
PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP *DOLLAR* AMERIKA DENGAN MENGGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (ARIMA)

Gelbi Ardesfira¹, Hazulil Fitriah Zedha², Iin Fazana³, Julia Rahmadhiyanti⁴,
Siti Rahima⁵, Samsul Anwar^{6*}

^{1,2,3,4,5,6} Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh

e-mail: samsul.anwar@unsyiah.ac.id

Abstrak

Nilai tukar Rupiah sangat berpengaruh dalam menjaga stabilitas perekonomian negara. Melemahnya nilai tukar rupiah akan berdampak pada perekonomian nasional. Oleh karena itu, diperlukan suatu peramalan untuk mengetahui nilai tukar Rupiah pada masa yang akan datang terutama terhadap *Dollar* Amerika (USD). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023. Data yang digunakan adalah data kurs rupiah terhadap USD dari bulan Januari 2001 sampai dengan Desember 2021. Metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA yang paling sesuai dalam meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap USD adalah ARIMA (3,1,1). Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar Rupiah semakin melemah secara signifikan pada tahun 2022 dan 2023 yang masing-masing mencapai Rp 14.484,5 dan 14.704,7 per USD dengan batas ramalan tertinggi mencapai Rp 16.691,6 pada akhir tahun 2022 dan Rp 17.781,8 pada akhir tahun 2023. Pemerintah perlu menyiapkan kebijakan-kebijakan khusus dalam upaya menjaga stabilitas nilai tukar rupiah pada masa yang akan datang.

Kata Kunci: Arima, Nilai Tukar, Rupiah, USD

Abstract

The Rupiah exchange rate was immensely influential in maintaining the stability of the country's economy. The weakening of the rupiah exchange rate would have an impact on the national economy. Therefore, a forecast was needed to determine the exchange rate of the Rupiah in the future, especially against the US Dollar (USD). This study aimed to predict the rupiah exchange rate against the USD in 2022 and 2023. The data employed were the rupiah exchange rate data against the USD from January 2001 to December 2021. The forecasting method utilized in this study was the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method. The most suitable ARIMA model in forecasting the Rupiah exchange rate against USD was ARIMA (3,1,1). Forecasting results showed the Rupiah exchange rate weakened more significantly in 2022 and 2023, reaching IDR 14,484.5 and IDR 14,704.7 per USD, respectively, with the highest forecast limit reaching IDR 16,691.6 at the end of 2022 and IDR 17,781.8 at the end of 2023. The government needed preparing special policies in an effort to maintain the stability of the rupiah exchange rate in the future.

Keywords: Arima, Exchange Rate, IDR, USD

1. PENDAHULUAN

Di era modern, transaksi ekonomi telah dilakukan dengan menggunakan mata uang. Nilai tukar dari sebuah mata uang atau disebut juga dengan kurs, diartikan sebagai ketidakstabilan dari harga yang ditentukan dari mata uang yang disebabkan oleh penawaran dan permintaan mata uang dari suatu negara. Pergerakan nilai tukar yang berfluktuasi di pasar uang sangat ditentukan oleh nilai tukar yang dimiliki oleh masing-masing negara. Terdapat beberapa penelitian di Indonesia yang mencoba mempelajari pergerakan nilai tukar rupiah (Rp) terhadap beberapa mata uang asing selain USD seperti yang dilakukan oleh Iswardani, Sudarma dan Jasa (2021) yang meramalkan nilai tukar rupiah terhadap *Dollar* Singapura (SGD), *Dollar* Hongkong (HKD) dan Yen Jepang.

Penelitian mengenai pergerakan nilai tukar rupiah menjadi penting karena tingkat inflasi di Indonesia akan menjadi lebih tinggi apabila terjadi depresiasi nilai tukar rupiah terhadap *Dollar* Amerika (USD). Ketika inflasi yang terjadi tinggi, maka harga barang dan jasa akan naik terus menerus yang menyebabkan masyarakat tidak mampu memenuhi kebutuhan hidup mereka. Daya beli masyarakat akan berkurang secara signifikan apabila pendapatan mereka tidak meningkat seiring dengan kenaikan harga barang dan jasa tersebut (Fitria dan Anwar, 2020). Hal ini dapat menyebabkan pertumbuhan ekonomi menjadi lambat atau stagnan yang pada akhirnya akan mengakibatkan melemahnya kondisi perekonomian nasional.

Volatilitas nilai tukar mata uang rupiah terhadap USD secara umum mengalami kenaikan terhadap waktu. Pada tahun 1983, Indonesia mengalami krisis moneter dimana pertumbuhan perekonomian mengalami pasang surut. Perekonomian Indonesia dihadapkan pada pertumbuhan ekonomi yang menurun dan defisit neraca pembayaran. Hal ini menyebabkan nilai tukar rupiah menjadi *over-valued* dan menurunkan daya saing ekspor Indonesia di pasar internasional. Dalam rangka meningkatkan daya saing ekspor, pemerintah pada saat itu melakukan kebijakan dengan cara mendevaluasi nilai tukar rupiah sebesar 38% yaitu dari Rp 702 menjadi Rp 970/USD pada tanggal 30 Maret 1983. Selanjutnya pada bulan September 1986, pemerintah kembali mendevaluasi nilai tukar rupiah sebesar 45% dari Rp 1.134/USD menjadi Rp 1.644/USD. Selanjutnya pada saat terjadi krisis ekonomi tahun 1997/1998, nilai tukar rupiah terhadap USD mengalami pelemahan yang signifikan yang disebabkan oleh kesenjangan antara penawaran dan permintaan (Laily, 2022).

Nilai tukar rupiah terhadap USD dalam dua tahun belakangan mengalami ketidakstabilan yang disebabkan oleh berbagai hal seperti adanya pandemi Covid-19, tingkat inflasi, permintaan barang untuk diekspor dan suku bunga bank. Ketidakstabilan tersebut diprediksi akan menyebabkan nilai tukar rupiah terhadap USD menjadi semakin lemah untuk kedepannya. Melemahnya nilai tukar rupiah terhadap USD akan berdampak pada perekonomian nasional sehingga langkah-langkah antisipatif perlu disiapkan oleh pemerintah. Salah satu langkah antisipatif yang dapat dilakukan adalah dengan memperkirakan atau meramalkan pergerakan nilai tukar rupiah terhadap USD pada masa yang akan datang sehingga pemerintah dapat mengambil tindakan antisipatif terutama pada saat nilai tukar rupiah diperkirakan akan melemah. Hasil dari peramalan tersebut akan menjadi salah satu indikator yang dapat digunakan oleh pemerintah dalam penyusunan kebijakan untuk menjaga kestabilan nilai tukar rupiah. Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang mencoba meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD, diantaranya penelitian Utari (2018), Amalutfia dan Hafiyusholeh (2020), Hidayah dan Sugiman (2021), Mubarok dan Wachidah (2021) dan Susilowati dan Rosento (2020). Meskipun telah ada beberapa penelitian sebelumnya, namun penelitian-penelitian tersebut tidak ada yang meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD secara bulanan untuk tahun 2022 dan 2023.

Salah satu teknik peramalan yang saat ini berkembang adalah dengan menggunakan *time series analysis* (analisis deret waktu). *Time series* didefinisikan sebagai serangkaian nilai-nilai variabel yang disusun berdasarkan waktu. Analisis *time series* didefinisikan sebagai pola pergerakan nilai-nilai variabel tersebut pada suatu interval waktu secara teratur misalnya harian, mingguan, bulanan, tahunan dan satuan waktu lainnya (Shumway dan Stoffer, 2011). Metode ARMA dan ARIMA merupakan metode dalam analisis *time series* yang sering digunakan dalam penelitian. Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode ARIMA dalam peramalan berbagai aspek seperti yang dilakukan oleh Anwar (2017) dalam meramalkan suhu udara jangka pendek di Kota Banda Aceh, Pamungkas dan Wibowo (2018) dalam memprediksi kasus DBD di Provinsi Jawa Timur, Rusyida dan Pratama (2020) dalam memprediksi harga saham Garuda Airlines, Salwa *et al.* (2018) dalam meramalkan harga bitcoin, Hartati (2017) dalam meramalkan inflasi di Indonesia serta Anggraeni, Rosadi dan Rizal (2020) dalam memprediksi harga emas murni dunia di masa pandemi Covid-19. Selain ketujuh penelitian tersebut, masih banyak penelitian lainnya yang menggunakan metode ARMA atau ARIMA sebagai metode peramalannya.

Salah satu syarat dalam metode ARMA atau ARIMA adalah data yang digunakan harus bersifat *stationer*. Dengan kata lain, data yang digunakan memiliki rata-rata dan varians yang konstan serta memiliki nilai autocovarians yang hanya bergantung pada selisih waktu antar pengamatan yang dianalisis. Jika data yang digunakan tidak *stationer* terhadap varians maka dilakukan transformasi data, dan jika data tidak *stationer* terhadap mean maka perlu dilakukan *differencing* terhadap data penelitian. Metode ARMA digunakan untuk meramalkan data yang sudah stasioner, sedangkan metode ARIMA digunakan untuk data yang tidak stasioner terutama terhadap rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing*. Dengan demikian, penelitian ini dilakukan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023. Hasil peramalan tersebut diharapkan dapat menjadi salah satu bahan rujukan pemerintah dalam penyusunan kebijakan menjaga stabilitas nilai tukar rupiah pada masa yang akan datang.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data nilai tukar rupiah (Rp) terhadap *Dollar* Amerika (USD) dari bulan Januari 2001 sampai dengan bulan Desember 2021 yang bersumber dari *website* Satu Data Kementerian Perdagangan (Kemendag RI, 2021). Pada penelitian ini, data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data *training* (bulan Januari 2001 sampai bulan Desember 2020) dan data *testing* (bulan Januari 2021 sampai bulan Desember 2021). Data *training* digunakan untuk membangun model peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD, sedangkan data *testing* digunakan untuk menghitung tingkat akurasi dari model peramalan yang dibangun dengan data *testing* tersebut.

2.2 Tahapan Prosedur Analisis Data

Peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dapat dijabarkan dalam 6 tahapan. Seluruh tahapan analisis data dilakukan dengan menggunakan *software Ms. Excel, R studio* dan *Minitab*.

- a) Pengujian stasioneritas data. Model ARIMA hanya dapat digunakan untuk data yang stasioner. Apabila data tidak stasioner, maka harus dilakukan *differencing* atau transformasi data sehingga dapat menjadi stasioner.

- b) Identifikasi model tentatif. Proses identifikasi model tentatif dilakukan dengan melihat lag *cut-off* pada plot *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF). Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi orde dari model MA (*Moving Average*), sedangkan plot PACF digunakan untuk mengidentifikasi model AR (*Autoregressive*). Kriteria lengkap penentuan orde model ARMA atau ARIMA dapat dilihat pada penelitian Anwar (2017).
- c) Estimasi dari parameter model. Parameter dari model tentatif yang diperoleh pada langkah kedua diestimasi dengan metode *Maximum Likelihood Estimators* (MLE) melalui teknik numerik *Newton-Raphson*. Parameter model yang diestimasi selanjutnya di uji signifikansinya melalui uji *Wald*.
- d) Pengujian diagnostik dan pemilihan model. Uji diagnostik terdiri dari 2 bagian yaitu uji independensi antar data residual yang dilakukan melalui *Ljung-Box test* dan uji normalitas data residual dengan menggunakan *Shapiro-wilk test*. Nilai *Mean Square Error* (MSE) digunakan sebagai indikator dalam pemilihan model tahap pertama.
- e) Akurasi model peramalan terhadap data *testing*. Selain nilai MSE dari data *training*, akurasi dari data *testing* berupa RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) digunakan sebagai indikator dalam pemilihan model tahap kedua atau model final. Model dengan nilai indikator RMSE, MAE dan MAPE terkecil dipilih sebagai model final untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD.
- f) Peramalan dengan model final. Peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023 dilakukan dengan menggunakan model final.

2.3 Metode ARMA dan ARIMA

Salah satu syarat utama dalam analisis *time series* adalah stasioneritas data penelitian. Menurut Shumway dan Stoffer (2011), data yang tidak stasioner terutama karena memiliki rata-rata yang tidak konstan perlu dilakukan differencing. *Differencing* (∇^d) adalah menghitung perubahan atau selisih antara sebuah nilai observasi dengan observasi sebelumnya. *Differencing* order pertama dapat dituliskan sebagai Persamaan (1).

$$\nabla^1 = X_t - X_{t-1} = (1 - B)X_t \quad (1)$$

dimana X_t merupakan nilai data *time series* pada periode waktu ke- t dan B merupakan backshift operator yang didefinisikan melalui Persamaan (2).

$$B^k X_t = X_{t-k} \quad (2)$$

Apabila data hasil *differencing* order pertama belum stasioner, maka dapat dilakukan *differencing* orde d berikutnya sampai dengan data menjadi stasioner. Selain proses *differencing*, transformasi data juga digunakan apabila varians dari data tidak konstan terhadap waktu. Transformasi yang digunakan disebut dengan transformasi *Box-Cox* yang didefinisikan pada Persamaan (3)

$$X_t = \begin{cases} \frac{X_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \text{Log } X_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (3)$$

dengan λ adalah parameter transformasi *Box-Cox* (Shumway dan Stoffer, 2011).

Model *Autoregressive* (AR) menggambarkan hubungan antara data *time series* saat ini dengan data pada periode sebelumnya. Model AR dengan orde p atau AR (p) didefinisikan pada Persamaan (4).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + w_t \quad (4)$$

dimana X_t adalah data *time series* pada waktu ke- t , dan $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ adalah parameter dari model AR ($\phi_p \neq 0$). Komponen w_t diasumsikan sebagai *Gaussian white noise* dengan rata-rata 0 dan varians yang konstan (σ_w^2). Model AR (p) juga dapat dituliskan dengan menggunakan operator *Backshift* sebagai Persamaan (5).

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) X_t = w_t \quad (5)$$

atau secara lebih ringkas sebagai Persamaan (6)

$$\phi(B) X_t = w_t \quad (6)$$

dimana $\phi(B)$ merupakan polinomial model AR.

Model *Moving Average* (MA) menggambarkan hubungan antara data *time series* saat ini dengan residual sebelumnya. Model MA dengan orde q atau MA (q) didefinisikan pada Persamaan (7).

$$X_t = \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2} + \dots + \theta_p w_{t-p} + w_t \quad (7)$$

dimana X_t adalah data *time series* pada waktu ke- t , dan $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ adalah parameter dari model MA ($\theta_q \neq 0$). Komponen w_t diasumsikan sebagai *Gaussian white noise* dengan rata-rata 0 dan varians yang konstan (σ_w^2). Model MA (q) juga dapat dituliskan dengan menggunakan operator *Backshift* sebagai Persamaan (8).

$$X_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) w_t \quad (8)$$

atau secara lebih ringkas sebagai Persamaan (9).

$$X_t = \theta(B) w_t \quad (9)$$

dimana $\theta(B)$ merupakan polinomial model MA.

Metode ARMA (*Autoregressive Moving Average*) merupakan penggabungan antara model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) untuk data *time series* yang sudah stasioner. Model ARMA (p, q) didefinisikan sebagai Persamaan (10).

$$\phi(B) X_t = \theta(B) w_t \quad (10)$$

Sedangkan metode ARIMA merupakan metode ARMA yang melibatkan proses *differencing* data karena data awal yang digunakan tidak stasioner. Model ARIMA (p, d, q) didefinisikan sebagai Persamaan (11).

$$\phi(B) \nabla^d X_t = \theta(B) w_t \quad (11)$$

dimana $\phi(B)$ adalah polinomial model AR (p) $\theta(B)$ adalah polinomial model MA (q) dan $\nabla^d = (1 - B)^d$ adalah operator *differencing* (Shumway dan Stoffer, 2011).

2.4 Akurasi Hasil Peramalan

Hasil peramalan pada umumnya memiliki unsur ketidakpastian, sehingga penting untuk dilakukan perhitungan akurasi dari sebuah peramalan. Terdapat beberapa indikator akurasi hasil peramalan yang sering digunakan seperti RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan MAPE (*Mean Absolute Percent Error*). RMSE menggambarkan akar dari rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual. MAE merepresentasikan rata-rata perbedaan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. Sedangkan MAPE menunjukkan perbedaan persentase absolut rata-rata antara nilai aktual dan nilai prediksi. Sebuah model akan menghasilkan peramalan yang semakin akurat apabila memiliki nilai MAE, dan MAPE yang semakin kecil. Indikator RMSE, MAE dan MAPE masing-masing didefinisikan pada Persamaan (12), (13) dan (14).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2} \quad (12)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |X_t - \hat{X}_t| \quad (13)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \times 100 \quad (14)$$

Dimana X_t adalah data aktual, \hat{X}_t adalah hasil peramalan, dan n adalah jumlah periode data yang diramalkan (Krispin, 2019). Sebagai catatan, nilai MSE merupakan kuadrat dari nilai RMSE.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Gambaran Nilai Tukar Rupiah Terhadap *Dollar* Amerika (USD)

Nilai tukar rupiah terhadap USD mengalami kenaikan dan penurunan selama periode pengamatan mulai dari bulan Januari tahun 2001 sampai dengan bulan Desember tahun 2021 (Gambar 1).

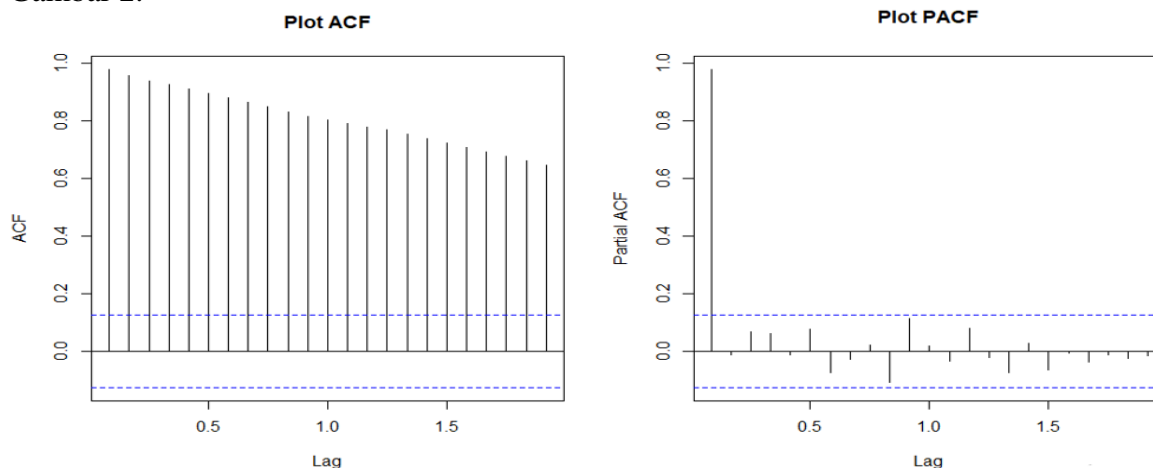


Gambar 1. Plot data nilai tukar rupiah terhadap USD tahun 2001-2021

Berdasarkan Gambar 1, terlihat secara visual bahwa plot data nilai tukar rupiah terhadap USD membentuk pola data yang tidak *stationer*. Hal ini terlihat dari adanya *trend* naik dari nilai tukar rupiah terhadap USD terutama pada periode tahun 2012 hingga tahun 2021. Nilai tukar rupiah mengalami puncaknya pada bulan Maret tahun 2020 yaitu sebesar Rp.16.367/ USD. Sedangkan nilai tukar rupiah terendah terjadi pada bulan Mei tahun 2003 sebesar Rp.8.279/ USD. Selain itu, juga terlihat pada plot bahwa data nilai tukar rupiah terhadap USD memiliki rata-rata yang tidak konstan pada berbagai waktu pengamatan.

3.2 Pengujian Stasioneritas Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD

Pengujian stasioneritas data merupakan langkah analisis awal dalam peramalan data *time series*. Terdapat beberapa cara pengujian stasioneritas data yang dapat dilakukan yaitu melalui Plot ACF dan kriteria nilai *lamda Box-Cox* untuk mengevaluasi stasioneritas dalam hal varian dan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* untuk menguji stasioneritas dalam hal rata-rata. Plot ACF dan PACF data nilai tukar rupiah terhadap USD ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF data awal

Berdasarkan Gambar 2, diketahui bahwa nilai autokorelasi pada plot ACF untuk semua lag yang dipertimbangkan berada diluar garis *Bartlett* dan membentuk pola menurun secara eksponensial (*tail off*) yang mengindikasikan bahwa data tidak stasioner. Selanjutnya, hasil statistik uji terhadap stasioneritas data nilai tukar rupiah terhadap USD ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Pengujian *Stationer* Data Awal

| Uji Stasioneritas | Statistik Uji | <i>p-value</i> |
|-----------------------------------|---------------|----------------|
| Terhadap varians (<i>lamda</i>) | 1,061 | - |
| Terhadap mean | -2,379 | 0,416 |

Berdasarkan Tabel 1, diperoleh nilai statistik *lamda Box-Cox* sebesar 1,060 yang mendekati 1 sehingga data disimpulkan telah memiliki varians yang konstan dan tidak perlu dilakukan transformasi terhadap data. Sedangkan hasil pengujian melalui *ADF test* menunjukkan hasil yang tidak signifikan ($p\text{-value}=0,416 > 0,05$) yang mengindikasikan bahwa data tidak stasioner karena memiliki nilai rata-rata yang tidak konstan. Sehingga perlu dilakukan *differencing* tingkat pertama terhadap data nilai tukar rupiah terhadap USD. Setelah dilakukan *differencing*, data kembali di uji melalui *ADF test* untuk memeriksa

apakah data setelah *differencing* tingkat pertama sudah memiliki nilai rata-rata yang konstan. Tabel 2 menyajikan hasil pengujian ADF test untuk data setelah *differencing*.

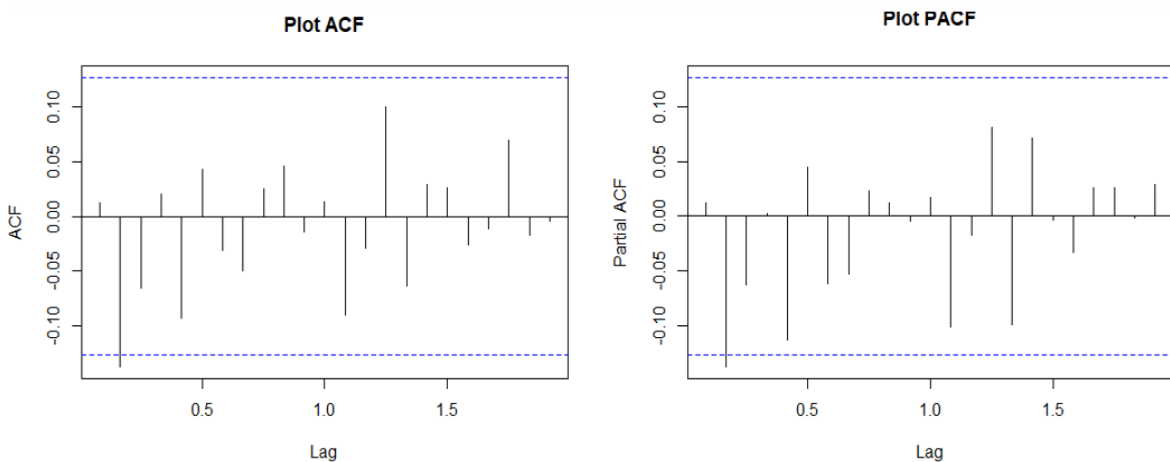
Tabel 2 Pengujian *Stationer* Data Setelah *Differencing*

| Uji Stasioneritas | Statistik Uji | <i>P-value</i> |
|-------------------|---------------|----------------|
| Terhadap mean | -6,541 | 0,010 |

Tabel 2 menunjukkan bahwa hasil pengujian ADF *test* memberikan hasil yang signifikan karena memiliki *p-value* pengujian yang lebih kecil dari pada 0,05 yaitu sebesar 0,010 yang mengindikasikan bahwa data setelah *differencing* tingkat pertama sudah stasioner karena memiliki rata-rata yang konstan. Hal ini juga mengindikasikan bahwa nilai tukar rupiah terhadap USD dapat diramalkan dengan menggunakan model ARIMA.

3.3 Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD dengan Metode ARIMA

Identifikasi model ARIMA dari data nilai tukar rupiah terhadap USD dilakukan melalui plot ACF dan PACF dari data setelah *differencing*. Gambar 3 menyajikan plot ACF dan PACF dari data *differencing* tingkat pertama.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF setelah *differencing* tingkat pertama ($d=1$)

Berdasarkan Gambar 3, diketahui bahwa hanya satu nilai autokorelasi pada plot ACF yang berada diluar garis *Bartlett*. Hal ini mengindikasikan bahwa data setelah *differencing* tingkat pertama sudah stasioner, sejalan dengan hasil pengujian statistik ADF *test* yang telah dilakukan sebelumnya. Disisi lain, plot PACF juga menunjukkan pola yang sama dimana terdapat satu lag dengan nilai autokorelasi parsial yang berada diluar garis *Bartlett*. Dengan demikian, plot ACF dan PACF tersebut *cut-off* setelah lag 1 yang mengindikasikan bahwa model awal dari data nilai tukar rupiah terhadap USD adalah ARIMA (1,1,1). Berdasarkan hal tersebut, dipilih beberapa model tentatif untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD sebagai berikut:

- 1) ARIMA (1,1,2)
- 2) ARIMA (2,1,1)
- 3) ARIMA (1,1,1)
- 4) ARIMA (2,1,2)
- 5) ARIMA (1,1,3)
- 6) ARIMA (3,1,1)

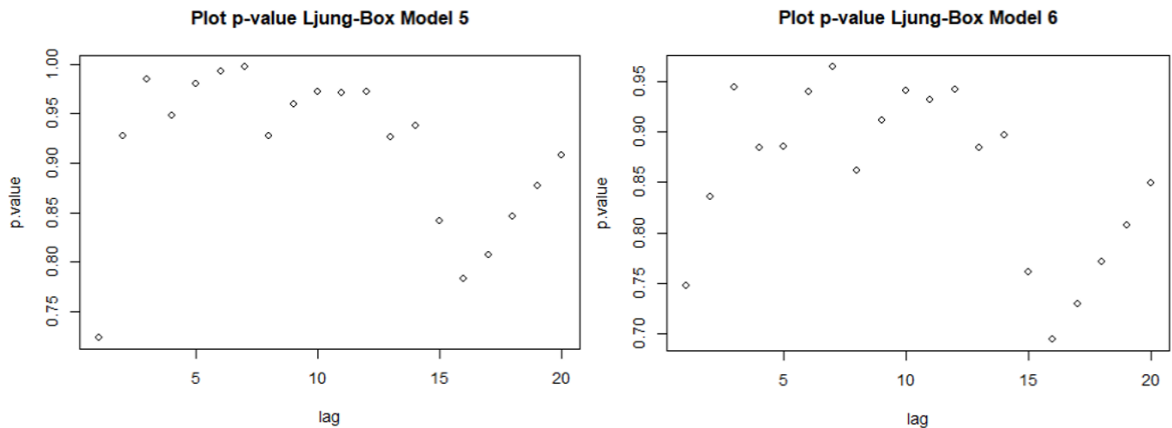
Setelah menentukan keenam model tentatif tersebut, selanjutnya dilakukan estimasi parameter dengan metode MLE dengan teknik numerik *Newton-Raphson* (Cîrnu, 2012). Parameter model yang diestimasi selanjutnya juga diuji signifikansinya melalui uji *Wald* (Johnson dan Bhattacharyya, 2001). Tabel 3 menyajikan hasil estimasi parameter dari keenam model tentatif beserta hasil pengujian signifikansi parameternya.

Tabel 3 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model

| Model | Parameter | | <i>P-value</i> | Keterangan |
|----------------|-----------|--------|----------------|------------------|
| | Type | Nilai | | |
| 1 ^a | AR (1) | 0,526 | 0,042 | Signifikan |
| | MA (1) | 0,529 | 0,041 | Signifikan |
| | MA (2) | 0,145 | 0,050 | Tidak Signifikan |
| 2 ^b | AR (1) | 0,652 | 0,004 | Signifikan |
| | AR (2) | -0,136 | 0,055 | Tidak Signifikan |
| | MA (1) | 0,657 | 0,003 | Signifikan |
| 3 ^c | AR (1) | 0,893 | <0,001 | Signifikan |
| | MA (1) | 0,948 | <0,001 | Signifikan |
| 4 ^d | AR (1) | 0,534 | 0,290 | Tidak Signifikan |
| | AR (2) | -0,019 | 0,967 | Tidak Signifikan |
| | MA (1) | 0,542 | 0,284 | Tidak Signifikan |
| | MA (2) | 0,126 | 0,791 | Tidak Signifikan |
| 5 ^e | AR (1) | -0,794 | <0,001 | Signifikan |
| | MA (1) | -0,803 | <0,001 | Signifikan |
| | MA (2) | 0,161 | 0,050 | Tidak Signifikan |
| | MA (3) | 0,230 | <0,001 | Signifikan |
| 6 ^f | AR (1) | -0,766 | 0,001 | Signifikan |
| | AR (2) | -0,135 | 0,098 | Tidak Signifikan |
| | AR (3) | -0,193 | 0,003 | Signifikan |
| | MA (1) | -0,776 | 0,001 | Signifikan |

Keterangan: ^aMSE Model 1: 144.012; ^bMSE Model 2: 144.053; ^cMSE Model 3: 145.511; ^dMSE Model 4: 144.619; ^eMSE Model 5: 142.124; ^fMSE Model 6: 143.507

Berdasarkan Tabel 3, diketahui bahwa hanya Model 4 yang seluruh parameternya tidak signifikan. Sehingga model 4 tidak akan dianalisis lebih lanjut. Selain dari hasil uji signifikansi parameter, nilai MSE juga menjadi kriteria dalam penentuan model tahap pertama yang akan dianalisis lebih lanjut. Hanya 2 model dengan nilai MSE terkecil yang akan dianalisis pada tahap berikutnya yaitu pengujian diagnostik model. Model dengan minimal satu variabel yang signifikan dan dengan dua nilai MSE terkecil secara berurutan adalah Model 5 (ARIMA (1,1,3)) dan Model 6 (ARIMA (3,1,1)). Pengujian diagnostik model yang dilakukan terhadap kedua model tersebut adalah pengujian normalitas residual melalui *Shapiro-Wilk tests* dan pengujian independensi antara residual pada lag pertama hingga lag ke dua puluh melalui uji *Ljung-Box tests*. Selain itu, kedua model dengan nilai MSE terkecil tersebut juga akan digunakan untuk meramalkan data *testing* sehingga indikator akurasi model berupa RMSE, MAE dan MAPE dapat dihitung. Model dengan indikator akurasi peramalan yang paling baik (memiliki nilai RMSE, MAE dan MAPE terkecil) akan digunakan sebagai model final untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023. Hasil pengujian diagnostik Model 5 dan 6 disajikan pada Gambar 4 untuk uji independensi antar residual dan Tabel 4 untuk uji normalitas data.



Gambar 4. Plot *p-value* uji independensi antar residual model 5 dan 6 melalui *Ljung-Box tests*

Tabel 4 Uji Normalitas Residual melalui *Shapiro-Wilk test*

| Model | Statistik Uji | Uji Normalitas | Keterangan |
|-------|---------------|----------------|----------------------------|
| 5 | 0,938 | <0,001 | Tidak Berdistribusi Normal |
| 6 | 0,936 | <0,001 | Tidak Berdistribusi Normal |

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa residual Model 5 (Gambar 4.a) dan Model 6 (Gambar 4.b) bersifat saling independen pada lag pertama hingga lag kedua puluh. Hal ini terlihat dari nilai *p-value* pengujian *Ljung-Box test* yang tidak signifikan (*p-value* > 0,05) pada setiap lag yang diujikan tersebut. Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa residual model sudah bersifat *white noise*. Sedangkan hasil pengujian normalitas pada Tabel 4 menunjukkan bahwa residual dari kedua model tidak berdistribusi normal (*p-value* < 0,05). Selanjutnya, tingkat akurasi masing-masing model terhadap data *testing* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Nilai Akurasi Model ARIMA (*p,d,q*) Terhadap Data *Testing*

| Model | Order | RMSE | MAE | MAPE |
|-------|---------|---------|---------|-------|
| 5 | (1,1,3) | 173,315 | 154,417 | 1,080 |
| 6 | (3,1,1) | 160,881 | 144,083 | 1,000 |

Berdasarkan Tabel 5, diketahui bahwa Model 6 merupakan model dengan nilai RMSE, MAE dan MAPE terkecil yaitu masing-masing sebesar 160,881; 144,083 dan 1,000. Sehingga dapat disimpulkan bahwa Model 6 yaitu ARIMA (3,1,1) merupakan model terbaik dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD. Persamaan matematis dari model ARIMA (3,1,1) dapat dijabarkan dengan menggunakan Persamaan (11) sehingga diperoleh Persamaan (15).

$$\phi(B)\nabla^d x_t = \theta(B)\omega_t \quad (11)$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)^1 x_t = (1 + \theta_1 B)\omega_t \quad (15)$$

Persamaan (15) selanjutnya dapat dijabarkan dalam bentuk yang lebih sederhana sebagai Persamaan (16).

$$x_t = x_{t-1} + \phi_1 x_{t-1} - \phi_1 x_{t-2} + \phi_2 x_{t-2} - \phi_2 x_{t-3} + \phi_3 x_{t-3} - \phi_3 x_{t-4} + \theta_1 \omega_{t-1} + \omega_t \quad (16)$$

Dengan menggunakan hasil estimasi parameter Model 6 pada Tabel 3, maka model ARIMA (3,1,1) yang digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD dapat dituliskan sebagai Persamaan (17).

$$x_t = x_{t-1} - 0,766x_{t-1} + 0,766x_{t-2} - 0,135x_{t-2} + 0,135x_{t-3} - 0,193x_{t-3} + 0,193x_{t-4} - 0,776\omega_{t-1} + \omega_t$$

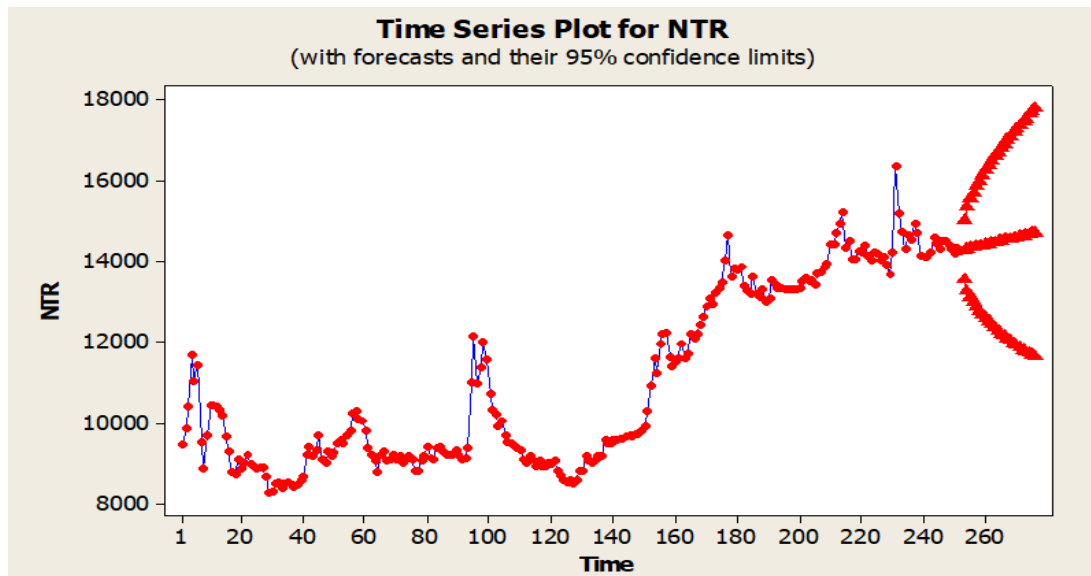
$$x_t = 0,234x_{t-1} + 0,631x_{t-2} - 0,058x_{t-3} + 0,193x_{t-4} - 0,776\omega_{t-1} + \omega_t \quad (17)$$

Hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD untuk tahun 2022 dan 2023 dengan menggunakan Model ARIMA (3,1,1) beserta 95% selang kepercayaannya disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6 Hasil Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD Tahun 2022 dan 2023

| Tahun | Bulan | Peramalan | Confidence Interval 95% | |
|-------|-----------|-------------|-------------------------|-------------|
| | | | Lower | Upper |
| 2022 | Januari | Rp 14.277,6 | Rp 13.550,1 | Rp 15.005,2 |
| | Februari | Rp 14.292,1 | Rp 13.258,4 | Rp 15.325,8 |
| | Maret | Rp 14.331,2 | Rp 13.119,4 | Rp 15.542,9 |
| | April | Rp 14.335,9 | Rp 12.995,6 | Rp 15.676,3 |
| | Mei | Rp 14.362,3 | Rp 12.881,2 | Rp 15.843,4 |
| | Juni | Rp 14.372,3 | Rp 12.769,1 | Rp 15.975,5 |
| | Juli | Rp 14.398,2 | Rp 12.675,8 | Rp 16.120,7 |
| | Agustus | Rp 14.410,2 | Rp 12.583,3 | Rp 16.237,2 |
| | September | Rp 14.433,7 | Rp 12.502,6 | Rp 16.364,9 |
| | Oktober | Rp 14.447,4 | Rp 12.421,4 | Rp 16.473,4 |
| | November | Rp 14.469,6 | Rp 12.349,6 | Rp 16.589,6 |
| | Desember | Rp 14.484,5 | Rp 12.277,3 | Rp 16.691,6 |
| 2023 | Januari | Rp 14.505,6 | Rp 12.212,3 | Rp 16.798,9 |
| | Februari | Rp 14.521,4 | Rp 12.146,9 | Rp 16.895,8 |
| | Maret | Rp 14.541,7 | Rp 12.087,3 | Rp 16.996,2 |
| | April | Rp 14.558,2 | Rp 12.027,5 | Rp 17.088,9 |
| | Mei | Rp 14.578,0 | Rp 11.972,2 | Rp 17.183,7 |
| | Juni | Rp 14.594,9 | Rp 11.917,1 | Rp 17.272,7 |
| | Juli | Rp 14.614,3 | Rp 11.865,6 | Rp 17.363,0 |
| | Agustus | Rp 14.631,5 | Rp 11.814,3 | Rp 17.448,7 |
| | September | Rp 14.650,6 | Rp 11.766,0 | Rp 17.535,2 |
| | Oktober | Rp 14.668,2 | Rp 11.718,1 | Rp 17.618,2 |
| | November | Rp 14.687,0 | Rp 11.672,6 | Rp 17.701,4 |
| | Desember | Rp 14.704,7 | Rp 11.627,6 | Rp 17.781,8 |

Selain ditampilkan dalam bentuk tabel, hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023 juga disajikan dalam bentuk grafik pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD tahun 2022 dan 2023

Berdasarkan Tabel 6 dan Gambar 5, terlihat bahwa hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 dan 2023 semakin meningkat setiap bulannya. Nilai tukar rupiah pada akhir tahun 2022 diperkirakan mencapai Rp. Rp 14.484,5/USD dengan selang kepercayaan 95% terletak antara Rp 12.277,3 dan Rp 16.691,6. Sedangkan nilai tukar rupiah pada akhir tahun 2023 diperkirakan akan meningkat menjadi Rp. 14.704,7/USD dengan kemungkinan nilai tertinggi mencapai Rp 17.781,8. Melemahnya nilai tukar rupiah terhadap USD perlu disikapi oleh pemerintah karena akan berdampak pada perekonomian negara. Pemerintah perlu menetapkan kebijakan khusus, baik dari segi fiskal dan moneter maupun politik dan ekonomi untuk menghadapi kemungkinan terjadinya penurunan nilai tukar rupiah yang semakin rendah agar dapat terhindar dari keterpurukan ekonomi yang dapat menyebabkan krisis ekonomi dan moneter pada masa yang akan datang.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya dalam upaya meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD dengan menggunakan metode yang berbeda-beda. Amalutfia dan Hafiyusholeh (2020) serta Hidayah dan Sugiman (2021) menggunakan *Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain* dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD. Selanjutnya, metode *Locally Stationary Wavelet* dan metode *Wavelet Thresholding* masing-masing digunakan oleh Utari (2018) dan Mubarak dan Wachidah (2021). Terakhir, Susilowati dan Rosento (2020) menggunakan metode *Moving Average* dan *Exponential Smoothing* dalam kasus yang sama. Meskipun demikian, diantara kelima penelitian tersebut tidak ada yang meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD secara bulanan untuk tahun 2022 dan 2023. Sehingga performa dari metode peramalan yang ada tidak dapat dibandingkan. Untuk melihat tingkat akurasi dari model ARIMA (3,1,1) ini, maka hasil peramalan pada tahun 2022 khususnya dari bulan Januari sampai dengan bulan Agustus dibandingkan dengan data aktual yang diperoleh dari *website* Satu Data Kementerian Perdagangan (Kemendag RI, 2021). Nilai RMSE, MAE dan MAPE dari perbandingan tersebut masing-masing adalah sebesar 318,727; 245,525 dan 1,660. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun 2022 khususnya pada bulan Januari hingga Agustus sudah cukup akurat karena mendekati data aktualnya.

Keterbatasan penelitian juga merupakan hal yang penting untuk dibahas. Salah satu keterbatasan dalam penelitian ini adalah tidak dipertimbangkannya efek dari pandemi Covid-

19 yang terjadi pada awal tahun 2020. Pandemi Covid-19 telah mempengaruhi berbagai dimensi kehidupan termasuk dalam bidang ekonomi. Selain itu, penelitian ini juga tidak mempertimbangkan efek dari variasi kalender terhadap fluktuasi nilai tukar rupiah. Penelitian yang dilakukan oleh Assakhiy, Anwar dan A.R. Fitriana (2019) menunjukkan bahwa model *time series* yang mempertimbangkan efek dari variasi kalender memiliki performa yang lebih baik dari pada model tanpa efek dari variasi kalender. Keterbatasan lainnya terkait dengan pola data nilai tukar rupiah terhadap USD yang diduga memiliki efek *long memory*, sehingga model *time series* lainnya seperti ARFIMA (*Autoregressive Fractional Integrated Moving Average*) mungkin juga perlu dipertimbangkan pada penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN

Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah (Rp) terhadap *Dollar* Amerika (USD) akan semakin melemah pada tahun 2022 dan 2023. Nilai tukar rupiah pada akhir tahun 2022 dan 2023 masing-masing diperkirakan mencapai Rp 14.484,5 dan 14.704,7/ per 1 USD. Meskipun demikian, selang kepercayaan 95% menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah tetap berpotensi mencapai Rp 16.691,6 pada akhir tahun 2022 dan Rp 17.781,8 pada akhir tahun 2023. Pemerintah perlu melakukan langkah antisipatif dalam upaya mencegah semakin melemahnya nilai tukar rupiah terhadap USD. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam menyiapkan skema kebijakan antisipatif dalam menjaga stabilitas nilai tukar rupiah terhadap USD pada masa yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA

- Amalutfia, S. Y. and Hafiyusholeh, M. (2020) 'Analisis Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar dan Yuan Menggunakan FTS-Markov Chain', *Vygotsky: Jurnal Pendidikan Matematika dan Matematika*, 2(2), pp. 102–113. doi: 10.30736/VJ.V2I2.258.
- Anggraeni, D. P., Rosadi, D. and Rizal, A. A. (2020) 'Prediksi Harga Emas Dunia di Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Model ARIMA', *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 12(1), pp. 71–84. doi: 10.34123/JURNALASKS.V12I1.264.
- Anwar, S. (2017) 'Peramalan Suhu Udara Jangka Pendek di Kota Banda Aceh dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)', *Malikussaleh Journal of Mechanical Science and Technology*, 5(1), pp. 6–12.
- Assakhiy, R., Anwar, S. and A.R. Fitriana (2019) 'Peramalan Realisasi Penerimaan Zakat Pada Baitulmal Aceh Dengan Mempertimbangkan Efek Dari Variasi Kalender', *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan*, 27(2), pp. 27–45. doi: 10.14203/JEP.27.2.2019.27-45.
- Cîrnu, M. I. (2012) 'Newton-Raphson Type Methods', *International Journal of Open Problems in Computer Science and Mathematics*, 5(2), pp. 95–104. doi: 10.12816/0006108.
- Fitria, V. and Anwar, S. (2020) 'Penerapan Triple Exponential Smoothing dalam Meramalkan Laju Inflasi Bulanan Provinsi Aceh Tahun 2019 - 2020', *E-Jurnal Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana*, 9(1), pp. 23–38. doi: 10.24843/eeb.2020.v09.i01.p02.
- Hartati, H. (2017) 'Penggunaan Metode Arima dalam Meramal Pergerakan Inflasi', *Jurnal Matematika Sains dan Teknologi*, 18(1), pp. 1–10. doi: 10.33830/JMST.V18I1.163.2017.
- Hidayah, D. Y. and Sugiman, S. (2021) 'Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika dengan Metode Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain', *Unnes Journal of Mathematics*, 10(2), pp. 85-95. doi: 10.15294/UJM.V10I2.53056.

- Iswardani, P. R., Sudarma, M. and Jasa, L. (2021) 'Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Negara Asia Menggunakan Metode Quantum Neural Network', *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 20(1), pp. 153–160. doi: 10.24843/MITE.2021.V20I01.P18.
- Johnson, R. A. and Bhattacharyya, G. K. (2001) *Statistics : Principles and Methods*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Kemendag RI (2021) *Nilai Tukar Mata Uang Asing Terhadap Rupiah*. Available at: <https://satudata.kemendag.go.id/data-informasi/perdagangan-dalam-negeri/nilai-tukar> (Accessed: 2 October 2022).
- Krispin, R. (2019) *Hands-On Time Series Analysis with R : Perform Time Series Analysis and Forecasting Using R*. Birmingham: Packt Publishing.
- Laily, I. N. (2022) 'Memahami Devaluasi, Pengertian dan Sejarah Penerapannya di Indonesia', *katadata.co.id*, 6 April. Available at: <https://katadata.co.id/agung/berita/624d626d1ef80/memahami-devaluasi-pengertian-dan-sejarah-penerapannya-di-indonesia> (Accessed: 2 October 2022).
- Mubarok, D. N. and Wachidah, L. (2021) 'Analisis Data Deret Waktu pada Nilai Tukar Rupiah Tahun 2021 Menggunakan Metode Wavelet Thresholding', in *Prosiding Statistika*. Bandung: Universitas Islam Bandung, pp. 426–432. doi: 10.29313/.V0I0.28706.
- Pamungkas, M. B. and Wibowo, A. (2018) 'Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Kasus DBD di Provinsi Jawa Timur', *The Indonesian Journal of Public Health*, 13(2), pp. 181–194. doi: 10.20473/ijph.v13il.2018.181-194.
- Rusyida, W. Y. and Pratama, V. Y. (2020) 'Prediksi Harga Saham Garuda Indonesia di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode ARIMA', *Square : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 2(1), pp. 73-81. doi: 10.21580/square.2020.2.1.5626.
- Salwa, N. *et al.* (2018) 'Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)', *Journal of Data Analysis*, 1(1), pp. 21–31. doi: 10.24815/jda.v1i1.11874.
- Shumway, R. H. and Stoffer, D. S. (2011) *Time Series Analysis and Its Applications With R Examples*. Third edit, *Revista do Hospital das Clínicas*. Third edit. New York: Springer Science and Business Media LLC.
- Susilowati, I. H. and Rosento, R. (2020) 'Peramalan Nilai Tukar Kurs IDR Terhadap Dollar USD Dengan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing', *Perspektif: Jurnal Ekonomi & Manajemen Universitas Bina Sarana Informatika*, 18(1), pp. 91–98. doi: 10.31294/jp.v17i2.
- Utari, D. T. (2018) 'Forecasting The Exchange Rate (IDR) of US Dollar (USD) Using Locally Stationary Wavelet', *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 18(2), p. 146. doi: 10.20885/EKSAKTA.VOL18.ISS2.ART6.