
PREDIKSI HARGA MINYAK DUNIA DENGAN METODE AUTOREGRESSIVE FRACTIONALLY INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARFIMA)

¹Dimas Kevin Natanael, ²Diah Safitri, ³Suparti

^{1,2,3}Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

Email : dimaskevin25@gmail.com

ABSTRACT

Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) model is a development of the ARIMA model. The advantage of the ARFIMA method is the non-integer differentiation value so that it can overcome long memory effect that cannot be solve with the usual ARIMA method. Non-integer differential values can be estimated with a binomial expansion approach which is an infinite weighted sum of past values to solve the long memory effect that arises. Some of the advantages of using the ARFIMA model iscapable of modeling high changes in the long term (long term persistence), be able to explain long-term and short-term correlation structures at the same time, to provide models with simple parameters (parsimony) for data with memory long term and short term. Data of world oil price contain long memory effect, then used ARFIMA method to get the best model. The best model obtained is the ARMA([1,7]; 0) model with the differential value is 0,48937, then the model can be written into ARFIMA ([1,7]; d; 1). The best model chosen has an MSE value of 0,44 and a MAPE value of 3,32%.

Keywords : *Sea Passengers, ARIMA Box-Jenkins, Calendar Variation, ARIMAX*

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang berlimpah akan berbagai jenis Sumber Daya Alam seperti batu bara, tembaga, nikel, pasir besi, biji timah, dan lainnya, tak terkecuali minyak mentah dan gas bumi. Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Produksi minyak mentah Indonesia kini semakin menurun. Kondisi yang bertolak belakang antara kinerja produksi dan konsumsi minyak ini membuat Indonesia mengalami defisit, yaitu sekitar 800 ribu barel per hari pada tahun 2006 menjadi sekitar 690 ribu barel per hari pada tahun 2015. Penurunan tersebut disebabkan oleh penurunan produksi sumur – sumur produksi minyak bumi yang umumnya sudah tua sedangkan produksi sumur baru masih relatif terbatas [14].

Dalam rangka memenuhi kebutuhan konsumsi bahan bakar maka dilakukan kegiatan *import*. Meskipun demikian masalah kembali muncul kaitannya dengan harga minyak *import*. Harga minyak *import* sering mengalami fluktuasi yang mengakibatkan harga sering berubah – ubah, sehingga diperlukan prediksi harga minyak yang akurat. Prediksi ini dibutuhkan sebagai bahan informasi yang kaitannya dengan perkiraan harga bahan bakar di masa yang akan datang. Data harga minyak sendiri merupakan salah satu data runtun waktu yang dapat diprediksi nilainya untuk beberapa tahap kedepan.

Adakalanya suatu data runtun waktu menunjukkan pola memori jangka panjang (*long memory*), ini terlihat dari nilai-nilai autokorelasi pada plot ACF yang turun secara lambat untuk jarak waktu (lag) yang semakin meningkat dan hasil perhitungan dari statistik *Husrt* (*H*)

yang terletak dalam interval $0,5 > H > 1$. Identifikasi ini mengindikasikan bahwa nilai dari koefisien pembeda bernilai pecahan, sehingga model yang paling cocok adalah model ARFIMA (*Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average*) [1].

Granger (1980) adalah orang yang pertama kali memperkenalkan model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA)* [5]. Kemudian oleh Hosking (1981) dilakukan pengkajian terhadap sifat – sifat *long memory* dari model ARFIMA. Model ARFIMA dapat menjelaskan deret berkala jangka pendek (*short memory*) maupun deret berkala jangka panjang (*long memory*). Metode ARFIMA ini dapat mengatasi kelemahan pada model ARIMA. ARIMA hanya dapat menjelaskan runtun waku jangka pendek, sedangkan ARFIMA dapat menjelaskan baik jangka pendek maupun jangka panjang [7].

Dalam penelitian ini akan dilakukan pemodelan data harga minyak dunia (*basket price*) dengan menggunakan pendekatan deret berkala memori jangka panjang ARFIMA. Nilai diferensiasi dapat diestimasi dengan metode *Geweke and Porter-Hudak (GPH)* dan *Exact Maximum Likelihood (EML)*. Dengan menggunakan metode *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA)*, harga minyak dunia beberapa tahap ke depan dapat diprediksi berdasarkan data harga minyak dunia dari periode sebelumnya. Hal ini yang melatar belakangi penulis dalam melakukan penelitian dengan judul “Prediksi Harga Minyak Dunia dengan Metode Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA)”.

Tahapan untuk pemodelan ARFIMA adalah pertama identifikasi model dengan plot ACF dan PACF. Kedua, estimasi parameter pembeda (d) menggunakan metode *Geweke Porter Hudak (GPH)*. Ketiga, estimasi parameter menggunakan metode *Exact Maximum*

Likelihood (EML). Terakhir, uji signifikansi parameter dan verifikasi residual model yang terdiri dari uji independensi residual menggunakan uji *Ljung Box*, dan uji homogenitas residual menggunakan uji *Lagrange Multiplier*.

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Jenis data yang digunakan dalam penulisan skripsi ini adalah jenis data sekunder yaitu data tentang harga minyak dunia (*basket price*) yang diperoleh dari [17]. Data yang diambil adalah data harian dari bulan Oktober tahun 2015 sampai April tahun 2017. Data diolah dengan menggunakan beberapa *software* seperti *R Command*, *E-views*, *Minitab*, dan *Microsoft excel*.

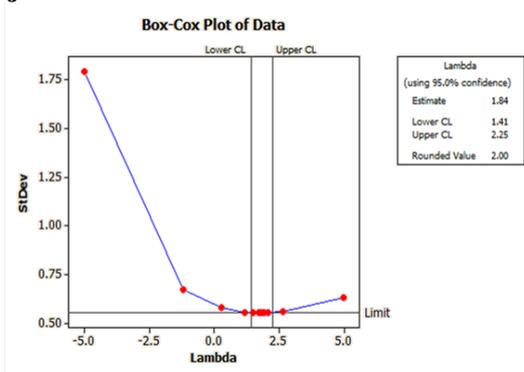
Metode Analisis

Untuk mencapai tujuan penulisan penelitian ini, ditempuh langkah-langkah sebagai berikut.

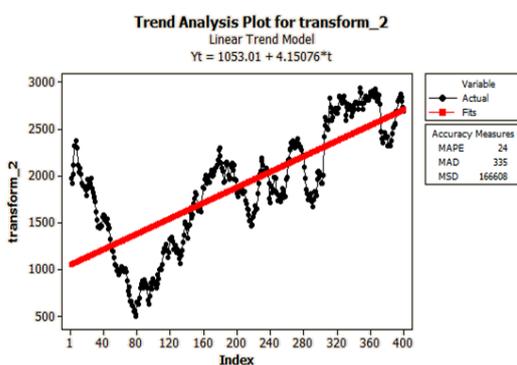
1. Membuat *plot time series* data harga minyak bumi untuk mengetahui apakah data tersebut sudah stasioner atau belum.
2. Melakukan transformasi jika ada data yang tidak stasioner dalam variansi.
3. Membuat plot ACF dan PACF data yang telah ditransformasi untuk mengetahui adanya ketergantungan jangka panjang.
4. Melakukan perhitungan *Hurst Exponent* dengan metode *rescaled range statistics (R/S)* untuk melihat efek *long memory*.
5. Melakukan estimasi nilai d dengan metode *Geweke and Porter-Hudak*.
6. Membuat plot PACF dan ACF dengan menggunakan data yang telah dilakukan diferensi.
7. Melakukan pemodelan dengan metode ARFIMA.

8. Melakukan uji asumsi untuk melihat apakah residual memenuhi asumsi *white noise*, kesamaan varian dan berdistribusi normal.
9. Model yang telah memenuhi semua asumsi akan dibandingkan berdasarkan nilai MSE yang terkecil.
10. Membuat ramalan harga minyak dunia untuk 10 tahap ke depan dengan menggunakan model ARFIMA terbaik yang diperoleh.
11. Evaluasi kriteria model dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

HASIL PENELITIAN
Uji Stasioneritas Data



Gambar 1. Box Plot Transformation

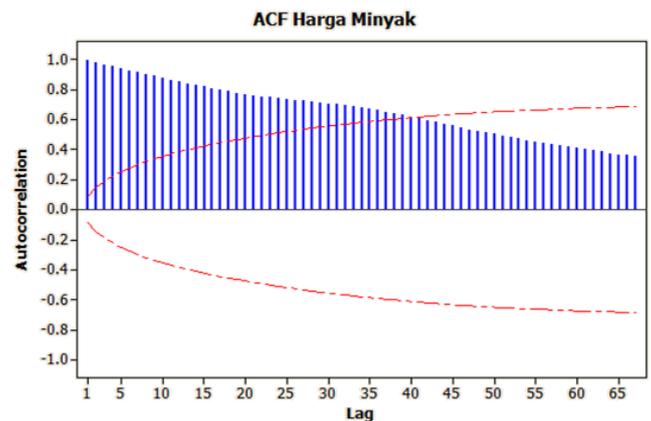


Gambar 2. Trend Analysis Plot

Berdasarkan Output Gambar 1 dan Gambar 2, dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam mean maupun dalam varian. Nilai dari *rounded value* adalah 2. Hal ini menunjukkan data belum stasioner dalam varian dan perlu

dilakukan transformasi. Sesuai dengan hasil nilai rounded value yang diperoleh, transformasi yang digunakan adalah dengan cara mencari nilai kuadrat dari data yang digunakan. Lalu, pada uji *Augmented Dickey Fuller*, kedua *return* saham tersebut mempunyai nilai *pvalue* sebesar 0,6950 sehingga belum stasioner dalam mean secara uji formal.

Pengujian Pola Long Memory



Gambar 3. Plot Autocorrelation Function

Berdasarkan Output Gambar 3 dapat dilihat bahwa lag yang muncul turun lambat secara hiperbolik. Secara visual dapat dikatakan bahwa data mengandung efek memory jangka panjang. Namun meskipun secara visual terpenuhi, perlu dilakukan pengujian secara formal.

Selain dilakukan secara visual, identifikasi efek memori jangka panjang juga perlu dilakukan secara formal. Identifikasi model secara formal dapat dilihat melalui perhitungan nilai *Hurst Exponent (H)*. Digunakan metode *rescaled range statistics (R/S)* dengan langkah – langkah sebagai berikut:

1. Menghitung nilai rata-rata data (mean)

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \frac{217091.31}{400} = 42,72$$

2. Menghitung rata-rata tertimbang dari masing-masing data

$$Y_1 = X_1 - \mu = 44,48 - 42,72 = 1,76$$

$$Y_2 = X_2 - \mu = 43,82 - 42,72 = 1,10$$

$$\begin{aligned}
 & \vdots \\
 Y_{400} &= X_{400} - \mu \\
 &= 51,9 \\
 &\quad - 42,72 \\
 &= 9,18
 \end{aligned}$$

3. Menghitung simpangan kumulatif data

$$Z_1 = \sum_{i=1}^t Y_i = Y_1 = 1,76$$

$$\begin{aligned}
 Z_2 &= \sum_{i=1}^t Y_i = Y_1 + Y_2 \\
 &= 1,76 \\
 &\quad + (1,10) \\
 &= 2,86 \\
 &\quad \vdots
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Z_{400} &= \sum_{i=1}^t Y_i = Y_1 + Y_2 + \\
 &\quad \dots + Y_{400} = 1,76 + 1,10 + \\
 &\quad \dots + 9,18 = 117,30
 \end{aligned}$$

4. Menghitung rentangan data

$$\begin{aligned}
 R_1 &= \max(Z_1) - \min(Z_1) \\
 &= 1,76 - 1,76 \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 R_2 &= \max(Z_1, Z_2) \\
 &\quad - \min(Z_1, Z_2) \\
 &= 2,86 - 1,76 \\
 &= 1,10 \\
 &\quad \vdots
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 R_{400} &= \max(Z_1, Z_2, \dots, Z_{400}) \\
 &\quad - \min(Z_1, Z_2, \dots, Z_{400}) \\
 &= 117,30
 \end{aligned}$$

5. Menghitung standar deviasi dari masing-masing data

$$\begin{aligned}
 S_1 &= \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (X_i - \mu)^2} \\
 &= 1,76
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 S_2 &= \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (X_i - \mu)^2} \\
 &= 2,02 \\
 &\quad \vdots
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 S_{400} &= \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (X_i - \mu)^2} \\
 &= 0,09
 \end{aligned}$$

6. Menghitung *rescaled range statistics (R/S)*

$$(R/S)_1 = \frac{R_1}{S_1} = \frac{0}{1,76} = 0$$

$$(R/S)_2 = \frac{R_2}{S_2} = \frac{1,10}{2,02} = 0,54$$

$$\begin{aligned}
 & \vdots \\
 (R/S)_{400} &= \frac{R_{400}}{S_{400}} = \\
 & \frac{117,30}{0,09} = 1303,33
 \end{aligned}$$

7. Menghitung nilai log *rescaled range statistics (R/S)*

$$Y_1 = \log[(R/S)_1] = 1$$

$$Y_2 = \log[(R/S)_2] = -0,61$$

$$\vdots$$

$$Y_{400} = \log[(R/S)_{400}] = 9,45$$

8. Menghitung nilai log waktu dari data pengamatan

$$X_1 = \log(1) = 0$$

$$X_2 = \log(2) = 0,7$$

$$\vdots$$

$$X_{400} = \log(400) = 5,99$$

9. Kemudian dapat dilakukan perhitungan nilai *Hurst Exponent(H)*

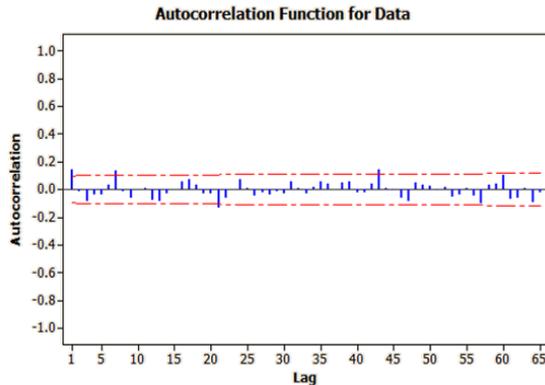
$$\begin{aligned}
 H &= \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \mu_{x_t})(Y_t - \mu_{y_t})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \mu_{x_t})^2} \\
 &= 0,8
 \end{aligned}$$

Estimasi Parameter Pembeda (*d*)

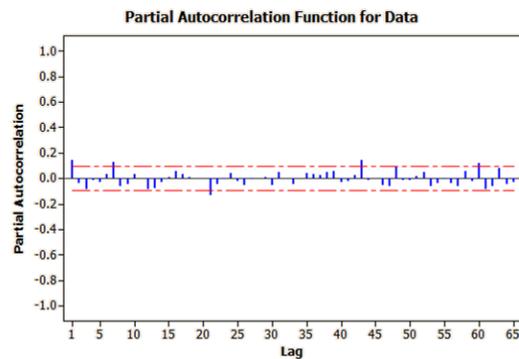
Setelah sebelumnya sudah diketahui bahwa data mengandung efek *long memory*, maka digunakan metode *ARFIMA* dalam proses peramalannya. metode *ARFIMA* menggunakan nilai parameter pembeda (*d*) dalam bentuk pecahan. Maka dari itu perlu digunakan metode khusus dalam penentuan nilai parameter pembedanya. Metode yang digunakan untuk menentukan nilai *d* adalah metode Geweke Porter-Hudak (GPH).

Dalam proses perhitungan nilai d digunakan bantuan *software R*. *Package* yang digunakan dalam *software R* ketika mencari estimasi nilai d dengan metode *GPH* adalah *fracdiff*. Berdasarkan perhitungan dengan *software R* (lampiran 2) diperoleh estimasi nilai d sebesar 1,086094.

Identifikasi Model



Gambar 4. Autocorelaion Function



Gambar 5. Partial Autocorrelation Function

Setelah melihat hasil dari identifikasi model pada Gambar 4 dan Gambar 5, dapat diambil kesimpulan bahwa model yang mungkin adalah:

- | | |
|-------------------------|------------------------------|
| 1. ARFIMA (1; d; 0) | 7. ARFIMA (1; d; 1) |
| 2. ARFIMA ([7]; d; 0) | 8. ARFIMA ([7]; d; 1) |
| 3. ARFIMA ([1,7]; d; 0) | 9. ARFIMA ([1,7]; d; 1) |
| 4. ARFIMA (0; d; 1) | 10. ARFIMA (1; d; [7]) |
| 5. ARFIMA (0; d; [7]) | 11. ARFIMA (1; d; [1,7]) |
| 6. ARFIMA (0; d; [1,7]) | 12. ARFIMA ([1,7]; d; [1,7]) |

Pemilihan Model Terbaik

Dari beberapa model awal yang telah dilakukan pengujian asumsi, kita dapat menentukan model mana yang terbaik untuk digunakan dalam proses peramalan nantinya. Hasil pengujian dapat dilihat dalam Tabel 3:

Peramalan

Setelah beberapa pengujian sebelumnya, kemudian dapat diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik yaitu model ARFIMA([1,7]; d; 0) yang dapat dituliskan persamaannya,

$$\begin{aligned} \phi(B)(1 - B)^d Z_t &= a_t \\ (1 - \phi_1 B - \phi_7 B^7)(1 - B)^{0,48937} Z_t &= a_t \\ (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_7 Z_{t-7})(1 - B)^{0,48937} &= a_t \\ (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_7 Z_{t-7}) &= \frac{a_t}{(1 - B)^{0,48937}} \\ Z_t &= \phi_1 Z_{t-1} + \phi_7 Z_{t-7} + \frac{a_t}{(1 - B)^{0,48937}} \\ Z_t &= 0,751 Z_{t-1} + 0,130467 Z_{t-7} \\ &+ \frac{a_t}{(1 - B)^{0,48937}} \end{aligned}$$

dengan $(1 - B)^{0,48937}$ dapat didekati dengan ekspansi binomial

$$\begin{aligned} (1 - B)^{0,48937} &= 1 - 0,48937 B \\ &- \frac{1}{2} 0,48937(1 - 0,48937) B^2 \\ &- \frac{1}{6} 0,48937(1 - 0,48937)(2 - 0,48937) B^3 - \dots \\ &= 1 - 0,48937 B \\ &- 0,12494 B^2 \\ &- 0,06291 B^3 - \dots \end{aligned}$$

Setelah diperoleh model terbaik, maka model tersebut dapat digunakan untuk melakukan proses peramalan. Peramalan yang akan dilakukan sebanyak 10 tahap kedepan. Data yang di modelkan sebelumnya telah dilakukan transformasi dalam bentuk pangkat dua, maka setelah

diperoleh hasil peramalan harus dikembalikan kembali ke bentuk asli dari data dengan cara melakukan akar pada data hasil peramalan. Data hasil peramalan yang telah dikembalikan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 3. Tabel Hasil Uji Asumsi

Model	Signifikansi Parameter	Independensi Residual	Kesamaan Varian	MSE
1. <i>ARFIMA</i> (1; d ; 0)	Parameter Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Sama	0,044
2. <i>ARFIMA</i> (7; d ; 0)	Parameter Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,067
3. <i>ARFIMA</i> ([1,7]; d ; 0)	Parameter Signifikan	Independensi Terpenuhi	Varian Sama	0,044
4. <i>ARFIMA</i> (0; d ; 1)	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,185
5. <i>ARFIMA</i> (0; d ; 7)	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,151
6. <i>ARFIMA</i> (0; d ; [1,7])	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Tidak Sama	2,071
7. <i>ARFIMA</i> (1; d ; 1)	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,044
8. <i>ARFIMA</i> (7; d ; 1)	Parameter Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Sama	0,053
9. <i>ARFIMA</i> ([1,7]; d ; 1)	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,045
10. <i>ARFIMA</i> (1; d ; 7)	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Tidak Terpenuhi	Varian Sama	0,045
11. <i>ARFIMA</i> (1; d ; [1,7])	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Terpenuhi	Varian Sama	0,045
12. <i>ARFIMA</i> ([1,7]; d ; [1,7])	Parameter Tidak Signifikan	Independensi Terpenuhi	Varian Tidak Sama	0,045

Tabel 4. Peramalan dengan model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$

Periode	Tanggal	Nilai Ramalan	Interval		Data Aktual
			Batas atas	Batas bawah	
401	4/20/2017	52.29	64.20	35.36	50.49
402	4/21/2017	51.47	62.89	32.89	50.01
403	4/24/2017	51.05	62.72	32.56	49.66
404	4/25/2017	50.42	62.44	32.03	49.22
405	4/26/2017	49.87	62.06	31.26	49.65
406	4/27/2017	49.72	62.54	32.19	48.9
407	4/28/2017	49.28	61.73	30.56	49.33
408	5/1/2017	48.82	62.17	31.43	49.19
409	5/2/2017	48.87	61.99	31.08	49.02
410	5/3/2017	48.8	61.86	30.81	48.38

Dalam proses peramalan ini diperoleh nilai *MSE* dan *MAPE* yang ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Tabel nilai *MSE* dan *MAPE*

Model	<i>MSE</i>	<i>MAPE</i>
$ARFIMA([1,7]; d; 0)$	0,044	3,23%

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$ adalah model dengan kinerja peramalan yang terbaik karena mempunyai nilai *MAPE* terkecil. Jika dibandingkan dengan tabel kriteria pengukuran *MAPE*, model ini masuk dalam kriteria kemampuan peramalan sangat baik karena nilai *MAPE* yang diperoleh kurang dari 10%.

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan data harian harga minyak mentah dunia dari periode Oktober 2015 hingga April 2017 yang telah dijelaskan sebleumnya, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil pemeriksaan terhadap data menunjukkan bahwa terdapat *long memory effect* yang ditunjukkan dengan plot ACF yang turun lambat secara hiperbolik dan nilai *Hurst* sebesar 0,8.
2. Nilai *d* yang diperoleh dari hasil estimasi dengan metode *Geweke Porter-Hudak (GPH)* sebesar 1,08609

3. Hanya ada satu model yang memenuhi uji diagnostik dari dua belas model yang diujikan. Model tersebut adalah model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$ dengan nilai estimasi *d* dengan metode *Exact Maximum Likelihood* diperoleh sebesar 0,48937.

4. Nilai *MSE* yang diperoleh dari model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$ sebesar 0,044 dan nilai *MAPE* dari model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$ sebesar 3,23%.

5. Model $ARFIMA([1,7]; d; 0)$ dapat dituliskan persamaannya,

$$Z_t = 0,751Z_{t-1} + 0,130467Z_{t-7} + \frac{a_t}{(1 - B)^{0,48937}}$$

DAFTAR PUSTAKA

[1] Cahyandari, R., dan Erviana, R. 2015. Peramalan Kurs Jual Uang Kertas Mata Uang Singapore Dollar (SGD) terhadap Rupiah Menggunakan Model $ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average)$. *Kubik* Volume 1, Nomor 1

[2] Caraka, R. E., Yasin, H., dan Wawan, S. 2016. MODEL LONG MEMORY DALAM MEMPREDIKSI SUHU. *Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (STMKG)*

-
-
- [3] Chatfield, C. 2000. *Time Series Forecasting*. Boca Raton, Florida: CRC Press
- [4] Cryer, J. D., dan Kung, S.C. 2008. *Time Series Analysis With Applications in R 2nd edition*. Springer Science+Business Media, LLC
- [5] Granger, C. W. J. 1980. LONG MEMORY RELATIONSHIPS AND THE AGGREGATION OF DYNAMIC MODELS. *Journal of Econometrics* 14. University Of California: North-Holland Publishing Company
- [6] Halimi, R., Anggraeni, W., dan Tyasnurita R. 2013. Pembuatan Aplikasi Peramalan Jumlah Permintaan Produk dengan Metode Time Series Exponential Smoothing HOLT'S Winters di PT. TELEKOMUNIKASI Indonesia Tbk. ITS: *JURNAL TEKNIK POMITS* Vol. 1, No. 1
- [7] Hosking, J. R. M. 1981. Fractional Differencing. *Biometrika*, Vol.68 Page 165-176
- [8] Idris, S., Goejantoro, R., dan Yuki, N.N. 2014. Pemodelan Dan Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) Dengan Menggunakan ARFIMA (Studi Kasus : IHPB Provinsi Kalimantan Timur bulan Januari 2002 – Desember 2006 dan Januari 2009 - September 2013). *Jurnal EKSPONENSIAL* Volume 5, Nomor 2
- [9] Montgomery, D. C., Cheryl, L. J., dan Kulahci, M. 2008. *Introduction to time series analysis and forecasting*. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience.
- [10] Ooms, M. and J. A. Doornik. 1999. *Inference and forecasting for fractional autoregressive integrated moving average models, with an application to US and UK inflation*. Discussion Paper EI 9947/A, Econometric Institute, Erasmus University Rotterdam.
- [11] Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Andi : Yogyakarta
- [12] Soejoeti, Z. 1987. *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Jakarta.: Karunika
- [13] Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Canada.: Addison Wesley Publishing Company
- [14] Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia. 2017. <http://www.esdm.go.id> diakses pada 17 Oktober 2017 pukul 20.00 WIB.