

## Peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan model ARIMA

(Forecasting exchange rate of Indonesian rupiah to American dollar using ARIMA model)

**Andreas Rony Wijaya**

Prodi Sains Data, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto  
Banyumas, Jawa Tengah 53141, Indonesia

\*korespondensi: [andreas@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:andreas@ittelkom-pwt.ac.id)

Received: 02-04-2023, accepted: 29-08-2023

---

### Abstract

The exchange rate of the rupiah against the currencies of other countries is one of the factors in identifying the condition of an economic condition. The value exchange rate can be strengthened or weakened at any time, according to the country's situation. Fluctuations of the rupiah exchange rate could affect domestic inflation. Therefore, it is necessary to plan a good policy, considering the rupiah's movement in the future. One of the currencies that affect the world's economic conditions is the United States Dollar. This study forecasts the rupiah's exchange rate against the United States Dollar (USD). Data is obtained from Bank Indonesia, with the period of the data used from January 2018 to August 2022. One method of forecasting time series data is the Autoregressive Moving Average (ARIMA) method. The best model is selected based on the smallest AIC and BIC values. Based on the analysis of model selection, the ARIMA(1, 0, 1) model is the best model for forecasting the exchange rate of the rupiah against the US dollar. The results of the prediction of the rupiah exchange rate show that the exchange rate of the rupiah against the US Dollar has increased and decreased, which was not significant.

**Keywords:** ARIMA, exchange rate, forecasting, time series

**MSC2020:** 62M10

---

## 1. Pendahuluan

Kondisi perekonomian negara merupakan sesuatu yang perlu diperhatikan dalam menghadapi pembangunan berkelanjutan. Kondisi perekonomian dalam negeri di Indonesia tentunya tidak bisa dipisahkan dari pengaruh perekonomian negara lain atau internasional. Permasalahan ekonomi yang berpengaruh terhadap kondisi ekonomi dibagi menjadi mikro dan makro ekonomi. Permasalahan makro ekonomi lebih sering disorot sebagai indikator dari perkembangan dan kemajuan perekonomian negara. Contoh permasalahan pada makro ekonomi adalah mengenai kurs atau nilai tukar rupiah terhadap mata uang dari negara lain. Nilai kurs inilah yang menjadi salah satu aspek penting yang mempengaruhi aktivitas perekonomian negara di kegiatan internasional negara tersebut.

Menurut Adiningsih [1] mendefinisikan nilai tukar suatu mata uang sebagai harga suatu mata uang kepada mata uang negara lain. Nilai tukar mata uang ini memungkinkan untuk dapat menguat atau melemah sewaktu-waktu tergantung situasi dan kondisi tertentu. Menurut Sartono [2] menguat atau melemahnya nilai tukar suatu mata uang dipengaruhi oleh berbagai sebab, contohnya adalah besarnya permintaan barang atau jasa, besar nilai harapan pasar, besar dari tingkat bunga, serta intervensi dari Bank Sentral. Besarnya fluktuasi nilai kurs rupiah ini mempunyai dampak yang cukup besar, diantaranya adalah menjadi faktor yang mempengaruhi terjadinya inflasi, tinggi rendahnya aktivitas ekspor-impor, dan berpengaruh terhadap aktivitas investor di Indonesia.

Mengingat besarnya pengaruh dari terjadinya fluktuasi nilai kurs suatu mata uang terhadap kondisi perekonomian, maka perlu disusun perencanaan suatu kebijakan pemerintah yang dapat mengontrol fluktuasi nilai kurs rupiah. Perencanaan kebijakan tersebut dapat dilakukan dengan mengetahui pergerakan nilai tukar tersebut di masa mendatang. Untuk mengetahui pergerakan nilai tukar di masa ke depan dapat menggunakan penerapan dari Statistika yaitu metode peramalan. Peramalan atau forecasting merupakan model prakiraan yang digunakan dalam memprakirakan suatu besaran nilai di masa mendatang dengan data-data pada waktu sebelumnya [3].

Model peramalan ini berguna untuk memberikan gambaran tentang perkembangan nilai tukar rupiah, apakah menguat atau melemah di masa mendatang. Hasil dari peramalan nilai tukar rupiah dapat bermanfaat dalam dasar perencanaan penentuan kebijakan dan target yang tepat agar nilai tukar rupiah terhadap mata uang negara lain dapat dikontrol dengan baik.

Metode peramalan data runtun waktu yang cukup sering digunakan dalam analisis deret waktu satu variabel adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Model *ARIMA* ini biasanya diterapkan untuk menganalisis dan memprediksi nilai di masa mendatang pada data di bidang ekonomi, *finance*, dan juga industri [4]. Seperti yang dilakukan oleh Almasarweh dan Alwadi [5] yang melakukan prediksi nilai banking stock market data, serta yang dilakukan oleh Abonazel dan Abd-Elftah [6] mengenai model prediksi *Gross Domestic Product (GDP)* di Mesir menggunakan model *ARIMA*.

Pada kasus peramalan nilai tukar suatu mata uang, model *ARIMA* memiliki eror yang kecil ketika digunakan untuk meramalkan nilai tukar Vietnam Dong terhadap *USD* [7]. Kemudian model *ARIMA* juga mempunyai performa yang lebih baik pada peramalan nilai tukar mata uang India [8] dibandingkan dengan metode peramalan model fuzzy dan jaringan syaraf tiruan dilihat dari nilai *AIC* dan *BIC* dari model tersebut. Perbandingan peramalan nilai tukar Indian Rupee [9], menunjukkan metode *ARIMA* lebih baik dari pada model *exponential smoothing* dan model naïve.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bermaksud untuk memperkirakan nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat pada tahun 2022 hingga 2023 dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Pemilihan dollar Amerika Serikat atau *USD* untuk penelitian ini dikarenakan mata uang ini sangat berpengaruh pada perekonomian dunia. Mengingat Amerika merupakan negara yang memiliki pengaruh kuat dalam ekonomi dunia. Oleh karena itu, dollar Amerika biasanya dijadikan sebagai patokan bagi nilai tukar rupiah.

## 2. Metodologi

Metode yang digunakan pada peramalan data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika Serikat adalah Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, dengan sebelumnya menghitung nilai dari *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.

### 2.1 Data dan Sumber

Data pada penelitian ini merupakan data sekunder besarnya nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat. Rentang waktu data yang diambil adalah data pada periode Januari 2019 hingga Agustus 2022 (data bulanan). Data kurs ini bersumber dari laman Bank Indonesia, <http://www.bi.go.id> [10], dengan mengambil variabel pada nilai belinya. Data yang digunakan adalah data nilai tukar pada setiap awal bulan, sehingga periode data menjadi bulanan. Pengolahan data menggunakan *software R*. Representasi data nilai tukar rupiah terhadap *USD* ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Representasi data nilai tukar rupiah terhadap *USD*

No.	Tanggal	Nilai Tukar
1.	Januari 2018	13474
2.	Februari 2018	13335
3.	Maret 2018	13724
4.	April 2018	13681
.	.	.
.	.	.
.	.	.
54	Juni 2022	14519.04
55	Juli 2022	14807.59
56	Agustus 2022	14785.7

### 2.2 Langkah-langkah Penelitian

Alur penelitian untuk mendapatkan hasil peramalan data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika Serikat dapat dituliskan mulai dari pembuatan pola data, pemilihan model, estimasi parameter, evaluasi model, dan peramalan.

### 2.2.1. Pemeriksaan Pola Data

Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan pola data dengan terlebih dahulu membuat *scatter plot* dari data nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat. Kemudian untuk memeriksa apakah data tersebut stationer atau tidak, maka dapat dilakukan perhitungan dan pembuatan plot dari *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Apabila data belum stationer maka data perlu dilakukan *differencing* dan/atau transformasi data.

Nilai dari *ACF* menyatakan hubungan antara data dalam suatu deret waktu. Secara umum dapat *ACF* dapat dituliskan sebagai  $(Z_t, Z_{t+k})$  dengan  $t$  menyatakan waktu ke- $t$  dan  $t + k$  merupakan periode ke- $t + k$ . Nilai *ACF* pada beberapa lag di analisis data deret waktu bisa dimanfaatkan dalam mengidentifikasi kestasioneran data dan pemilihan model. Untuk mempermudah pengidentifikasian model, maka dapat dibentuk plot dari *ACF* tersebut. Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai *ACF* [11],

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (1)$$

dengan  $\hat{\rho}_k$  merupakan nilai *ACF* untuk lag ke- $k$  dan  $\hat{\gamma}_k$  merupakan nilai kovariansi pada lag ke- $k$ .

Sementara itu, *patial autocorrelation function (PACF)* atau fungsi autokorelasi parsial didefinisikan sebagai fungsi autokorelasi yang hanya melibatkan beberapa lag deret waktu dari keseluruhan data yang dianalisis. Autokorelasi parsial didapatkan dengan menghitung korelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$ , sedangkan variabel antara  $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$  dihapus. Berikut merupakan rumus untuk menghitung *PACF* [12],

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2)$$

dengan  $\hat{\phi}_k$  merupakan nilai autokorelasi parsial untuk lag ke- $k$ .

### 2.2.2. Pemodelan ARIMA

Identifikasi model peramalan yang sesuai dapat dilakukan dengan melihat dari plot *ACF* dan *PACF*. Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* didefinisikan sebagai model peramalan yang melibatkan komponen dari *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan orde dari *differencing*. Model *Autoregressive* dapat dituliskan dengan persamaan berikut [13],

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t$$

atau dapat dituliskan

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t$$

dengan  $Z_t$  sebagai data runtun waktu di periode  $t$ , sedangkan  $Z_{t-1}$  sebagai data runtun waktu pada periode  $t - 1$ ,  $\phi_1$  sebagai koefisien dari parameter *autoregressive* ke- $p$ , serta  $a_t$  sebagai sisaan pada periode ke- $t$ .

Penulisan model *moving average* dituliskan menjadi  $MA(q)$ , dengan  $q$  sebagai derajat dari order  $MA$ . Pada umumnya, order  $MA$  yang dipilih dalam analisis data deret waktu adalah order  $q = 1$  atau pun  $q = 2$ , yang dapat dituliskan sebagai model  $MA(1)$  dan  $MA(2)$ .

Model  $ARIMA$  ini dituliskan sebagai [14],

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t$$

atau dapat dituliskan sebagai

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

dengan  $d$  merupakan ordo dari *differencing*,  $p$  sebagai ordo dari  $AR$ , dan  $q$  sebagai ordo dari  $MA$ . Sehingga, bentuk umum dari model  $ARIMA$  dapat didefinisikan menjadi model  $ARIMA(p, d, q)$ .

### 2.2.3. Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC)

Dalam penentuan model terbaik, dapat digunakan perbandingan dari nilai *Akaike Information Criterion (AIC)*. Nilai  $AIC$  didefinisikan sebagai suatu indikator dalam mengidentifikasi model yang terbaik saat mengestimasi parameter, yang dituliskan sebagai [15]

$$AIC = -2 \log \hat{L} + 2k \quad (3)$$

dengan  $\log \hat{L}$  merupakan nilai *log-likelihood* maksimum dari suatu model, kemudian  $k$  merupakan banyaknya parameter yang sesuai pada model. Untuk menentukan model paling baik dipilih dari model dengan  $AIC$  yang paling kecil

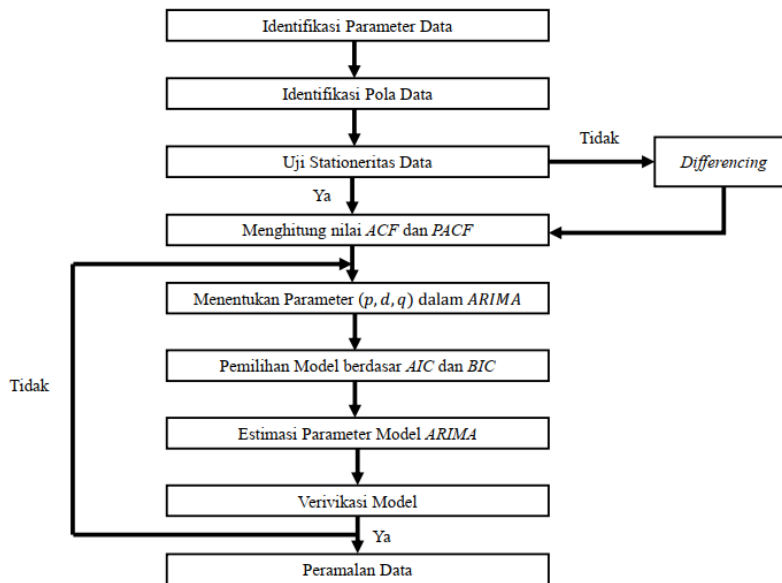
Sementara itu, *Bayesian Information Criterion (BIC)* merupakan metode pemilihan model yang didasarkan pada komponen Bayesian.  $BIC$  dapat dirumuskan sebagai [16]

$$BIC = \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k \log(\log(T))}{T}. \quad (4)$$

### 2.2.4. Verifikasi Model dan Peramalan

Verifikasi Model dilakukan melalui tes diagnostik dan tes terhadap residual. Pengujian ini meliputi pemeriksaan untuk asumsi *white noise* melalui tes *Ljung-box*, serta pengecekan terhadap kenormalan dari residualnya. Setelah didapatkan model yang paling sesuai, selanjutnya diaplikasikan model  $ARIMA(p, d, q)$  dalam memperkirakan data nilai tukar rupiah. Selanjutnya dilakukan peramalan data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan model terbaik tersebut.

Langkah penelitian dalam analisis data runtut waktu dengan metode  $ARIMA$  pada diagram alir yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir penelitian.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada analisis di penelitian ini digunakan program R dalam melakukan analisis dan prakiraan data. Peramalan nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika selama 12 bulan ke depan dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA. Sebelum menuju ke tahap peramalan, sebelumnya dilakukan analisa secara deskriptif, lalu melakukan preprocessing data, dan pemilihan model terbaik.

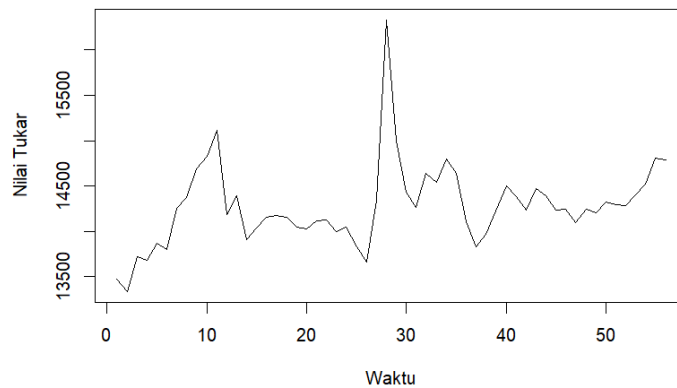
#### 3.1 Penulisan Analisis Deskriptif Data.

Analisis statistika deskriptif dari data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika disajikan pada Tabel 2. Rata-rata data nilai tukar adalah senilai Rp14.279,00 per 1 USD. Sementara itu nilai tertinggi dan terendah dari data deret waktu pada Tabel 2, secara berturut-turut adalah sebesar Rp16.331,00 dan Rp13.335,00. Nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai tukar berfluktuasi pada rentang nilai sebesar 2.996.

Tabel 2. Statistika deskriptif

Statistika Deskriptif	
Nilai Minimum	13.335
Nilai Maksimum	16.331
Mean	14.279
Quartil 1	14.044
Median	14.243
Quartil 3	14.439
Variansi	207.042,1

Untuk mengetahui pola data nilai tukar rupiah terhadap *USD*, disajikan plot *time series* pada Gambar 2.

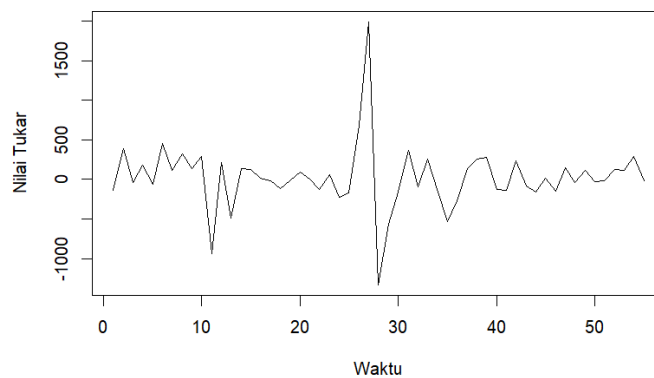


Gambar 2. Plot runtun waktu data nilai tukar rupiah

Menurut Gambar 2 bisa diidentifikasi bahwa pola data nilai tukar rupiah mulai awal tahun 2018 hingga Agustus 2022 mempunyai pola yang terlihat belum stasioner. Suatu data diidentifikasi sebagai data stasioner jika data deret waktu tersebut mempunyai nilai rata-rata beserta variansi yang konstan di sepanjang deret waktu dari data tersebut. Pada Gambar 2, terlihat bahwa terdapat tren kenaikan yang signifikan nilai tukar rupiah pada beberapa rentang waktu.

### 3.2 Differencing Data

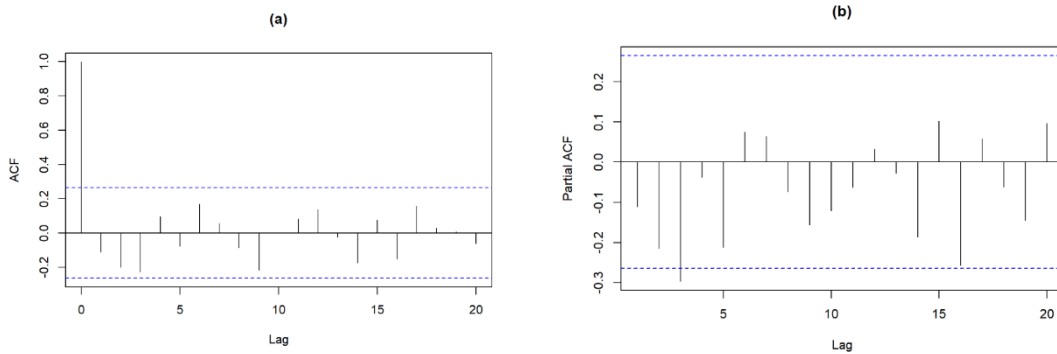
Dalam mengatasi pola data yang tidak stasioner, dapat dilakukan dengan melakukan transformasi pada data atau melakukan *differencing* pada data. Pada Gambar 4 dapat diidentifikasi bahwa data nilai tukar rupiah terhadap *USD* sudah stasioner setelah dilakukan differencing ke-1. Hal ini dapat dilihat bahwa data relative konstan di sekitar nilai nol. Berdasarkan pengamatan pola data tersebut bisa dikatakan bahwa data sudah stasioner baik secara rata-rata maupun variansi.



Gambar 3. Plot setelah dilakukan differencing di lag-1

### 3.3 Pemodelan ARIMA

Setelah data telah stationer, lalu dilakukan perhitungan nilai dari fungsi autokorelasi serta fungsi autokorelasi parsial dengan persamaan (1) dan (2). Nilai dari ACF serta PACF ini dapat dimanfaatkan dalam melakukan identifikasi model-model yang sesuai untuk memperkirakan data nilai tukar rupiah terhadap USD. Plot dari ACF serta PACF dari data nilai tukar rupiah disajikan pada Gambar 4 (a) dan 4 (b) secara berturut-turut.



Gambar 4. (a) Plot ACF dan (b) plot PACF dari data

Berdasarkan pola pada plot ACF serta PACF pada Gambar 4, dapat diidentifikasi model ARIMA( $p, d, q$ ) dengan  $p$  adalah ordo dari komponen *Autoregressive* (AR),  $q$  sebagai ordo dari komponen *Moving Average* (MA), dan  $d$  adalah ordo dari *differences*. Untuk menentukan model terbaik digunakan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) yang dihitung berdasarkan persamaan (3) dan (4) secara berturut-turut. Model ARIMA paling baik yang digunakan untuk analisis adalah model yang memiliki nilai AIC dan BIC paling kecil. Model-model ARIMA beserta nilai AIC dan BIC disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Model ARIMA beserta nilai AIC dan BIC

No.	Model ARIMA	AIC	BIC
1.	ARIMA(0, 1, 1)	822.4249	826.4396
2.	ARIMA(1, 1, 0)	823.057	827.0717
3.	ARIMA(1, 1, 1)	816.874	822.896
4.	ARIMA(1, 1, 2)	817.8882	825.9175
5.	ARIMA(2, 1, 1)	817.6579	825.6872
6.	ARIMA(2, 1, 2)	819.6491	829.6858
7.	ARIMA(2, 1, 0)	822.591	828.613
8.	ARIMA(0, 1, 2)	819.2944	825.3164

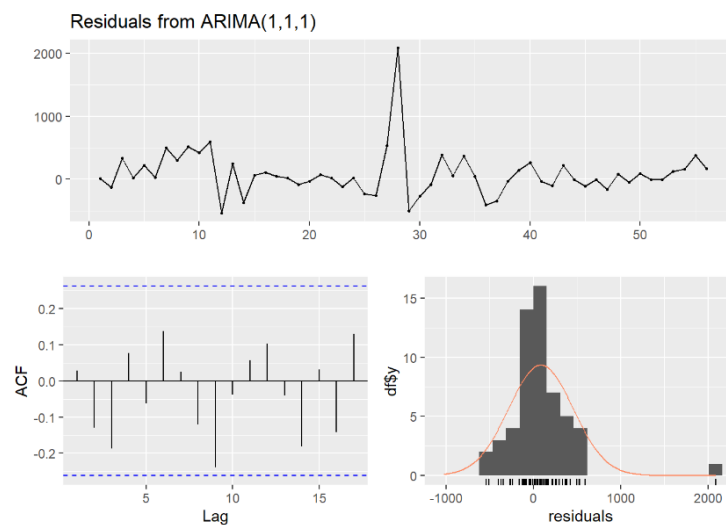
Berdasarkan Tabel 3, dari kedelapan model tersebut yang mempunyai nilai AIC dan BIC paling kecil adalah pada model ARIMA(1, 1, 1) yang mempunyai nilai AIC sebesar 816.874 dan nilai BIC sebesar 822.896. Sehingga, model ARIMA(1, 1, 1) merupakan model yang paling sesuai dalam meramalkan data nilai tukar rupiah terhadap USD.



### 3.4 Uji Diagnostik Model

Setelah didapat model yang paling sesuai, selanjutnya adalah dilakukan pengujian diagnostik model untuk memeriksa kelayakan model. Pengujian ini meliputi pemeriksaan untuk asumsi *white noise* melalui tes *Ljung-box*, serta pengecekan terhadap kenormalan dari residualnya. Secara representasi grafis, pada Gambar 5 menyajikan plot dari nilai residual (atas), plot *ACF* dari residual (kiri bawah), dan histogram dari residual (kanan bawah).

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa plot residual berfluktuasi disekitar titik nol, yang menandakan bahwa mempunyai rata-rata mendekati nol dan variansi atau sebarannya konstan. Berarti bahwa pada model tersebut, asumsi *white noise* sudah terpenuhi. Sementara itu, plot *ACF* dari residual menunjukkan bahwa dari keseluruhan lag tidak ada yang melibihi garis batas signifikansi, jadi dapat diambil kesimpulan bahwa antarlag pada residual tidak berkorelasi. Kemudian untuk melihat apakah residual berdistribusi secara normal, dilihat melalui histogram dari residual. Terlihat bahwa histogram dari residual mendekati normal, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi secara normal.



Gambar 5. (kiri) Plot residual dan (kanan) plot distribusi normal residual

Selain dari representasi grafis, dapat diuji menggunakan *Ljung-Box test* untuk menguji independensi dari residual atau sisaan antar *lag*. Pada suatu deret waktu, dua *lag* disebut tidak mempunyai korelasi apabila antar *lag* tidak terdapat korelasi yang tinggi. Uji hipotesis pada *Ljung-Box test* dapat dituliskan sebagai [17],

$$H_0 : \rho = 0 \text{ (tidak terdapat korelasi pada residual antar lag).}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, l \text{ (terdapat korelasi pada residual antar lag).}$$

Berdasarkan *Ljung-Box test*, dihasilkan besar nilai *p-value* adalah 0.2586, yang

menandakan bahwa nilai  $p$ -value lebih besar dibandingkan nilai  $\alpha = 0.05$ , jadi  $H_0$  tidak ditolak yang artinya tidak terdapat korelasi residual antar-lag. Berdasarkan diagnostik model  $ARIMA(1, 1, 1)$  maka bisa diambil kesimpulan bahwa model  $ARIMA(1, 1, 1)$  sebagai model yang sesuai untuk memperkirakan nilai tukar rupiah.

### 3.5 Peramalan Data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Setelah didapatkan model yang paling sesuai, selanjutnya diaplikasikan model  $ARIMA(1, 1, 1)$  dalam memperkirakan data nilai tukar rupiah. Hasil estimasi parameter dari koefisien setiap parameter pada model  $ARIMA(1, 1, 1)$  disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi parameter

Model	Koefisien	AR(1)	MA(1)
$ARIMA(1, 1, 1)$	14.279	0.6239771	-0.4380824

Berdasarkan estimasi parameter pada Tabel 4, diaplikasikan untuk memperkirakan data nilai tukar rupiah untuk 12 periode ke depan. Hasil peramalan dari model  $ARIMA(1, 1, 1)$  ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD

Periode	Prediksi Nilai Tukar
September 2022	14608.45
Oktober 2022	14504.13
November 2022	14442.74
Desember 2022	14406.60
Januari 2023	14385.33
Februari 2023	14372.82
Maret 2023	14365.45
April 2023	14361.11
Mei 2023	14358.56
Juni 2023	14357.06
Juli 2023	14356.18
Agustus 2023	14355.66

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 5 dengan model  $ARIMA(1, 1, 1)$  menghasilkan peramalan selama 12 bulan ke depan, mulai dari September 2022 sampai dengan Agustus 2023. Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah cenderung mengalami penguatan atau apresiasi dari bulan satu ke bulan lainnya, walaupun penguatannya tidak signifikan, yaitu dari angka Rp14.608,45 pada September 2022 menguat ke Rp14.355,66 di Agustus. Rentang penguatan berkisar Rp235 per USD.

## 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dilakukan peramalan data nilai tukar rupiah terhadap *USD* menggunakan data pada periode Januari 2018 hingga Agustus 2022. Model *ARIMA* yang paling sesuai untuk meramalkan nilai tukar terhadap *USD* merujuk kepada nilai *AIC* dan *BIC* yang terkecil adalah model *ARIMA*(1, 1, 1). Berdasarkan hasil estimasi parameter diperoleh besar koefisien *AR*(1) adalah 0.6239771 serta besar koefisien untuk *MA*(1) adalah -0.4380824. Dilakukan peramalan nilai tukar rupiah terhadap *USD* selama 12 periode mendatang atau setahun ke depan. Diperoleh hasil nilai peramalan data yang menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah cenderung mengalami penguatan walaupun tidak signifikan, dengan rentang penguatan dalam setahun diprediksi hanya berkisar Rp235 per *USD*.

Pada model *ARIMA* ini hanya bergantung pada satu variabel dalam melakukan analisis peramalan. Penelitian lanjutan yang dapat dilakukan adalah melakukan analisis peramalan dengan lebih dari satu variabel dengan memperhatikan parameter lainnya yang mempengaruhi nilai tukar rupiah. Metode yang dapat diaplikasikan adalah *vector autoregressive* (*VAR*) atau menggunakan metode *deep learning* yakni melalui metode *long short term memory* (*LSTM*).

## Daftar Pustaka

- [1] S. Adiningsih, *Perangkat Analisis dan Teknik Analisis Investasi di Pasar Modal Indonesia*. Jakarta: Bursa Efek Indonesia, 1998.
- [2] A. Sartono, *Manajemen Keuangan*, 4th ed. Yogyakarta: BPFE, 2001.
- [3] V.A. Fitria, "Peramalan harga sembako di Kota Malang menggunakan metode single exponential smoothing," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 5, no. 1, pp. 127-132, 2019, [[CrossRef](#)]
- [4] N. Salwa *et al.*, "Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," 2018.
- [5] M. Almasarweh and S. AL Wadi, "ARIMA Model in predicting banking stock market data," *Mod. Appl. Sci.*, vol. 12, no. 11, p. 309, 2018. [[GreenVersion](#)]
- [6] M.R. Abonazel and A.I. Abd-Elftah, "Forecasting Egyptian GDP using ARIMA models," *Reports on Economics and Finance*, vol. 5, no. 1, pp. 35-47, 2019. [[CrossRef](#)]
- [7] T.M.U. Ngan, "Forecasting foreign exchange rate by using ARIMA model: a case of VND/USD exchange rate," *Research Journal of Finance and Accounting*, vol. 7, no. 12, pp. 38-44, 2016. [[GreenVersion](#)]

- [8] A.S. Babu and S.K. Reddy, "Exchange rate forecasting using ARIMA, neural network and fuzzy neuron," *Journal of Stock & Forex Trading*, vol. 04, no. 03, p. 1000155, 2015. [[GreenVersion](#)]
- [9] M.K. Newaz, "Comparing the performance of time series models for forecasting exchange rate," 2008.
- [10] Bank Indonesia, "Nilai tukar rupiah terhadap USD." Accessed: Aug. 31, 2022. [[Online](#)]
- [11] M.A. Rasyidi, "Prediksi harga bahan pokok nasional jangka pendek menggunakan ARIMA," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 3, no. 2, pp. 107-112, 2017. [[CrossRef](#)]
- [12] R. Zhang and H. Jia, "Production performance forecasting method based on multivariate time series and vector autoregressive machine learning model for waterflooding reservoirs," *Petroleum Exploration and Development*, vol. 48, no. 1, pp. 201-211, 2021. [[CrossRef](#)]
- [13] A. Nugroho and B.H. Simanjuntak, "ARMA (autoregressive moving average) model for prediction of rainfall in regency of Semarang-Central Java-Republic of Indonesia," *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, vol. 11 (3), no. 1, pp. 27-32, 2014. [[GreenVersion](#)]
- [14] R. Nochai and T. Nochai, "ARIMA model forecasting oil palm price," in *Proceedings of the 2nd IMT-GT Regional Conference on Mathematics, Statistics, and Applications*, pp. 13-15, 2006.
- [15] D.G. Brooks, "Akaike information criterion statistics," *Technometrics*, vol. 31, no. 2, pp. 270-271, 1989. [[CrossRef](#)]
- [16] S.I. Vrieze, "Model selection and psychological theory: A discussion of the differences between the Akaike information criterion (AIC) and the Bayesian information criterion (BIC)," *Psychol Methods*, vol. 17, no. 2, pp. 228-243, 2012. [[CrossRef](#)]
- [17] G.M. Ljung and G.E.P. Box, "On a measure of lack of fit in time series models," 1978. [Online]. Available: <http://biomet.oxfordjournals.org/>