JOMTA
Journal of Mathematics: Theory and Applications
Vol. 6, No. 2, 2024, pp. 225 – 236

p-ISSN: 2685-9653 e-ISSN: 2722-2705
DOI: 10.31605/jomta.v6i2.4072

Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Model *Autoregressive Integrated Moving Average*

Fajar Mubarok[1*], Ika Purnamasari[2], Desi Yuniarti[3]

[1] *Program Studi Statistika, Universitas Mulawarman, Samarinda, Indonesia*
[2 3] *Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis, FMIPA Universitas Mulawarman, Indonesia*

Corresponding Email: fajarrajaf153@gmail.com*

Abstrak

Tinggi rendahnya nilai tukar rupiah memengaruhi kestabilan ekonomi suatu negara. Perekenomian nasional dapat dipengaruhi oleh turunnya nilai tukar rupiah. Oleh sebab itu, penting bagi pemerintah dan otoritas moneter untuk menerapkan kebijakan yang efektif dalam menjaga stabilitas nilai tukar. Prediksi pergerakan nilai tukar rupiah diperlukan guna merancang strategi kebijakan yang proaktif dapat digunakan untuk suatu tindakan pencegahan di masa depan. Metode peramalan ini melibatkan penggunaan teknik statistik untuk prediksi pergerakan nilai tukar di masa mendatang berdasarkan data masa lalu maupun masa kini. Metode peramalan yang paling sering digunakan yaitu ARIMA. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan nilai tukar rupiah periode Februari hingga Juni 2024 berdasarkan data bulanan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dari Januari 2014 hingga Januari 2024 menggunakan metode ARIMA. Hasil penelitian diperoleh model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan kurs rupiah terhadap dolar Amerika yaitu model ARIMA (2, 1, 0) dengan nilai MAPE sebesar 1,6% yang menunjukkan akurasi peramalan sangat akurat.

Kata Kunci : ARIMA, MAPE, Nilai Tukar Rupiah, Peramalan

Abstract

The fluctuation of the rupiah exchange rate affects the economic stability of a country. National economics can be affected by the fall in the rupiah exchange rate. Therefore, it is important for governments and monetary authorities to implement effective policies inining exchange-rate stability. Predicting currency exchange rate movements is necessary in order to design proactive policy strategies that can be used for future preventive measures. This method of prediction involves the use of statistical techniques to predict future exchange rate movements based on both past and present data. The most commonly used forecasting method is ARIMA. The study aims to predict the rupiah exchange rate for the period February to June 2024 based on monthly data of rupiah to US dollar exchange rates from January 2014 to January 2024 using the ARIMA method. The results of the study obtained the best model that can be used for predicting rupiah against US dollar is the model ARIMA (2, 1, 0) with a MAPE value of 1.6% which shows the accuracy of the forecast is very accurate.

Keywords: *ARIMA, MAPE, Rupiah Exchange Rate, Forecasting*

Received : 25-07-2024, Revised : 28-09-2024, Accepted : 23-10-2024

1. Pendahuluan

Bagaimana kita dapat secara efektif meramalkan nilai tukar / kurs untuk meningkatkan pengambilan keputusan ekonomi dan mengurangi risiko di tengah pasar keuangan global yang dinamis? Pertanyaan ini tetap relevan karena tidak hanya mencakup tantangan yang dihadapi oleh analis keuangan, investor, dan pembuat kebijakan, tetapi juga menekankan pentingnya memahami dan menavigasi kompleksitas yang melekat dalam dinamika nilai tukar. Studi ini berfokus pada kurs rupiah terhadap dolar Amerika dan pertimbangan ini ditekankan karena peningkatan yang relatif tinggi di pasar nilai tukar negara Indonesia. Meskipun Indonesia saat ini menerapkan kebijakan nilai tukar mengambang bebas, dalam 10 tahun terakhir, nilai tukar rupiah mengalami fluktuasi yang disebabkan beberapa alasan seperti kejadian yang baru terjadi yakni pandemi Covid-19, inflasi, kegiatan ekspor impor, dan suku bunga bank. Kondisi ini berpengaruh pada perekonomian nasional, karena itu diperlukan suatu tindakan perfentif, salah satunya yaitu meramalkan kurs rupiah terhadap dolar Amerika di masa depan.

Salah satu teknik peramalan yang seringkali digunakan yakni dengan menggunakan analisis runtun waktu. Analisis runtun waktu didefinisikan sebagai pola pergerakan data dengan interval waktu yang sama [1]. Banyak metode dalam analisis runtun waktu, diantaranya yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA telah banyak diaplikasikan, sebagaimana penelitian Tasna Yunita [2] pada peramalan jumlah penggunaan kuota internet, selanjutnya Saumi dan Amalia [3] dalam meramalkan jumlah klaim program jaminan hari tua pada BPJS ketenagakerjaan Kota Langsa didapatkan hasil akurasi akurat dengan nilai akurasi *mean absolute percentage error* (MAPE) sebesar 6,87%, kemudian Qomariasih [4] meramalkan kasus Covid-19 di DKI Jakarta dengan hasil yang cukup baik.

Berdasarkan pemaparan di atas, penelitian ini bertujuan meramalkan kurs rupiah terhadap dolar Amerika pada bulan Februari-Juni tahun 2024. Diharapkan hasil peramalan ini dapat menjadi salah satu acuan bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan untuk menjaga stabilitas perekonomian nasional di masa yang akan datang.

2. Landasan Teori

2.1 Stasioneritas Data

Stasioneritas merupakan kondisi di mana data mengalami pergerakan di sekitar rataan dan variansi yang konstan, serta tidak bergantung oleh waktu [5]. Jika data tidak memenuhi kestasioneritasan variansi, maka perlu dilakukan transformasi yang bertujuan untuk menstasionerkan data, yang didefinisikan sebagai berikut:

$$T^*(W_t) = \begin{cases} {W_t}^{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(W_t), & \lambda = 0 \end{cases} \tag{1}$$

W_t adalah data waktu ke-*t* dan λ adalah parameter transformasi. Nilai $\lambda = \frac{1}{2}$ menghasilkan transformasi akar kuadrat sedangkan nilai $\lambda = -1$ adalah transformasi kebalikan (*reciprocal*). Beberapa nilai lambda yang umum digunakan dalam transformasi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Bentuk transformasi berdasarkan nilai λ

λ	-1	-0,5	0	0,5	1
$T^*(W_t)$	$\frac{1}{W_t}$	$\frac{1}{\sqrt{W_t}}$	$\ln W_t$	$\sqrt{W_t}$	W_t

Selanjutnya, *differencing* dilakukan untuk menstasionerkan data dalam rataan [6]. *Differencing* orde 1 dapat ditulis:

$${W_t}^1 = W_t - W_{t-1} \tag{2}$$

atau

$${W_t}^1 = (1 - B)W_t \tag{3}$$

Differencing orde 2 dan seterusnya dilakukan sampai diperoleh data yang stasioner, maka secara matematik $\{W_t\}$ mengikuti:

$$\nabla {W_t}^d = (1 - B)^d W_t \tag{4}$$

di mana *B* merupakan operator mundur dan *d* merupakan orde dari *differencing* [7]. *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan pengujian hipotesa untuk melakukan pengecekan stasioneritas pada rataan.

$$\Delta W_t = \mu W_{t-1} + \sum_{i=2}^{n} \gamma_i \, \Delta W_{t-1} + e_t \tag{5}$$

μ adalah koefisien regresi untuk *lag*, γ adalah koefisien regresi untuk *lag differencing*, dan e_t adalah *residual* runtun waktu pada waktu ke-*t*. Prosedur untuk menentukannya yaitu dengan membandingkan antara nilai kritis distribusi dengan nilai statistik ADF. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ADF adalah:

$H_0 : \mu = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1 : \mu \neq 0$ (data stasioner)

Statistik uji ADF dituliskan pada Persamaan (6).

$$|\tau| = \frac{\hat{\mu}}{SE(\hat{\mu})} \tag{6}$$

$\hat{\mu}$ merupakan nilai estimasi dari parameter μ dan $SE(\hat{\mu})$ adalah *standard error* dari nilai estimasi $\hat{\mu}$. Keputusan untuk menolak H_0 pada taraf uji α jika nilai $|\tau| > |\tau_{\alpha;db}|$ atau *p-value* $< \alpha$, dengan $\tau_{\alpha;db}$ adalah nilai tabel *MacKinnon* yang mempunyai derajat bebas $db = n - n_v$, dengan *n* yaitu banyak data dan n_v yaitu banyak parameter yang terkandung dalam model.

2.2 Model Autoregressive Integrated Moving Average

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau seringkali dituliskan ARIMA (*p*, *d*, *q*), *p* merupakan orde dari *autoregresive*, *d* merupakan derajat *differencing*, dan *q* merupakan orde *moving average*. ARIMA (*p*,*d*,*q*) dapat dituliskan sebagai berikut [8]:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_P B^P)(1 - B)^d W_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q) e_t \tag{7}$$

2.3 Penaksiran Parameter ARIMA

Penaksiran model ARIMA Box-Jenkins dapat dilakukan dengan menggunakan metode *maximum likelihood*. Selain *maximum likelihood*, penaksiran parameter juga dapat menggunakan metode lainnya yaitu metode *moment* dan metode *least square* [6]. Taksiran parameter *maximum likelihood*, diasumsikan bahwa residual $e_t \sim N(\mu, \sigma^2)$ dengan fungsi kepadatannya yaitu:

$$f(e_t | \sigma_{e_t}^2) = (2\pi\sigma_{e_t}^2)^{-\frac{1}{2}} exp\left(-\frac{e_t^2}{2\sigma_{e_t}^2}\right) \tag{8}$$

residual saling bebas, maka untuk $e_1, e_2, \ldots, e_n$ atau distribusi bersamanya yaitu:

$$f(e_1, e_2, \ldots, e_n | \sigma_{e_t}^2) = (2\pi\sigma_{e_t}^2)^{-\frac{n}{2}} exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{e_t}^2} \sum_{t=1}^{n} e_t^2\right) \tag{9}$$

Setiap e_t dinyatakan sebagai pengamatan *W* yang memiliki parameter ϕ, θ, dan $\sigma_{e_t}^2$, serta residu sebelumnya yaitu:

$$e_t = W_t - \phi_1 W_{t-1} - \cdots - \phi_p W_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \tag{10}$$

Selanjutnya, berdasarkan persamaan (9) dan persamaan (10) dapat diperoleh persamaan (11) yakni:

$$f(W | \phi, \theta, \sigma_{e_t}^2) = (2\pi\sigma_{e_t}^2)^{-\frac{n}{2}} exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{e_t}^2} \sum_{t=1}^{n} \begin{pmatrix} W_t - \phi_1 W_{t-1} - \cdots - \phi_p W_{t-p} + \\ \theta_1 e_{t-1} + \cdots + \theta_q e_{t-q} \end{pmatrix}^2\right) \tag{11}$$

Berdasarkan persamaan (12), dapat dibentuk fungsi *likelihood* untuk parameter-parameternya sebagai berikut:

$$L\left(\phi,\theta,\sigma_{e_t}^2|W\right)=\left(2\pi\sigma_{e_t}^2\right)^{-\frac{n}{2}}exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{e_t}^2}S(\phi,\theta)\right) \tag{12}$$

di mana,

$$S(\phi,\theta)=\sum_{t=1}^{n}\left(W_t-\phi_1W_{t-1}-\cdots-\phi_pW_{t-p}+\theta_1e_{t-1}+\cdots+\theta_qe_{t-q}\right)^2 \tag{13}$$

$$l\left(\phi,\theta,\sigma_{e_t}^2\right)=-\frac{n}{2}\log 2\pi-\frac{n}{2}\log\sigma_{e_t}^2-\frac{1}{2\sigma_{e_t}^2}S(\phi,\theta) \tag{14}$$

Model ARIMA (*p*, *d*, *q*) dikatakan baik apabila estimasi parameternya signifikan tidak sama dengan nol [6]. Misalkan ψ merupakan parameter model ARIMA (mencakup $\phi,\theta,$ dan μ) dan $\hat{\psi}$ adalah nilai estimasinya, serta $SE\left(\hat{\psi}\right)$ adalah standar error dari $\hat{\psi}$, maka hipotesis pada uji signifikansi parameter dapat dituliskan:

$H_0:\psi=0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1:\psi\neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

$$t_{hitung}=\frac{\hat{\psi}}{SE\left(\hat{\psi}\right)} \tag{15}$$

H_0 ditolak jika jika *p-value* $<\alpha$ atau nilai $\left|t_{hitung}\right|>t_{(\alpha/2,db)}$, dengan $db=n-n_v$, di mana *n* adalah banyaknya data dan n_v adalah banyaknya parameter model [9].

2.4 Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk menguji residual bersifat independen dan normal distribusi [5].

1. Pengujian independensi *residual*

Asumsi *white noise* (independesi) pada residual yaitu kondisi di mana *residual* antar *lag* tidak saling berkorelasi yang seringkali diindikasikan bahwasanya tidak ada *lag* yang melebihi garis interval [10]. Adapun hipotesis pengujian yakni:

H_0: $\rho_1=\rho_2=\cdots=\rho_k=0$ (tidak terdapat korelasi antar *lag*)

H_1: minimal terdapat satu $\rho\neq 0$ (terdapat korelasi antar *lag*)

statistik hitung:

$$Q=n(n+2)\sum_{j=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_j^2}{(n-j)} \tag{16}$$

nilai $\hat{\rho}_j^2$ diperoleh dari persamaan berikut:

$$\hat{\rho}_j^2=\frac{\sum_{i=1}^{n-k}\left(\widehat{W}_t-\widehat{\overline{W}}\right)\left(\widehat{W}_{t+k}-\widehat{\overline{W}}\right)}{\left(\widehat{W}_{t+k}-\widehat{W}\right)} \tag{17}$$

Apabila $Q>\chi^2_{\alpha,(K-p-q)}$ atau *p-value* $<\alpha$, maka H_0 ditolak [8].

2. Pengujian *residual* berdistribusi normal

Kolmogorov-Smirnov merupakan salah satu uji kenormalan dengan hipotesa yaitu:

$H_0 : F_0(W) = S_n(W)$ (*residual* berdistribusi normal)

$H_1 : F_0(W) \neq S_n(W)$ (*residual* tidak berdistribusi normal)

Statistik hitung:

$$D_{hitung} = supp\{|F_0(W) - F_n(W)|, -\infty \leq W \leq \infty\}, \tag{18}$$

$F_0(W)$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari normal baku dan $F_n(W)$ adalah fungsi distribusi empirisnya. Tolak H_0 pada taraf uji α jika nilai *p-value* $< \alpha$ atau $D_{hitung} > D_{(\alpha,n)}$ [6].

2.5 Pengukuran Ketepatan Model Peramalan

Mean absolute percentage error (MAPE) menyatakan ukuran akurasi hasil peramalan, yang dihitung berdasarkan persamaan (19).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{W_t - \widehat{W}_t}{W_t}\right| \times 100\% \tag{19}$$

Nilai MAPE diharapkan kecil yangn bermakna bahwa nilai prediksi mendekati nilai aktualnya [6]. Kriteria MAPE sebagaimana pada Tabel 2 [11].

Tabel 2. Kriteria MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Keakuratan
$\leq 10\%$	Sangat Akurat
$10\% - 20\%$	Akurat
$20\% - 50\%$	Cukup Akurat
$\geq 50\%$	Tidak Akurat

3. Metode

3.1 Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Sedangkan sampel penelitian yaitu nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika periode Januari 2014 sampai Januari 2024, yang telah dirata-ratakan per bulannya.

3.2 Teknik Pengambilan Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh melalui *website* https://satudata.kemendag.go.id/. Variabel penelitian disimbolkan W_t yang merupakan nilai kurs rupiah terhadap dolar Amerika.

3.3 Teknik Analisis Data

Langkah-langkah yang dilakukan dalam teknik analisis data adalah sebagai berikut:

a. Melakukan statistika deskriptif untuk memperoleh gambaran umum tentang data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika.
b. Melakukan uji stasioneritas data.
c. Melakukan identifikasi model, dan estimasi parameter model.
d. Melakukan uji signifikansi paramater model.

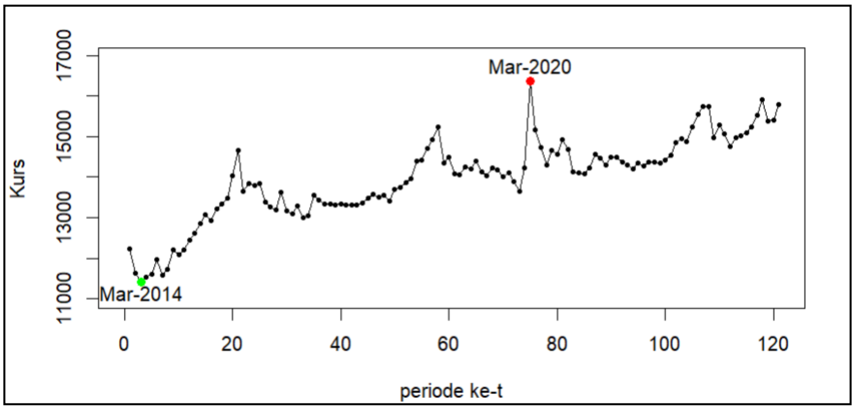
e. Melakukan *diagnostic checking*, meliputi asumsi independensi residual (*white noise*) dan residual berdistribusi normal.

f. Pemilihian model terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data bulanan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Bulan Januari 2014 sampai dengan Januari 2024 sebanyak 121 data, sebagaimana pada Gambar 1.



Gambar 2. Grafik Runtun Waktu Data Bulanan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Bulan Januari 2014 – Januari 2024.

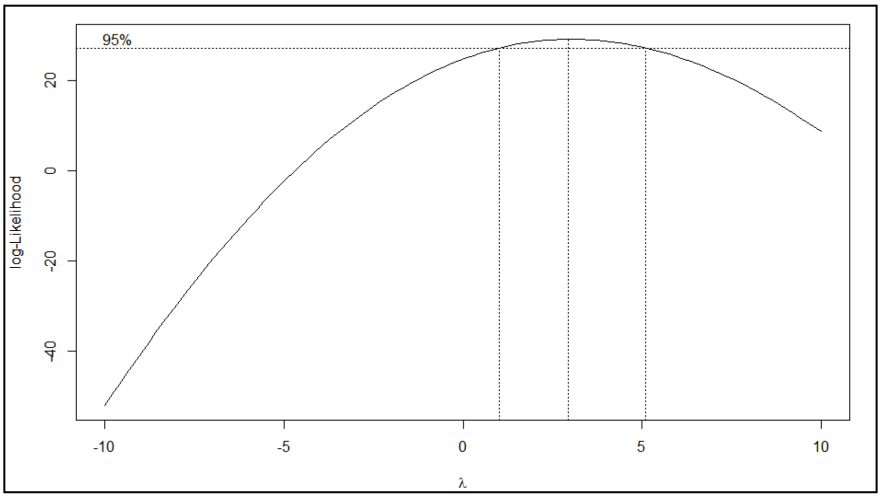
Gambar 1 menunjukkan bahwa nilai kurs pada periode Januari 2013 sampai dengan Januari 2024 cenderung mengalami tren naik, yang berarti bahwa data belum stasioner. Pada bulan Maret 2014, rupiah mengalami penguatan yang membuat rupiah berada di posisi Rp. 11.404 per dolar Amerika (USD). Penguatan nilai tukar rupiah dipengaruhi oleh penguatan indeks harga saham gabungan (IHSG) didukung oleh semakin banyaknya investasi ataupun dana dari pihak asing yang masuk ke pasar modal di Indonesia dan semakin membaiknya kondisi makroekonomi Indonesia. Namun, pada bulan-bulan berikutnya nilai tukar kembali melemah sampai puncaknya pada bulan Maret 2020 rupiah menyentuh Rp. 16.367 per USD.

4.2 Pemodelan ARIMA

Pemeriksaan stasioneritas data perlu dilakukan sebelum melakukan pemodelan ARIMA. Secara visual Gambar 2, menunjukkan indikasi bahwa data belum stasioner dalam variansi maupun rataan. Indikasi ini masih bersifat subjektif, oleh sebab itu dilakukan uji statistik untuk memastikan indikasi tersebut.

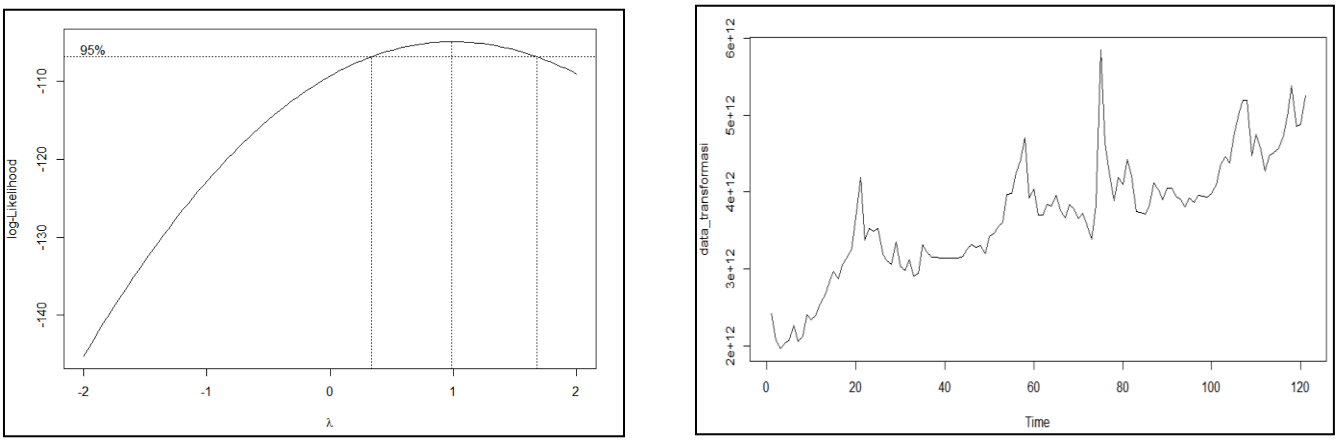
4.2.1 Pemeriksaan Stasioneritas Data

Pemeriksaan stasioneritas data diawali dengan pemerikasaan stasioneritas dalam variansi. Pada transformasi ini didapatkan nilai λ sebesar 3,029777.



Gambar 2. Estimasi λ (W_t)

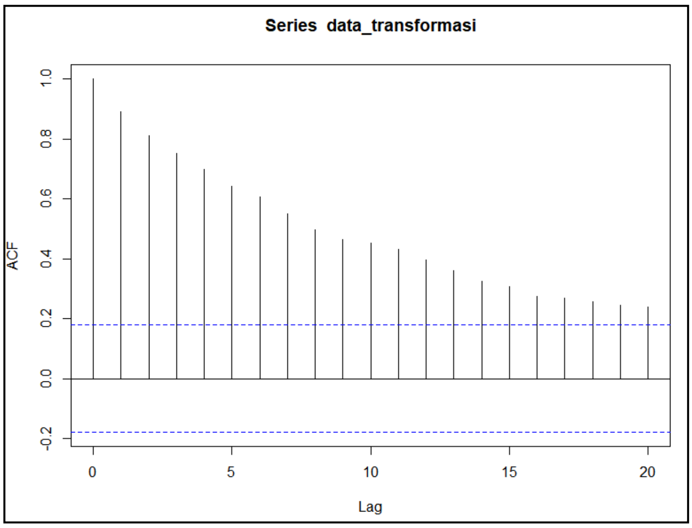
Berdasarkan Gambar 2, nilai estimasi λ sebesar 3,029777$\neq$ 1, oleh karena itu dilakukan transformasi berdasarkan persamaan (1). Selanjutnya data hasil transformasi (T^*W_t) dilakukan pemeriksaan stasioneritas kembali dengan melihat nilai estimasi λ. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh data hasil transformasi pangkat menghasilkan nilai estimasi λ sebesar 1 yang ditampilkan pada Gambar 4.



(a) Estimasi λ (T^*W_t) (b) Grafik runtun waktu (T^*W_t)

Gambar 3. Grafik Runtun Waktu dan Estimasi λ Data Hasil Transformasi

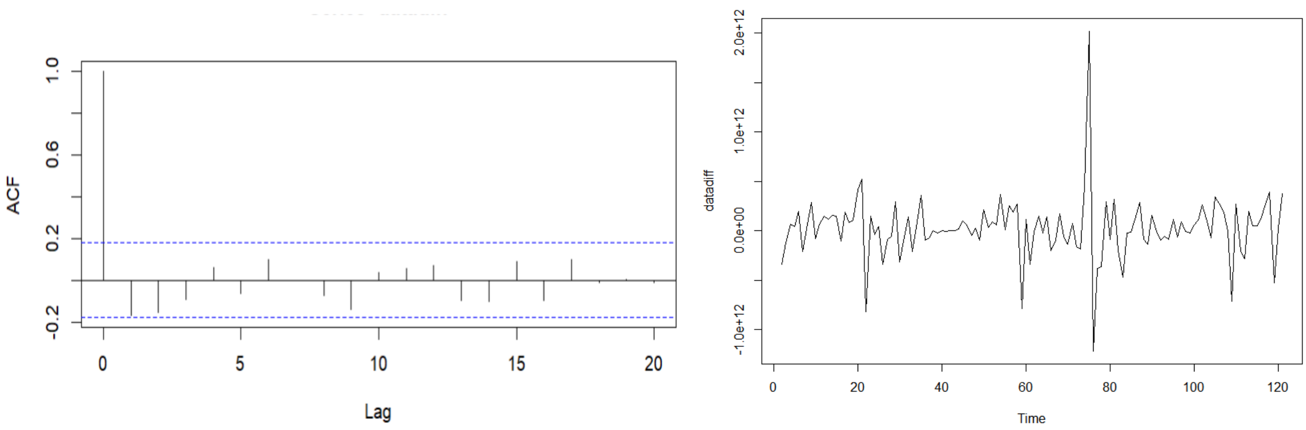
Karena nilai $\lambda = 1$ maka data telah stasioner dalam variansi. Namun, secara visual Gambar 3 (b), (T^*W_t) terindikasi tidak stasioner dalam rataan yang diperjelas dengan grafik ACF (T^*W_t) berpola *dies down*..



Gambar 4. Grafik ACF $T^{*}W_t$

Pada Gambar 4 terlihat bahwa data $T^{*}W_t$ masih memiliki pola *dies down*, sehingga data $T^{*}W_t$ terindikasi masih belum stasioner dalam rataan. Untuk meyakinkan kembali subjektifitas tersebut, dilakukan uji statistik ADF berdasarkan persamaan (6). Pada taraf signifikansi 5%, hasil uji ADF yaitu *p-value* sebesar 0,1712 dan nilai $|\tau|$ sebesar 0,64. Oleh karena *p-value* $> \alpha$ dan $|\tau| < |\tau_{(0,05;120)}|$ dimana nilai $|\tau_{(0,05;120)}| = 1{,}95$, maka keputusan yang diambil yaitu tidak cukup bukti untuk menolak H_0.

Langkah selanjutnya jika data $T^{*}W_t$ tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing* orde 1 (${W_t}^1$). Gambar 5 menunjukkan grafik ACF dan grafik runtun waktu data (${W_t}^1$).



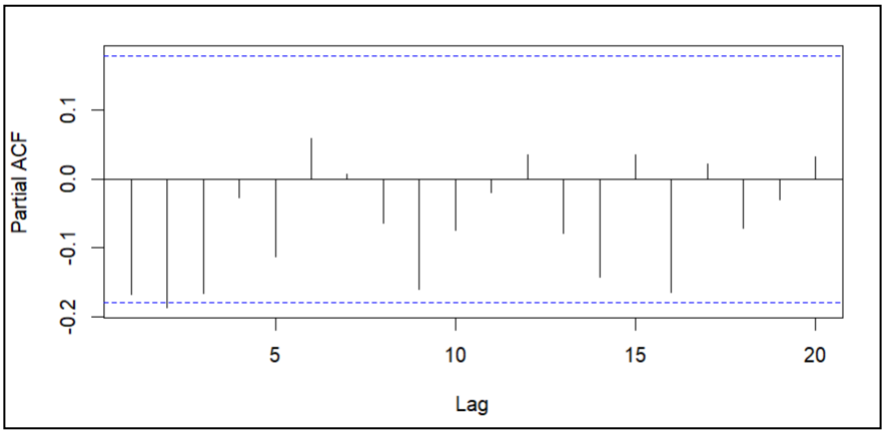
(a) grafik ACF $(\mathrm{T}^{*}W_{t-1})^1$. (b) Grafik runtun waktu $(\mathrm{T}^{*}W_t)^1$.

Gambar 5. Grafik ACF dan Grafik Runtun Waktu Data Hasil *Differencing* $(T^{*}W_t)^1$.

Berdasarkan Gambar 5, secara visual pola grafik runtun waktu data $(\mathrm{T}^{*}W_{t-1})^1$ berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata dan grafik ACF data hasil *differencing* terpotong setelah *lag* pertama. Dengan demikian dapat diduga bahwa data tersebut sudah stasioner dalam rata-rata. Selanjutnya pemeriksaan menggunakan uji ADF juga dapat dilakukan kembali untuk lebih meyakinkan. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh hasil bahwa *p-value* sebesar $2{,}2 \times 10^{-16}$ dan $|\tau|$ sebesar 9,8695. Karena *p-value* $< \alpha$ dan $|\tau| > |\tau_{(0,05;120)}|$ dimana nilai $|\tau_{(0,05;120)}| = 1{,}95$, maka diputuskan menolak H_0. Dengan demikian, dapat dilakukan pemodelan ARIMA sebagai langkah selanjutnya.

4.2.2 *Identifikasi Model ARIMA*

Penentuan model ARIMA berdasarkan grafik ACF dan PACF sebagaimana pada Gambar 5(a) dan Gambar 6.



Gambar 6. Grafik PACF $(T^{*}W_t)^1$

Berdasarkan Gambar 6(a) dan Gambar 6 tersebut, diketahui bahwa grafik ACF terpotong setelah lag pertama, sedangkan pada grafik PACF terpotong setelah lag ke 2. Dengan demikian, berdasar pola ACF dan PACF tersebut terindikasi model ARIMA sementara yaitu ARIMA (1, 1, 0), dan ARIMA (2, 1, 0). Adapun masing-masing model ARIMA (1, 1, 0), dan ARIMA (2, 1, 0) secara berturut-turut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathrm{T}^{*}W_t = (\mathrm{T}^{*}W_{t-1}) + \phi_1(\mathrm{T}^{*}W_{t-1}) - \phi_1(\mathrm{T}^{*}W_{t-2}) + e_t \quad (20)$$

$$\mathrm{T}^{*}W_t = (\mathrm{T}^{*}W_{t-1}) + \phi_1(\mathrm{T}^{*}W_{t-1}) - \phi_1(\mathrm{T}^{*}W_{t-2}) + \phi_2(\mathrm{T}^{*}W_{t-2}) - \phi_2(\mathrm{T}^{*}W_{t-3}) + e_t \quad (21)$$

4.2.3 *Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA*

Estimasi parameter model dilakukan menggunakan *Maximum Likelihood*. Setelah diperoleh taksiran paramater, berikutnya dilakukan uji signifikansi parameter model dengan hasil sebagimana tabel 3.

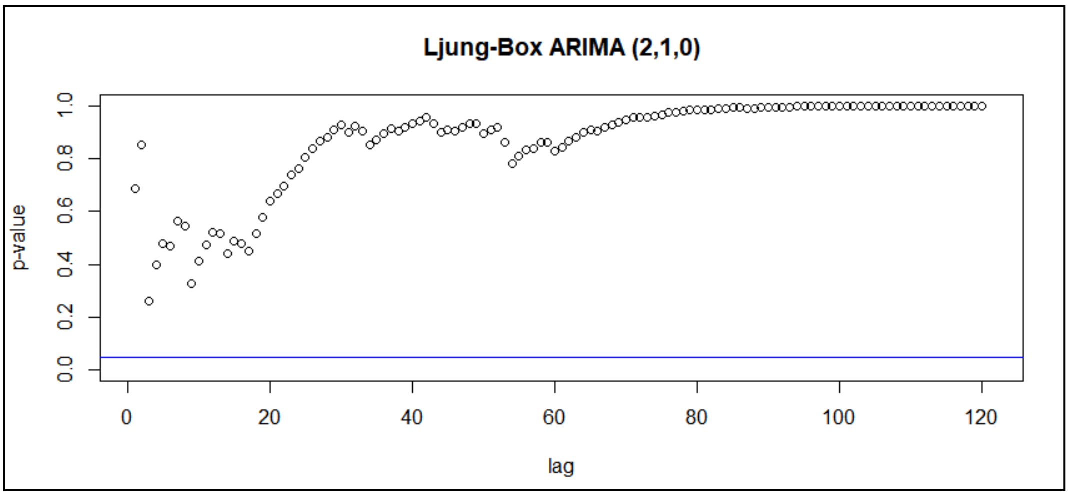
Tabel 3. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

Model	**Parameter**	**Nilai Taksiran**	$\lvert t_{hitung} \rvert$	$t_{(\alpha,db)}$	***P-value***	**Keputusan**
ARIMA (1, 1, 0)	ϕ_1	-0,1625	1,79		0,07	Gagal menolak H_0
ARIMA (2, 1, 0)	ϕ_1	-0,1932	2,13	1,979	0,03	Menolak H_0
	ϕ_2	-0,1803	2,00		0,04	Menolak H_0

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa hanya parameter model ARIMA (2, 1, 0) yang signifikan karena *p-value* $< \alpha$ dan $|\tau| > |\tau_{(0,05;120)}|$ sehingga menolak H_0 dan ditarik kesimpulan bahwa parameter model berbeda dengan nol, untuk selanjutnya dilakukan pengujian diagnostik model.

4.2.4 *Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA*

Tahap pertama dalam pemeriksaan diagnostik yaitu uji independesi residual. Pengujian asumsi independensi residual (*white noise*) menggunakan plot *p-value* pada pengujian *Ljung-Box* dengan taraf signifikansi ($\alpha = 0{,}05$). Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Uji Ljung-Box ARIMA (2, 1, 0)

Merujuk pada Gambar 7, diketahui bahwa *p-value* setiap *t* melebihi batas signifikan, hal ini residual model telah independen. Langkah berikutnya yaitu uji normalitas pada data residual dengan hasil sebagaimana pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Model	D_{hitung}	$D_{(0{,}05{,}120)}$	*P-value*	Kesimpulan
ARIMA (2, 1, 0)	0,11872	0,12273	0,06	Berdistribusi Normal

Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai $D_{hitung} < D_{(0{,}05;120)}$ dan *p-value* $> \alpha$ sehingga gagal menolak H_0. Dengan demikian ARIMA (2, 1, 0) dapat dilanjutkan ke tahap peramalan. Secara matematis, berdasarkan Tabel 3 dan Persamaan (21), model ARIMA (2, 1, 0) dapat dituliskan kembali sebagai berikut:

$$\mathrm{T}^*W_t = \left(\mathrm{T}^*\widehat{W}_{t-1}\right) + \left(-0{,}19322\left(\mathrm{T}^*\widehat{W}_{t-1}\right)\right) - \left(-0{,}19322\left(\mathrm{T}^*\widehat{W}_{t-2}\right)\right) + \left(-0{,}18037\left(\mathrm{T}^*\widehat{W}_{t-2}\right)\right) - \left(-0{,}18037\left(\mathrm{T}^*\widehat{W}_{t-3}\right)\right) + e_t$$

Berdasarkan Persamaan ARIMA (2, 1, 0) , selanjutnya hasil prediksi di detransformasikan kembali hingga diperoleh hasil prediksi kurs rupiah terhadap dolar Amerika sebagimana disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Prediksi

Periode	Bulan	Data Aktual	Hasil Prediksi
1	Januari 2014	12.226	12.221,96
2	Februari 2014	11.634	12.209,26
3	Maret 2014	11.404	11.729,83
…	…	…	…
…	…	…	…
120	Desember 2023	15.416	15.416,86
121	Januari 2024	15.796	15.508,22

Berdasarkan Tabel 5 maka dapat dihitung nilai MAPE menggunakan Persamaan (20) dengan hasil nilai MAPE sebesar 1,64078%. Hal ini berarti bahwa model ARIMA (2,1,0) sangat akurat dengan nilai MAPE kurang dari 10%. Sehingga model ARIMA (2, 1, 0) sangat tepat untuk dilanjutkan ke tahap peramalan periode kedepan.

4.2.5 Peramalan Berdasarkan Model ARIMA (2, 1, 0)

Berdasarkan model ARIMA (2, 1, 0) dilakukan dengan peramalan 5 periode ke depan, yaitu Februari- Juni 2024 pada nilai kurs rupiah terhadap dolar Amerika. Adapun perhitungan peramalan untuk bulan Februari 2024 atau $t = 122$ dengan merujuk pada persamaan (21), sebagai berikut:

$$T^*\widehat{W}_{122} = 5{,}256075 \times 10^{12} + (-0{,}19322\,(5{,}256075 \times 10^{12})) - (-0{,}19322\,(4{,}882254 \times 10^{12})) + (-0{,}18037\,(4{,}882254 \times 10^{12})) - (-0{,}18037\,(4{,}851613 \times 10^{12}))$$

$$T^*\widehat{W}_{122} = 5{,}178318 \times 10^{12}$$

kemudian dilakukan detransformasi

$$\widehat{W}_{122} = (5{,}178318 \times 10^{12})^{1/3{,}029777}$$

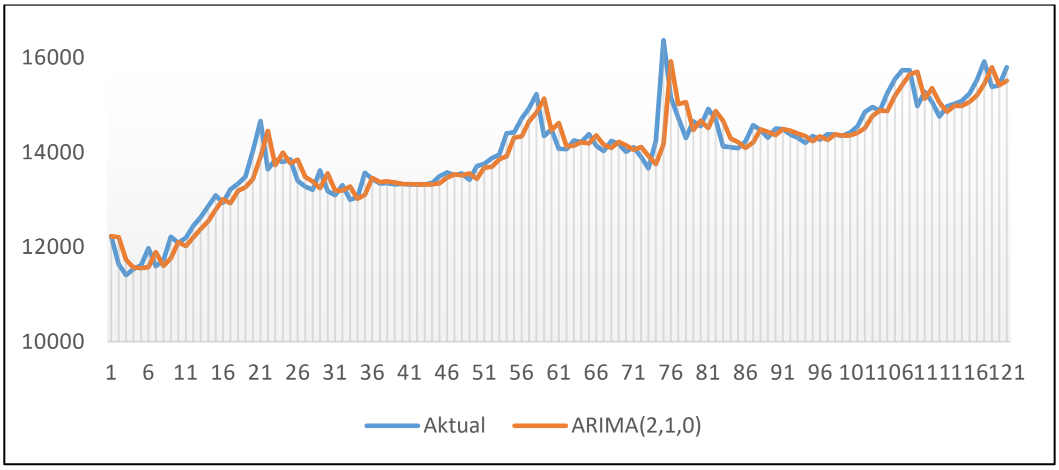
$$\widehat{W}_{122} = 15.718{,}49$$

dan seterusnya sampai dengan bulan Juni 2024 yaitu $t = 126$. Sama halnya dengan prediksi, pada peramalan, setelah diperoleh nilai ramalan, selanjutnya didetransformasikan untuk diperoleh nilai ramalan yang sesungguhnya. Hasil peramalan periode Februari – Juni 2024 dapat dilihat sebagaimana pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Peramalan Periode Februari 2024 – Juni 2024

Periode	Bulan	Nilai Peramalan
122	Februari 2024	15.718,49
123	Maret 2024	15.665,81
124	April 2024	15.690,13
125	Mei 2024	15.694,94
126	Juni 2024	15.689,63

Grafik perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 8. Secara umum hasil prediksi mengikuti pola sebagimana pola pada data aktual, sedangkan peramalan pada periode Februari sampai dengan Juni 2024 memiliki pola yang cenderung konstan dengan kisaran Rp. 15.690 per USD.



Gambar 8. Grafik Data Aktual dan Prediksi Model ARIMA (2, 1, 0)

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisa yang telah dilakukan, diperoleh hasil bahwa kurs rupiah terhadap dolar Amerika (USD) tidak menunjukkan perubahan yang signifikan sejak bulan Januari-Juni 2024 yaitu tetap berada pada kisaran Rp. 15.690 per USD. Untuk penelitian selanjutnya, penulis memberikan saran kepada pembaca agar memperhatikan komponen musiman dalam data kurs sehingga memungkinkan untuk digunakan metode *seasonal autoregressive integtrated moving average* (SARIMA) ataupun metode lainnya..

Referensi

[1] R. H. Shumway and D. S. Stoffer, *Time Series Analysis and Its Applications*. New York, NY: Springer New York, 2011. doi: 10.1007/978-1-4419-7865-3.

[2] T. Yunita, "Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *JOMTA Journal of Mathematics: Theory and Applications*, vol. 1, no. 2, 2019.

[3] F. Saumi and R. Amalia, "Penerapan Model Arima Untuk Peramalan Jumlah Klaim Program Jaminan Hari Tua Pada Bpjs Ketenagakerjaan Kota Langsa," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 14, no. 4, pp. 491–500, Dec. 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss4pp491-500.

[4] N. Qomariasih, " Peramalan Kasus Covid-19 Di Dki Jakarta Dengan Model Arima ," *Jurnal Syntax Transformation* , vol. 2, no. 6, pp. 843–849, Jun. 2021.

[5] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Jilid 1. Jakarta: Erlangga, 1999.

[6] Aswi and Sukarna, *Analisis Deret*. Makassar: Andira Publisher, 2006.

[7] A. Widarjono, *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Yogyakarta: Ekonesia, 2007.

[8] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Inc, 2006.

[9] M. Salamah, Suhartono, and S. P. Wulandari, *Buku Ajar Analisis Time Series*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2003.

[10] D. Rosadi, *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2012.

[11] Hudiyanti, C. Vairra, F. Bachtiar, and B. Setiawan, "Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponensial Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, pp. 2667–2672, 2019.