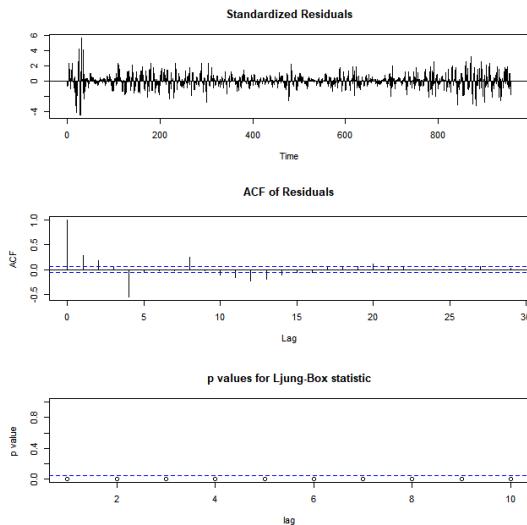
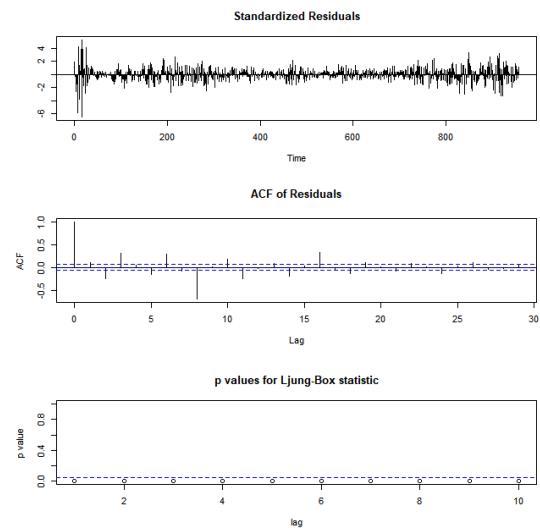
tetapi, karena penelitian ini hanya terbatas pada model runtun waktu ARIMA, maka akan diasumsikan bahwa residual untuk  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$  bersifat *white noise*. Sehingga dipilih model untuk  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$  yang residualnya mendekati asumsi *white noise* dan memiliki nilai RMSE minimum, secara berturut-turut untuk  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$  yaitu ARIMA (2,0,3), ARIMA (3,0,3), ARIMA (2,0,3) dan ARIMA (3,1,3). Plot hasil cek diagnostik model terbaik untuk masing-masing runtun waktu  $D_1, D_2, D_3$ , dan  $S_3$  ditampilkan pada gambar berikut.



**Gambar 3** Cek Diagnostik  $D_1$



**Gambar 4** Cek Diagnostik  $D_2$

Gambar 5 Cek Diagnostik D<sub>3</sub>Gambar 6 Cek Diagnostik S<sub>3</sub>

### Peramalan

Berdasarkan model terbaik yang diperoleh untuk masing-masing runtun waktu, D<sub>1</sub>, D<sub>2</sub>, D<sub>3</sub>, dan S<sub>3</sub> akan dilakukan peramalan terhadap masing-masing runtun waktu tersebut. Berdasarkan hasil cek diagnostik parameter dan residual model, diperoleh model terbaik untuk runtun waktu D<sub>1</sub>, D<sub>2</sub>, D<sub>3</sub>, dan S<sub>3</sub> secara berturut-turut adalah, ARIMA (2,0,3), ARIMA (3,0,3), ARIMA (2,0,3), dan ARIMA (3,1,3).

### IMODWT

Hasil peramalan masing-masing runtun waktu digunakan untuk merekonstruksi nilai prediksi harga saham harian BBRI.JK. Rekonstruksi nilai prediksi harga saham harian dari nilai-nilai hasil dikomposisi dilakukan dengan melakukan proses *Invers Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (IMODWT) dengan filter Daubechies 4 (db4).

### Pemodelan ARIMA

Pemodelan ARIMA juga dilakukan di dalam penelitian ini untuk harga saham harian BBRI.JK sebagai pembanding keakuratan hasil peramalan MODWT-ARIMA.

### Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan terhadap data *in sample*, dimulai dari pengujian stasioneritas dengan metode uji ADF. Hasil uji ADF untuk data *in sample* (Z) ditampilkan pada tabel 7 berikut.

Tabel 7 Hasil Uji ADF untuk Z

RW	Tes Statistik	Nilai Kritik	Stasioneritas
----	---------------	--------------	---------------

Z	-2,532	-3,96	X
---	--------	-------	---

Terlihat bahwa nilai tes statistik lebih besar dari nilai kritis maka hipotesis nol tidak ditolak, sehingga data tidak stasioner. Sehingga dilakukan proses stasionerisasi dengan transformasi log dan diffrensi lag 1. Hasil uji ADF terhadap data transformasi log dan diffrenensi lag 1 ditampilkan pada tabel 8 berikut.

Tabel 8 Hasil Uji ADF untuk log(diff Z)

RW	Tes Statistik	Nilai Kritik	Stasioneritas
Diff 1 S3	-16,720	-2,58	✓

Terlihat bahwa dengan melakukan proses differensi lag-1 mengakibatkan data sudah stasioner. sehingga proses pemodelan ARIMA dapat dilanjutkan. Selanjutnya adalah estimasi model berdasarkan plot FAK dan plot FAKP serta aturan model ARIMA untuk runtun waktu stasioner.

### Estimasi Parameter

Karena model dengan konstanta dan tanpa konstanta sama-sama menghasilkan konstanta sama dengan nol maka bisa digunakan salah satu model. Pengujian signifikansi parameter dilakukan berdasarkan pada uji statistik *student-t*. Hal ini dilakukan untuk mengetahui apakah model signifikan atau tidak. Hasil uji signifikansi parameter ditampilkan pada tabel 9 berikut.

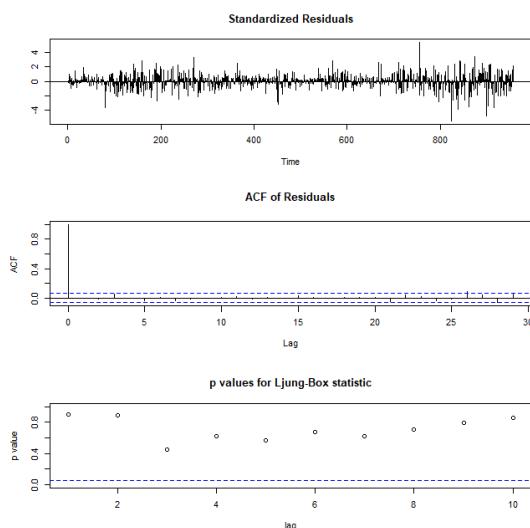
**Tabel 9** Hasil Pengujian Parameter Model Teridentifikasi

No	ARIMA (p,d,q)	Sig	No	ARIMA (p,d,q)
1	(0,1,1)	✓	9	(1,1,3)
2	(0,1,2)	✓	10	(2,1,1)
3	(0,1,3)	✗	11	(2,1,2)
4	(1,1,0)	✓	12	(2,1,3)
5	(2,1,0)	✓	13	(3,1,1)
6	(3,1,0)	✗	14	(3,1,2)
7	(1,1,1)	✓	15	(3,1,3)
8	(1,1,2)	✓		

Tabel 9 menunjukkan bahwa terdapat beberapa model yang signifikansi, yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (0,1,2), ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA (1,1,2).

#### Cek Diagnostik dan Pemilihan Model Terbaik

Cek diagnostik dilakukan terhadap model yang signifikan. Cek diagnostik dimaksudkan untuk mengecek apakah residual data bersifat *white noise* atau tidak. Jika terdapat beberapa model yang residualnya bersifat *white noise*, maka dipilih sebuah model terbaik yang meminimumkan nilai *error*, RMSE.

**Gambar 7** Cek Diagnostik ARIMA (1,1,2)

Terlihat dari gambar 7 bahwa residual ARIMA (1,1,2) bersifat *white noise*, ditandai dengan tidak ada  $lag(\geq 1)$  yang keluar dari garis batas interval pada plot FAK-nya, sedangkan nilai *p-value* dari statistik uji Q Ljung-Box juga di atas garis batas 5% yang menandakan bahwa hipotesis nol residual tidak mengandung korelasi serial diterima. Berdasarkan RMSE-nya, ARIMA (1,1,2) memiliki nilai RMSE yang

paling mendekati nol diantara model ARIMA lainnya yang *white noise*. Jadi, dipilih ARIMA (1,1,2) sebagai model terbaik ARIMA untuk pemodelan harga saham harian BBRI.JK.

#### Peramalan

Peramalan dilakukan dengan menggunakan model terbaik yang diperoleh dari proses pemodelan ARIMA, yaitu ARIMA (1,1,2).

#### Perbandingan Hasil Peramalan Model MODWT-ARIMA dan ARIMA

Pengukuran keakuratan hasil peramalan didasarkan pada nilai RMSE yang dihasilkan dari peramalan. Hasil peramalan semakin baik jika nilai RMSE dekat dengan nol. Nilai RMSE untuk model MODWT-ARIMA dan ARIMA ditampilkan pada tabel 10 berikut.

**Tabel 10** RMSE Model MODWT-ARIMA dan ARIMA

No	Model	RMSE	
		In Sample	Out Sample
1	MODWT-ARIMA	4,909	428,394
2	ARIMA	35,092	434,073

Terlihat bahwa nilai RMSE model MODWT-ARIMA pada data *in sample* sangat signifikan mendekati nol dibandingkan dengan RMSE model ARIMA. RMSE pada data *out sample*, juga menunjukkan bahwa model MODWT-ARIMA memiliki nilai *error* yang lebih kecil dibanding model ARIMA, walau selesih *error* kedua model tersebut tidak terlalu berbeda jauh seperti pada data *in sample*-nya. Dalam hal ini, disadari bahwa perubahan harga saham tidak hanya dipengaruhi oleh faktor yang sifatnya spesifik atas saham tersebut (kinerja perusahaan dan dimana industri perusahaan tersebut bergerak, akan tetapi juga dipengaruhi oleh faktor yang sifatnya makro (kondisi ekonomi Negara, kondisi sosial-politik, maupun rumor-rumor yang berkembang), yang mana menyebabkan harga saham bersifat tidak stabil dan fluktuatif. Akan tetapi, penelitian ini terfokus untuk menunjukkan bahwa metode MODWT-ARIMA lebih efektif dari metode ARIMA untuk memodelkan harga saham harian BBRI.JK. Keefektifan model MODWT-ARIMA dibanding model ARIMA dalam hal ini didasarkan pada nilai RMSE model tersebut yang lebih mendekati nol dibanding RMSE model ARIMA, sehingga dapat dapat disimpulkan bahwa model MODWT-ARIMA lebih efektif dari model ARIMA untuk pemodelan harga saham harian BBRI.JK.

## SIMPULAN

Simpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah (1) Peramalan dengan dengan MODWT-ARIMA pada harga saham BBRI.JK menghasilkan nilai RMSE yang lebih kecil dari pada menggunakan model ARIMA. Nilai RMSE model MODWT-ARIMA sebesar 12,259 sedangkan nilai RMSE model ARIMA sebesar 77,416. Sehingga dapat ditunjukkan bahwa pemodelan harga saham harian BBRI.JK dengan metode MODWT-ARIMA lebih efektif dari pada dengan ARIMA. (2) Hasil peramalan tanggal 1 November 2018 s.d. 31 Desember 2018 saham BBRI.JK dengan metode MODWT-ARIMA ditampilkan pada tabel berikut.

<b>t</b>	<b>MODWT-ARIMA</b>	<b>t</b>	<b>MODWT-ARIMA</b>
957	3101,29	979	3164,03
958	3109,27	980	3141,79
959	3117,04	981	3121,79
960	3125,39	982	3109,36
961	3131,42	983	3106,04
962	3132,98	984	3114,67
963	3130,72	985	3123,08
964	3126,36	986	3123,21
965	3122,93	987	3128,77
966	3122,83	988	3149,84
967	3126,16	989	3172,04
968	3132,27	990	3167,78
969	3136,68	991	3135,33
970	3134,48	992	3096,22
971	3125,49	993	3056,24
972	3113,14	994	3002,19
973	3106,03	995	3021,26
974	3111,39	996	2990,17
975	3129,58	997	2942,63
976	3154,13	998	3052,60
977	3172,38	999	3082,07
978	3176,01		

## SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan keterbatasan-keterbatasan yang diperoleh dalam penelitian ini, maka peneliti

memberikan saran bahwa hasil peramalan harga saham harian BBRI.JK dengan MODWT-ARIMA akan lebih baik lagi jika dilakukan pemodelan lanjutan untuk residual dengan model volatilitas, karena berdasarkan hasil cek diagnostik terhadap residual model ARIMA diketahui bahwa residual model bersifat tidak *white noise* atau mengandung gejala heteroskedastisitas. Sehingga untuk pengembangan penelitian ini disarankan bisa melanjutkan untuk pemodelan residualnya atau menggunakan model *hybrid* lainnya sehingga bisa diperoleh model yang lebih akurat untuk meramalkan harga saham harian BBRI.JK.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, Lazim. 2012. ARIMA Model for Gold Bullion Coin Selling Prices Forecasting. *International Journal of Advances in Applied Sciences (IJAAS)*, 1(4): 153 – 158.
- Banakar, A. & M. F. Azeem. 2006. A New Artificial Neural Network and its Application in Wavelet Neural Network and Wavelet Neuro Fuzzy (Case Study: Time Series Prediction). *3<sup>rd</sup> International IEEE Conference Intelligent Systems*. London: UK.
- Chujai, P., N. Kerdprasop, & K. Kerdprasop. 2013. Time Series Analysis of Household Electric Consumption with ARIMA and ARMA Models. *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 1.
- Conejo, A.J., M.A. Plazas, R. Espinol, & A. B. Molina. 2005. Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models. *IEEE Transactions on Power System*, 20(2): 1035 – 1042.
- Hendikawati, Putriaji. 2015. *Peramalan Data Runtun Waktu: Metode dan Aplikasinya dengan Minitab dan Eviews*. Semarang: FMIPA Universitas Negeri Semarang.
- 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.
- Laporan Tahunan BRI. 2016.
- Lestari, V. N. & Subanar. 2015. Transformasi Wavelet Diskrit untuk Data Time Series. *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.

- Lilipaly, G. S., D. Hatidja, & J. S. Kekenus. 2014. Prediksi Harga Saham PT BRI, Tbk. Menggunakan Metode ARIMA. *Jurnal Ilmiah Sains*, 14(2): 60 – 67.
- Makridakis, Spyros, dkk. 1991. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Diterjemahkan oleh: Andriyanto, U.S. & A. Basith. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Percival, D. B. & A. T. Walden. 2000. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. United Kingdom: Cambridge Univeristy Press.
- Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Rosadi, D. 2016. *Analisis Runtun Waktu dan Aplikasinya dengan R*. Yogyakarta: Gajah Mada University Press.
- Sari, E. D. N. 2017. *Peramalan Harga Saham Perusahaan Industri Perbankan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*. Tugas Akhir. Surabaya: Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh November.
- Wadi, S. Al., Hamarsheh, & H. Alwadi. 2013. Maximum Overlapping Discrete Wavelet Transform in Forecasting Banking Financial Time Series Data Baseed on ARIMA Model. *Applied Mathematical Sciences*, 5(7): 315 – 326.
- Warsito, B., Subanar, & Abdurakhman. 2013. Pemodelan Time Series dengan Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform. *Prosiding Seminar Nasional Statistika Universitas Diponegoro*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Walker, J. S., 2008. *A Primer on Wavelets and Their Scientific Applications: Second Edition*. United States of America: Taylor & Francis Group, LLC.
- Yahoo Finance*, diakses tanggal Juni 2018, (<https://finance.yahoo.com/>).
- Yolanda, N.B., N. Nainggolan, & H.A.H. Komalig. 2017. Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Memprediksi Harga Saham Bank BRI. *Jurnal MIPA UNSRAT ONLINE*, 6(2): 92 – 96.