

PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH KE DOLLAR AMERIKA SERIKAT MENGGUNAKAN METODE ARIMA

Romy Ramadan Elhakim

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
e-mail : romyelhakim16030214002@mhs.unesa.ac.id

Abstrak

Nilai tukar mata uang Indonesia yaitu Rupiah ke Dollar Amerika Serikat menjadi salah satu indikator dalam kemajuan maupun perkembangan roda perekonomian Negara Indonesia. Hal ini dikarenakan mata uang Amerika Serikat yaitu Dollar menguasai lebih dari 50 persen pasar modal internasional yang berarti bahwa lebih dari 50 persen transaksi yang dilakukan di pasar saham internasional menggunakan mata uang Dollar Amerika Serikat. Semakin tinggi intensitas perdagangan suatu Negara dalam pasar saham internasional, maka bisa dikatakan semakin maju pula ekonomi Negara tersebut. Hal ini menjadikan nilai tukar Rupiah ke Dollar AS menjadi penting. Data fluktuasi nilai tukar rupiah dengan mata uang Negara lain dicatat harian, hal ini penting diketahui bagi beberapa oknum atau organisasi yang melakukan perdagangan internasional. Karna itu, prediksi nilai tukar Rupiah ke Dollar AS cukup penting bagi beberapa orang. Penelitian ini akan memprediksi nilai kurs beli Rupiah ke Dollar AS di Bank Indonesia. Data yang digunakan dimulai dari tanggal 2 Desember 2020 sampai dengan tanggal 2 Juni 2020. Prediksi akan digunakan menggunakan model ARIMA(0,2,1) dengan hasil prediksi nilai kurs beli Rupiah ke Dollar AS di Bank Indonesia pada tanggal 3 Juni 2020 adalah sebesar 14514,72 Rupiah per 1 Dollar Amerika Serikat. Estimasi kesalahan peramalan dari model adalah sebesar 0,18 persen.

Kata kunci: Kurs Beli, ARIMA, Bank Indonesia

Abstract

The exchange rate of the Indonesian currency is the Rupiah to the United States Dollar to be one indicator in any development of the wheels of the Indonesian State. This relates to the United States currency, namely the Dollar controls more than 50 percent of the international capital market, which means that more than 50 percent of transactions conducted on the international stock market use the United States Dollar. The country is higher than the country in the international market, so it can be expected that the country will be more advanced. This makes the Rupiah to US Dollar exchange rate important. Data fluctuations in the exchange rate of the rupiah with other countries' currencies are recorded daily, this is important to be known by several individuals or organizations that conduct international trade. Because, the prediction of the Rupiah to US Dollar exchange rate is quite important for some people. This research will predict the exchange rate of Rupiah to US Dollar at Bank Indonesia. The data used starts from December 2, 2020 until June 2, 2020. The prediction will be used using the ARIMA model (0,2,1) with the prediction results of the Rupiah to US Dollar purchase exchange rate at Bank Indonesia on June 3, 2020 amounting to 14,514.72 Rupiah per 1 United States Dollar. The estimated forecast error of the model is 0.18 percent.

Keywords : Exchange Rate; ARIMA; Bank Indonesia

1. PENDAHULUAN

Nilai tukar mata uang suatu negara merupakan salah satu indikator penting dalam suatu perekonomian. Nilai tukar juga mempunyai implikasi yang luas, baik di bidang ekonomi dalam negeri maupun internasional (Anwary, 2011). Meningkatnya perekonomian suatu negara dapat diindikasikan dengan meningkatnya pula volume perdagangan dalam pasar modal begitu juga sebaliknya atau dengan kata lain pasar modal menjadi suatu pandangan dari meningkat atau menurunnya perekonomian suatu negara sehingga membuat pasar modal menjadi instrumen penting untuk suatu negara dalam rangka meningkatkan perekonomiannya (Fenta

dkk, 2015). Pasar modal menjadi salah satu contoh perdagangan internasional, namun hanya mata uang tertentu yang dapat digunakan sebagai mata uang untuk membayar transaksi internasional. Pusat interaksi pasar modal terletak di Amerika Serikat (AS). Dollar AS adalah mata uang yang paling sering diperdagangkan di pasar modal tersebut dengan total volume transaksi mencapai 84,9% ("Ukuran & Likuiditas Pasar Forex", 2020). Sehingga nilai tukar Rupiah ke Dollar AS (kurs beli) menjadi salah satu faktor penting dalam perdagangan pasar modal internasional oleh Indonesia yang juga menjadi indikator peningkatan ekonomi Indonesia.

Nilai tukar rupiah tidak stabil pada interval tertentu, nilai tukar rupiah mengalami fluktuasi dalam jangka pendek dan cenderung melemah dalam jangka panjang. Jangka pendek yang dimaksud disini adalah dalam interval waktu 6 bulan, dan jangka panjang adalah dalam kurun waktu yang dibutuhkan perekonomian dalam penyesuaian ke keseimbangan baru (Djulius & Nurdiansyah, 2014). Ketidakseimbangan ini disebabkan oleh banyak faktor, salah satunya adalah terganggunya aktifitas kegiatan perekonomian Negara yang juga disebabkan oleh banyak hal, salah satunya bisa disebabkan oleh wabah penyakit menular sehingga mengharuskan para pelaku perekonomian Negara tidak bekerja seperti seharusnya.

Coronaviruse Disease 2019 (COVID-19) adalah penyakit baru didiagnosis pada bulan Desember 2019, ia telah menyebar ke seluruh dunia. Pada awal maret 2020, wabah ini telah sampai di Indonesia yang menyebabkan terganggunya banyak kegiatan perekonomian dalam negeri maupun internasional. Wabah ini menyebabkan upaya yang belum pernah terjadi sebelumnya untuk menggemparkan himbuan *physical distancing* atau menjaga jarak dengan orang lain (Tracy dkk, 2011). Himbuan ini tentunya menyebabkan banyak perubahan dalam pola perilaku nasional dan penutupan fungsi sehari-hari yang biasa, termasuk terganggunya roda perekonomian Negara yang dijalankan. Karena perekonomian Indonesia terganggu, hal ini mungkin juga memengaruhi aktifitas Indonesia di pasar modal internasional. Nilai tukar rupiah ke dollar AS juga mungkin untuk terpengaruh karena adanya wabah ini. Artikel ini bertujuan untuk memprediksi nilai tukar rupiah dengan dollar AS menggunakan data nilai tukar sejak awal tahun 2020 sampai dengan bulan Juni. Prediksi akan dilakukan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA merupakan pengembangan dari model ARMA. Model ARMA sering digunakan dalam prediksi data kontinu, tetapi ARMA mengasumsikan bahwa data yang digunakan merupakan data yang stasioner (Neal dan Rao, 2006). Model ARIMA menutup kelemahan tersebut dengan cara *integrating* data yang belum stasioner sehingga data menjadi stasioner dan model ARMA dapat digunakan. Cara tersebut merupakan model ARIMA.

2. KAJIAN TEORI

Time Series

Time series atau deret waktu merupakan sebuah himpunan observasi x_t , dimana setiap observasinya dicatat dalam waktu t tertentu. Deret waktu dibagi menjadi dua jenis yaitu diskrit dan kontinu. Deret waktu diskrit merupakan sebuah deret dengan pengamatan T_0 kali yang dilakukan adalah himpunan diskrit. Sedangkan

deret waktu kontinu diperoleh ketika observasi dilakukan secara kontinu dalam sebuah interval waktu tertentu, misalkan $T_0 = [0,1]$ (Brockwell & Davis, 2002). Jenis deret waktu yang digunakan dalam artikel ini adalah deret waktu kontinu dengan model ARIMA (Feigelson, Babu, & Caceres, 2018). Model ARIMA memerlukan kondisi dimana data yang digunakan adalah data yang stasioner, apabila data yang digunakan tidak stasioner, maka perlu dilakukan *differencing* beberapa kali hingga data tersebut stasioner (Kavousi-Fard & Kavousi-Fard, 2013). Sehingga sebelum membangun model, perlu dilakukan tahap identifikasi data untuk menguji stasioneritasnya.

Identifikasi Data

ARIMA banyak digunakan sebagai metode untuk peramalan, salah satunya dalam bidang ekonomi. Banyak data dalam bidang ekonomi yang terintegrasi atau tidak stasioner. Untuk menyiapkan data yang akan digunakan dalam pemodelan statistik, deret waktu ditransformasikan menjadi stasioner baik dengan mengambil log natural, dengan mengambil selisih, atau dengan mengambil residual dari regresi (Kavousi-Fard & Kavousi-Fard, 2013). *Augmented Dickey Fuller test* atau uji ADF digunakan untuk menguji stasioneritas data yang digunakan dalam artikel ini. Misal model AR(1) dari variabel yang digunakan adalah

$$Y_t = \delta Y_{t-1} + e_t \quad (1)$$

Maka hipotesis dari uji ADF adalah

$$H_0 : \delta = 1 \text{ (data tidak stasioner).}$$

$$H_1 : \delta < 1 \text{ (data stasioner).}$$

Sedangkan statistik uji yang digunakan untuk uji ADF adalah

$$t = \frac{\delta}{SE(\delta)} \quad (2)$$

Kemudian persamaan (2) akan digunakan untuk menentukan keputusan pengujian. H_0 akan ditolak apabila t_{hitung} dalam persamaan (2) lebih besar atau sama dengan $t_{(n-1;\alpha)}$ dengan n merupakan banyaknya observasi dalam data (Rizal & Akbar, 2015). Setelah mengetahui stasioneritas data, dapat dilanjutkan dengan membangun model ARIMA.

Autoregressive (AR (p))

Model *Autoregressive* (AR) merupakan salah satu model dasar penyusun ARIMA. Model *autoregressive* dengan orde p atau AR (p) dapat dituliskan sebagai berikut

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + e_t \quad (3)$$

Dimana $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ adalah parameter model AR(p) dan e_t merupakan variabel acak *white noise* (Yuan dkk, 2016).

Moving Average (MA (q))

Model *Moving Average* (MA) juga merupakan salah satu dari kedua model dasar penyusun ARIMA. Model

moving average dengan orde q atau MA (q) dapat dituliskan sebagai berikut

$$Y_t = e_t + \beta_1 e_{t-1} + \dots + \beta_q e_{t-q} \quad (4)$$

Dimana $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ adalah parameter model MA(q) dan $e_t, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}$ merupakan bentuk kesalahan *white noise* (Wang dkk, 2015).

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA (p, d, q))

Dalam model ARIMA ini, data yang dimiliki akan dibentuk menjadi sebuah persamaan linier bersama dengan *error terms*. Model ARIMA(p, d, q) ini orde p, q , dan q berturut-turut merupakan orde dari model AR, orde dari integrasi atau jumlah *differencing*, dan orde dari model MA. Secara matematis, model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + e_t - \beta_1 e_{t-1} - \dots - \beta_q e_{t-q} \quad (5)$$

dimana Y_t merupakan observasi dalam data yang telah dilakukan *differencing* sebanyak d kali hingga data stasioner, e_t merupakan *white noise* yang diasumsikan *independently and identically distributed* (i.i.d) dengan rata-rata 0 dan variansi σ_e^2 , p dan q merupakan orde dari masing-masing model AR dan MA, $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, p)$ dan $\beta_j (j = 1, 2, \dots, q)$ merupakan parameter model yang akan diestimasi (Zhu & Wei, 2013). Penentuan orde model akan dibahas dalam bagian berikutnya.

Penentuan Orde

Autocorrelation Function (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) menyediakan sebuah cara yang berguna untuk membangun model ARMA(p, q). Lag signifikan pada plot ACF dan PACF digunakan sebagai orde model. Namun, cara yang lebih objektif untuk memilih orde p dan q dari suatu proses ARMA (p, q) adalah menggunakan kriteria yang didefinisikan secara objektif salah satunya adalah AIC. Kriteria informasi dalam AIC ini adalah langkah-langkah kecocokan model statistik. AIC menghitung *goodness of fit* dari berbagai model statistik yang dibangun sebelumnya. Masing-masing kriteria mendefinisikan rumus untuk kuantitas $c_n(k)$, di mana k adalah jumlah parameter dalam model dan n adalah jumlah pengamatan. Model dengan jumlah parameter k dianggap paling cocok untuk yang kuantitas $c_n(k)$ minimum (Kumar & Jain, 2010).

Akaike's Information Criterion (AIC)

Akaike's Information Criterion (AIC) (Akaike, 1974) menggunakan analisis informasi berdasarkan konsep entropi. Gagasan pendorong di belakang AIC adalah untuk memeriksa kompleksitas model bersama dengan *goodness of fit* dengan data sampel, dan untuk menghasilkan ukuran yang menyeimbangkan antara

keduanya. Ketika ada beberapa model yang dibandingkan, model dengan nilai AIC terkecil merupakan model terbaik. Nilai AIC ditentukan oleh (Brockwell & Davis, 2002) :

$$AIC: c_n(k) = 2 \left(\frac{k}{n} \right) - \frac{2 \ln(L)}{n}, \quad (6)$$

dimana L fungsi *likelihood* dari model, k adalah jumlah jumlah parameter model, dan n merupakan jumlah observasi dalam data yang digunakan. Setelah diperoleh model terbaik, perlu diuji apakah parameter dalam model merupakan parameter yang signifikan, uji yang dapat digunakan adalah uji-t. Asumsi residual model juga harus memenuhi kriteria *white noise* yaitu i.i.d. dimana perlu dilakukan *diagnostic checking*.

Diagnostic Checking

Dalam model yang terbaik, residual yang diperoleh diharapkan memiliki properti *white noise* yaitu residual mengikuti distribusi normal, independen, dan identik. Oleh karena itu, validasi model dan uji diagnostik melibatkan analisis residual untuk uji karakteristik *white noise*. Teknik yang lebih tepat untuk menetapkan kondisi independensi residual adalah dengan memeriksa statistik *Ljung-Box Q-test*. Hipotesis yang digunakan dalam uji *Ljung-Box* adalah (Abdullah, 2012):

H_0 : Kesalahan acak atau *random* (*white noise*)

H_1 : Kesalahan membentuk pola (bukan *white noise*)

Statistik uji normalitas yang akan digunakan adalah uji *Anderson-Darling*, sedangkan uji tidak identikny residual akan dilihat dari *scatter plot* residual yang dihasilkan oleh model. Setelah mengetahui model memiliki parameter yang signifikan serta memenuhi asumsi residual bersifat *white noise*, langkah selanjutnya adalah menghitung akurasi model yang akan digunakan untuk prediksi. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui akurasi model adalah menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE sering digunakan dalam praktik perhitungan akurasi suatu model dikarenakan interpretasinya yang cukup mudah dalam hal kesalahan relatif. MAPE dapat digunakan dalam bidang keuangan, karena keuntungan dan kerugian sering diukur dalam nilai relatif. Secara umum, telah dikemukakan bahwa MAPE sangat sesuai untuk praktik prediksi, terutama dalam situasi di mana cukup banyak data tersedia. Nilai MAPE dapat diperoleh menggunakan :

$$MAPE = \frac{\left| \sum_{t=1}^n \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (7)$$

dimana Y_t merupakan nilai aktual pada waktu t , \hat{Y}_t merupakan hasil peramalan pada waktu t , dan n merupakan jumlah observasi dalam data (de Myttenaere

dkk, 2016). Semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh, maka semakin baik pula model yang digunakan dan prediksi bisa dikatakan semakin akurat.

3. METODE

Penelitian ini dirancang untuk meramalkan nilai tukar Rupiah ke Dollar Amerika Serikat. Nilai tukar yang digunakan merupakan kurs beli di Bank Indonesia. Data nilai tukar Rupiah yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data nilai tukar terhitung sejak tanggal 2 Januari 2020 sampai dengan tanggal 2 Juni 2020. Data yang akan digunakan adalah data sekunder yang diambil dari website khusus yang mencatat nilai tukar beberapa mata uang Negara di dunia dengan Rupiah ("Kurs Dollar | Hari Ini," 2020).

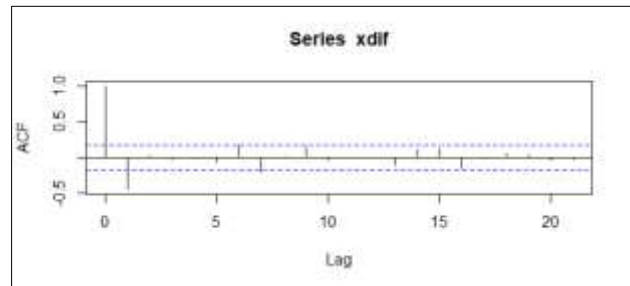
Data ini akan dimodelkan menggunakan model ARIMA (p, d, q). Orde model ARIMA ditentukan melalui analisis ACF dan PACF. Akan ada beberapa kandidat model yang dapat digunakan. Model-model tersebut dibandingkan nilai AIC-nya dan akan dipilih model terbaik dengan cara memilih model yang menghasilkan nilai AIC paling kecil. Setelah mendapatkan model terbaik diantara keduanya, akan dilakukan prediksi menggunakan model tersebut. Variabel respon dari penelitian ini merupakan hasil prediksi pada hari berikutnya, sedangkan variabel prediktornya merupakan data-data nilai tukar rupiah ke Dollar AS yang dimiliki peneliti. Nilai signifikansi pengujian yang digunakan dalam penelitian ini sebesar 0,05.

4. PEMBAHASAN

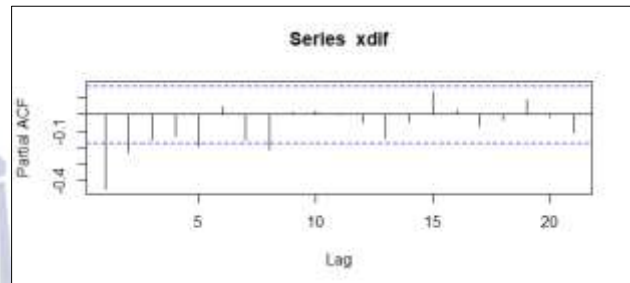
Langkah pertama dalam penelitian ini adalah identifikasi data untuk menguji apakah data yang digunakan telah stasioner. Apabila data telah stasioner sebelum dilakukan *differencing*, maka model ARMA bisa digunakan. Tetapi apabila data belum stasioner, maka perlu dilakukan *differencing* beberapa kali hingga data stasioner. Statistik uji yang digunakan untuk uji stasioneritas data adalah uji *Augmented Dickey Fuller* atau uji ADF. Diperoleh *p-value* dari uji ADF lebih kecil dari 0,01 setelah dilakukan *differencing* dua kali. Maka orde ARIMA yang akan digunakan adalah ($p, 2, q$). Langkah selanjutnya dalam identifikasi data adalah menentukan model yang akan digunakan untuk memprediksi data, plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan model.

Pemilihan Orde ARIMA($p, 2, q$)

Model ARIMA dalam persamaan (5) akan ditentukan ordenya menggunakan analisis plot ACF dan PACF. Berikut adalah plot ACF dan PACF dari data stasioner:



Gambar 1. Plot ACF Data Nilai Tukar Rupiah



Gambar 2. Plot PACF Data Nilai Tukar Rupiah

Gambar 1 dan 2 menunjukkan hasil plot ACF dan PACF dari data nilai tukar Rupiah dengan Dollar AS yang diperoleh dari pengujian ACF dan PACF. Gambar 1 menunjukkan pola *cut off*. Pola yang ditunjukkan oleh Gambar 1 menunjukkan model AR yang akan digunakan dan orde yang digunakan adalah lag yang signifikan pada plot ACF yaitu 1 atau 7. Sedangkan Gambar 2 menunjukkan pola *dies down* setelah lag pertama, maka model yang digunakan adalah MA dengan orde 1, 5, atau 8. Model terbaik akan dipilih dari (1,2,1); (1,2,5); (1,2,8); (7,2,1); (7,2,5); (7,2,8). Model ARIMA(1,2,1) memiliki nilai AIC terkecil dari keseluruhan kandidat model yang dapat diterapkan, nilai AIC yang diperoleh adalah 1609,96. Sehingga orde ARIMA yang akan digunakan untuk prediksi adalah ARIMA(1,2,1).

Model ARIMA(1, 2, 1)

Model ARIMA(1,2,1) akan digunakan untuk data dalam artikel ini. Dari pengujian yang telah dilakukan menggunakan aplikasi R, model ARIMA (1,2,1) yang dihasilkan tertera dalam tabel berikut:

Tabel 1. Hasil estimasi model ARIMA(1,2,1)

Parameter	Estimasi	Std. Error	z-value	p-value
e_t	-0,319262	1,466547	-0,2177	0,8277
α_1	0,174425	0,116808	1,4933	0,1354
β_1	0.804021	0,069961	-12,6839	$< 2 \times 10^{-16}$

Setelah parameter diperoleh, dilakukan uji hipotesis untuk mengetahui parameter yang signifikan, parameter yang signifikan dapat diketahui dari *p-value* yang lebih kecil dari taraf signifikansi pengujian (α) yang digunakan. Di dalam Tabel 1, parameter yang signifikan adalah β_1 yang merupakan koefisien dari model MA. Parameter signifikan yang telah diestimasi inilah yang akan digunakan dalam persamaan (5) sehingga terbentuk

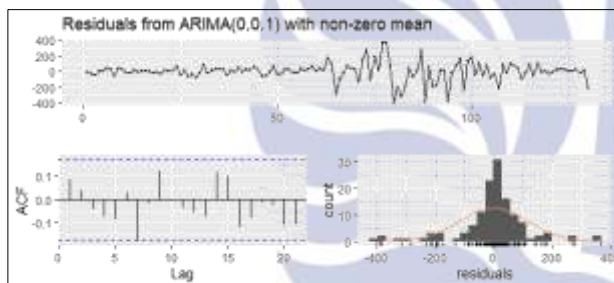
model ARIMA (0,2,1) . Sehingga diperoleh model ARIMA(0,2,1) sebagai berikut:

$$Y_t = 0,174425\alpha_1 + 0,804021e_{t-1} \quad (8)$$

Model ARIMA(0,2,1) ini memiliki nilai AIC sebesar 1609,96. Selanjutnya akan dilakukan prediksi menggunakan persamaan 8.

Diagnostic Checking

Tahap ini bertujuan untuk memeriksa apakah model yang digunakan memenuhi asumsi karakteristik *white noise* yang diperlukan dalam model ARIMA. Sifat yang diperlukan adalah tidak ada autokorelasi antar residual yang akan diuji menggunakan uji *Ljung-Box*. Sifat yang kedua adalah residual mengikuti distribusi normal. Lalu sifat yang terakhir adalah *scatter plot* residual yang dihasilkan tidak membentuk pola tertentu. Sifat pertama dibuktikan dengan pengujian *Ljung-Box* dari residual ARIMA(0,2,1) menghasilkan *p-value* sebesar 0,2689 yang berarti gagal menolak hipotesis awal, dimana hipotesis awalnya adalah tidak ada autokorelasi dalam data. Sifat kedua dan ketiga dapat dilihat dari plot yang dihasilkan oleh residual model. Berikut adalah plot residual model



Gambar 3. Plot Residual ARIMA(0,2,1)

Plot paling atas pada Gambar 3 merupakan *scatter plot* yang digunakan untuk menentukan sifat ketiga residual. Dari plot tersebut dapat dilihat bahwa residual tidak membentuk suatu pola tertentu sehingga sifat ketiga dipenuhi. Sedangkan pola histogram yang berada di posisi kanan bawah Gambar 3 digunakan untuk menilai apakah residual mengikuti distribusi normal atau tidak. Dapat dilihat bahwa persebaran data di sekitar mean cukup tinggi dan *outlier* tidak begitu banyak sehingga dapat dikatakan residual tersebut berdistribusi normal dan sifat kedua dipenuhi. Sehingga dapat dikatakan model ARIMA(0,2,1) memenuhi karakteristik *white noise* dan model dapat digunakan untuk prediksi.

Prediksi

Prediksi dilakukan untuk mengetahui nilai tukar Rupiah ke Dollar Amerika Serikat di hari berikutnya. ARIMA dengan orde (0,2,1) terpilih sebagai model untuk meramalkan, maka persamaan (8) digunakan untuk prediksi. Data yang digunakan untuk membangun model ARIMA dipisahkan menjadi data *train* dan data uji. Penentuan pembagian jumlah data *train* dan data uji tidak

ditentukan, dalam pengujian ini digunakan 90% data *train* dan 10% data uji. Sehingga 129 data pertama akan digunakan sebagai data *train*, dan 13 data sisanya akan digunakan sebagai data uji. Data *train* digunakan untuk membangun suatu model. Model inilah yang akan digunakan untuk prediksi selama 1 hari berikutnya. Kolom hasil prediksi akan dibandingkan dengan data asli yang dimiliki. Selisih prediksi dan data asli yang dimiliki akan digunakan untuk menghitung MAPE menggunakan persamaan (7). MAPE diperlukan untuk memperoleh estimasi kesalahan prediksi. Jika dibandingkan dengan data *test* yang dimiliki, maka diperoleh

Tabel 4. Hasil prediksi menggunakan data *train*

Data Test	Prediksi	Selisih
14834,46	14839,43	4,973333333
14810,58	14838,77	28,19
14748,89	14797,98	49,08666667
14711,08	14756,85	45,77
14711,08	14723,68	12,60333333
14711,08	14711,08	0
14711,08	14711,08	0
14700,13	14707,43	7,3
14687,20	14699,47	12,27
14695,16	14694,16	0,996666667
14659,34	14680,57	21,22666667
14659,34	14671,28	11,94
14429,49	14582,72	153,2333333
14834,46	14839,43	4,973333333

Kolom prediksi merupakan data hasil prediksi dari model yang dibangun menggunakan data *train*, sedangkan kolom selisih merupakan selisih antara data *test* dengan data hasil prediksi. Misalkan data *test* adalah Y_t dan data hasil prediksi adalah \hat{Y}_t , maka MAPE diperoleh menggunakan persamaan (7). Diperoleh nilai MAPE sebesar 0,183204284 persen untuk model ARIMA(0,2,1) dan diperoleh hasil prediksi nilai tukar Rupiah ke Dollar Amerika Serikat pada tanggal 3 Juni 2020 adalah sebesar 14514,72 Rupiah per 1 Dollar Amerika.

5. PENUTUP

Simpulan

Data kurs beli Bank Indonesia untuk nilai tukar Rupiah ke Dollar Amerika Serikat belum stasioner, sehingga model ARMA tidak dapat digunakan untuk memprediksi. Model ARIMA digunakan untuk memprediksi dan diperoleh orde yang digunakan adalah 0 untuk model AR, 2 untuk orde *differencing* data untuk mencapai kondisi stasioneritas, dan orde 1 untuk model MA. Pemilihan ini didasarkan pada ACF serta PACF yang dihasilkan oleh data. Model ARIMA (0,2,1) dipilih dikarenakan model dengan orde tersebut memiliki nilai AIC terkecil yaitu 1609,96. Nilai tukar yang diprediksi

pada tanggal 3 Juni 2020 adalah sebesar 14514,72 Rupiah dengan akurasi prediksi atau nilai MAPE sebesar 0,183204284 persen.

Saran

Perlu diusahakan untuk selalu menggunakan uji numerik pada setiap pengujian karakteristik data maupun residual. Karna uji visual dari plot ataupun histogram dapat menyebabkan bias yang menghasilkan kesalahan langkah atau karakteristik yang dibutuhkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, L. (2012). ARIMA Model for Gold Bullion Coin Selling Prices Forecasting. *International Journal of Advances in Applied Sciences*, 1(4). <https://doi.org/10.11591/ijaas.v1i4.1495>
- Ahmad Amiruddin Anwary. (2011). Prediksi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan Fuzzy Time Series. *Universitas Diponegoro Semarang*, 17.
- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). *Introduction to Time Series and Forecasting* (2nd ed.). <https://doi.org/10.1016/j.peva.2007.06.006>
- de Myttenaere, A., Golden, B., Le Grand, B., & Rossi, F. (2016). Mean Absolute Percentage Error for regression models. *Neurocomputing*, 192, 38–48. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.12.114>
- Dj Julius, H., & Nurdiansyah, Y. (2014). Keseimbangan Jangka Pendek dan Jangka Panjang Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 8(9), 1–58.
- Feigelson, E. D., Babu, G. J., & Caceres, G. A. (2018). Autoregressive Times Series Methods for Time Domain Astronomy. *Frontiers in Physics*, 6, 80.
- Fenta, P., Cahya, P., Suwendra, W., & Yudiaatmaja, F. (2015). Pengaruh Nilai Tukar Rupiah Dan Inflasi Terhadap Indeks Harga Saham Sektor Properti dan Real Estate Yang Tercatat Di Bursa Efek Indonesia Tahun 2011-2013. *Journal Bisma Universitas Pendidikan Ganesha Jurusan Manajemen*, 3(1).
- Kavousi-Fard, A., & Kavousi-Fard, F. (2013). A New Hybrid Correction Method for Short-Term Load Forecasting Based on ARIMA, SVR and CSA. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 25(4), 559–574.
- Kumar, U., & Jain, V. K. (2010). ARIMA Forecasting of Ambient Air Pollutants. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24(5), 751–760.
- Kurs Dollar | Hari Ini. (n.d.). Retrieved June 19, 2020, from <https://kursdollar.org/>
- Neal, P., & Rao, T. S. (2006). *MCMC for integer valued ARMA processes*. 1–20.
- Rizal, J., & Akbar, S. (2015). Perbandingan Uji Stasioner Data Timeseries Antara Metode : Control Chart, Correlogram, Akar Unit Dickey Fuller, dan Derajat Integrasi. *Jurnal Gradien*, 11(1), 1040–1046.
- Tracy, M., Norris, F. H., & Galea, S. (2011). The Mental Health Consequences of COVID-19 and Physical Distancing. *Depression and Anxiety*, 28(8), 666–675. <https://doi.org/10.1002/da.20838>
- Ukuran & Likuiditas Pasar Forex. (n.d.). Retrieved June 7, 2020, from <https://www.hsb.co.id/learn/forex/market-size-and-liquidity.html>
- Wang, W., Chau, K., Xu, D., & Chen, X.-Y. (2015). Improving Forecasting Accuracy of Annual Runoff Time Series Using ARIMA Based on EEMD Decomposition. *Water Resources Management*, 29(8), 2655–2675.
- Yuan, C., Liu, S., & Fang, Z. (2016). Comparison of China's Primary Energy Consumption Forecasting by Using ARIMA (the autoregressive integrated moving average) Model and GM(1,1) Model. *ELSEVIER*, 100, 384–390.
- Zhu, B., & Wei, Y. (2013). Carbon Price Forecasting with A Novel Hybrid ARIMA and Least Squares Support Vector Machines Methodology. *Omega (United Kingdom)*, 41(3), 517–524. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2012.06.005>