



**PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AS MENERAPKAN
ARIMA, VAR DAN RANDOM FOREST**

WIRDA ANDANI¹, NEVA SATYAHADEWI²

Prodi Statistika Universitas Tanjungpura, Indonesia^{1,2}

e-mail korespondensi: wirda.andani@math.untan.ac.id¹

ABSTRAK

Melemahnya rupiah berpengaruh terhadap barang impor yang mendorong kenaikan produk-produk yang menggunakan bahan baku tersebut. Akibatnya, biaya produksi akan meningkat dan ongkos logistik melonjak. Konsekuensinya, pelaku UMKM dan masyarakat menjadi korban. Dampak lainnya adalah meningkatnya biaya untuk melunasi utang luar negeri. Hal ini tentu berimbas pada penekanan Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN). Asumsi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (AS) memainkan peran vital dalam struktur APBN, maka diperlukan analisis untuk mengetahui dinamika perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS. Oleh karena itu, diperlukan model peramalan nilai tukar rupiah yang akurat. Terdapat berbagai metode yang dapat dioperasikan untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Pada penelitian akan dilakukan peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS dengan membandingkan metode ARIMA, VAR dan *Random Forest*. Metode terbaik akan dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil. Data yang diaplikasikan merupakan data bulanan dari bulan Januari 2021 sampai dengan bulan Maret 2024 yang berasal dari website BI dan BPS. Berdasarkan nilai MAPE, terpilihilah model terbaik dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS yaitu ARIMA (0,2,1) dengan MAPE sebesar 1%. Output peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS untuk bulan April – Desember 2024 menggunakan ARIMA (0,2,1) berkisar antara Rp. 15.841 – Rp. 16.202 dengan rata-rata Rp. 16.021.

Kata Kunci: Nilai Tukar Rupiah, ARIMA, VAR, *Random Forest*, MAPE

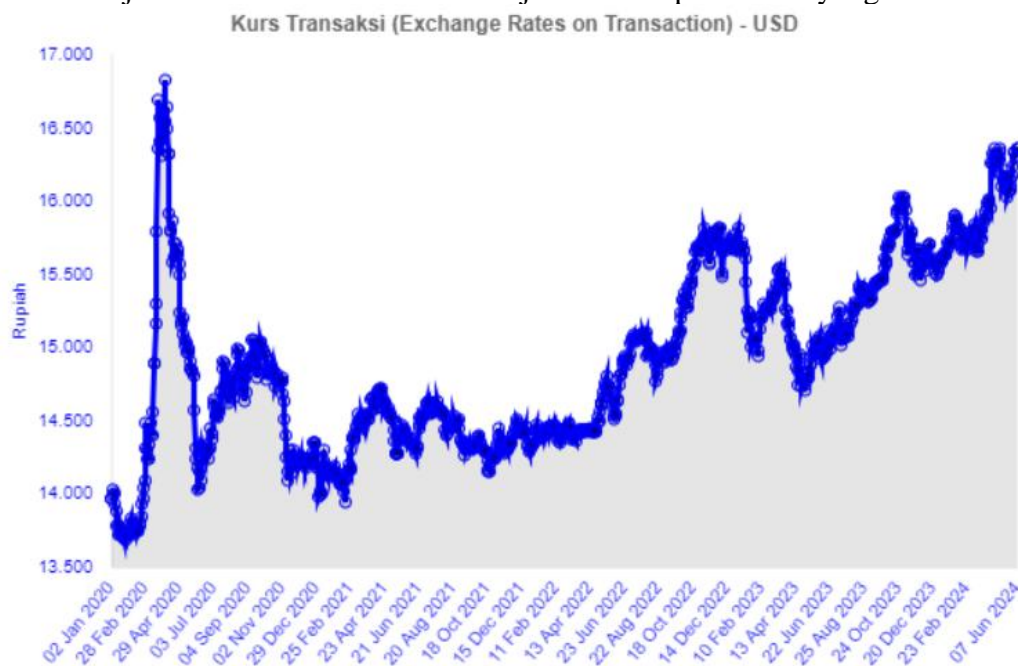
ABSTRACT

The weakening of the rupiah affects imported goods, pushing up products that use imported raw materials so that production costs will increase and logistics costs soar. Consequently, UMKM players and society are victimized. Another impact is that foreign debt becomes more expensive to pay. This certainly impacts the suppression of the State Budget (APBN). The assumption of the rupiah exchange rate against the United States dollar (US) plays a vital role in the structure of the APBN, so analysis is needed to determine the dynamics of changes in the rupiah exchange rate against the US dollar. Therefore, an accurate rupiah exchange rate forecasting model is required. Various methods can be used to produce accurate predictions. This research, will conduct forecasting of the Rupiah exchange rate against the US Dollar by comparing the ARIMA, VAR, and Random Forest methods. The best method will be selected based on the smallest MAPE. The data is secondary data from January 2021 to March 2024 obtained from the BI and BPS websites. Based on the MAPE, the best model was chosen in forecasting the rupiah exchange rate against the US dollar, namely ARIMA (0,2,1) with a MAPE of 1%. The output of forecasting the rupiah exchange rate against the US dollar for April - December 2024 using ARIMA (0,2,1) ranges from Rp. 15,841 - Rp. 16,202 with an average of Rp. 16,021.

Keywords: Exchange Rate, ARIMA, VAR, Random Forest, MAPE

PENDAHULUAN

Dimulai saat pandemi virus Corona (Covid-19) mewabah di Indonesia, nilai tukar rupiah turut terdampak. Rupiah melemah secara signifikan. Pada Gambar 1 terlihat bahwa sejak virus corona masuk ke Indonesia, nilai tukar rupiah terhadap dolar AS pada bulan Maret - April 2020 terus anjlok hingga di atas Rp 16.500 per dolar AS. Kemudian di penghujung tahun 2022 nilai tukar rupiah kembali tergerus ke Rp 15.500 per dolar AS. Kembali di tahun 2023 nilai tukar rupiah terus melemah sampai Juni 2024 hingga Rp 16.300 per dolar AS. Hal ini menyebabkan sejumlah indikator makro menunjukkan tren penurunan yang drastis.



Sumber : Bank Indonesia

Gambar 1. Grafik Nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS dari Januari 2020 sampai dengan Juni 2024

Bila nilai tukar rupiah tergerus, harga barang-barang impor akan melambung (Kartikasari & Khoirudin, 2022). Nilai tukar rupiah akan berimplikasi pada bidang impor, termasuk harga minyak, yang selanjutnya mempengaruhi kebijakan subsidi BBM. Apabila subsidi tak ditingkatkan, harga BBM akan meroket, yang kemudian mendorong peningkatan biaya transportasi serta harga komoditas lain yang bergantung pada bahan bakar minyak. Selain minyak, bahan baku yang di impor oleh banyaknya industri juga akan naik, sehingga biaya produksi akan meningkat (Kartikasari & Khoirudin, 2022). Akibatnya, penurunan nilai tukar rupiah menyebabkan lonjakan biaya produksi dan ongkos logistik bagi pengusaha makanan dan minuman. Sebagai konsekuensinya, harga barang-barang akan naik, yang pada gilirannya merugikan konsumen. Dampak lainnya adalah utang luar negeri yang menjadi lebih mahal untuk dilunasi, yang berimbas pada pembatasan APBN dan perusahaan swasta (Wibowo et al., 2018). Selain yang sudah disebutkan, nilai tukar rupiah juga memengaruhi pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) (Hanoebon, 2017).

Terlihat banyak sekali dampak berantai yang terjadi akibat melemahnya rupiah untuk sistem ekonomi negara, terutama bagi aktor UMKM dan masyarakat. Asumsi nilai tukar rupiah terhadap dolar AS memainkan peran vital dalam struktur Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN), baik dari sisi pendapatan negara, belanja negara, maupun pembiayaan anggaran (Wibowo et al., 2018). Dalam penyusunan APBN maka diperlukan analisis untuk



mengetahui dinamika perubahan asumsi dasar ekonomi makro salah satunya nilai tukar rupiah terhadap dollar amerika. Mengacu pada pentingnya ketepatan proyeksi nilai tukar rupiah sebagai salah satu dasar asumsi ekonomi makro dalam penyusunan APBN, maka dibutuhkan model proyeksi untuk menghasilkan ramalan nilai tukar rupiah yang tepat, sehingga dapat meminimalkan risiko fiskal yang perlu diantisipasi oleh pemerintah.

Terdapat berbagai metode yang diaplikasikan untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Pada peramalan sering diaplikasikan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA termasuk salah satu teknik klasik dalam analisis deret waktu yang mengandalkan sifat statistik dari data historis untuk memprediksi nilai masa depan (R. A. Wulandari & Gernowo, 2019). ARIMA cocok untuk data yang menunjukkan pola trend dan musiman, serta memiliki keunggulan dalam kesederhanaan interpretasi dan implementasinya. Namun pada penggunaan ARIMA, suatu variabel di asumsikan hanya di pengaruhi oleh dirinya sendiri di masa lampau. Padahal nilai tukar rupiah juga di pengaruhi oleh variabel lain selain dirinya sendiri.

Keakuratan dalam meramalkan nilai tukar ditentukan oleh banyak faktor, sehingga dalam peramalan harus mempertimbangkan faktor ekonomi lain seperti jumlah uang beredar, tingkat suku bunga Bank Indonesia (SBI), dan lainnya (Indraswari, 2016). Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Indraswari (2016), nilai tukar rupiah di pengaruhi oleh jumlah uang yang beredar dan tingkat suku bunga. Rossi (2013) merangkum beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam proyeksi nilai tukar, yaitu prediktor yang digunakan, metode pendugaan, jenis data, pemilihan data training (*in-sample*), dan penentuan data testing (*out-of-sample*).

Metode yang dapat mengakomodir variabel lain yang juga mempengaruhi nilai tukar rupiah salah satunya adalah *Vector Autoregressive* (VAR). Selain VAR pada *machine learning* juga terdapat metode *random forest* yang bisa digunakan untuk peramalan. *Random Forest* adalah metode *machine learning* berbasis pohon keputusan yang dapat digunakan untuk peramalan (Susetianingtias et al., 2022).

Dengan demikian dilakukan penelitian dengan tujuan meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS dengan membandingkan keefektifan metode ARIMA, VAR dan *Random Forest*. Diharapkan, hasil penelitian ini memberikan perspektif yang mendalam mengenai metode yang paling tepat untuk meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS. Kriteria kebaikan hasil peramalan pada penelitian ini ditentukan berdasarkan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil.

METODE PENELITIAN

Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, Jumlah Uang beredar (*Money Supply*) dan Suku Bunga Indonesia (BI Rate) yang merupakan data runtun waktu dengan frekuensi bulanan dari Januari 2021 sampai dengan Maret 2024. Berikut akan ditampilkan jenis dan sumber data yang dipakai dalam penelitian ini.

Tabel 1. Rangkuman Variabel yang Digunakan

Variabel	Satuan	Periode Penelitian	Sumber Data
Nilai tukar rupiah (Y)	Rupiah	Januari 2021- Maret 2024	BI
Jumlah Uang Beredar (X ₁)	Milyar Rupiah		BPS
Suku Bunga Indonesia (X ₂)	Persentase		BI

Aplikasi olah data yang diaplikasikan pada penelitian ini adalah *software Rstudio*. Metode *random forest* menggunakan *package randomForest*. Proses analisis data dilakukan melalui beberapa langkah berikut :

Copyright (c) 2025 CENDEKIA : Jurnal Ilmu Pengetahuan

1. **Statistika Deskripsi**

Di tahap ini akan diterapkan teknik penyajian dan peringkasan data sehingga menjadi informasi yang mudah dipahami. Penyajian data melalui grafik sehingga terlihat pola data dan ukuran pemusatan serta penyebaran data.

2. **Pembagian data**

Selanjutnya data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* yang digunakan untuk pemodelan dan data *testing* yang digunakan untuk menghitung akurasi dari model. Pada penelitian ini data *training* akan sebanyak 85% dari data sampel atau data pada bulan Januari 2021 – September 2023. Data testing yang digunakan adalah data pada bulan Oktober 2023 – Maret 2024.

3. **Memeriksa kestasioneran data**

Kestasioneran data merupakan syarat utama dalam peramalan menggunakan metode ARIMA dan VAR. Kestasioneritas yang diperlukan meliputi stasioneritas dalam rata-rata dan ragam (Wei, 2006). Stasioner dalam rata-rata berarti fluktuasi data berada sekitar nilai rata-rata yang tetap, sedangkan stasioner dalam ragam berarti fluktuasi data dari waktu ke waktu tetap atau konstan (Wei, 2006). Untuk memeriksa kestasioneran data, dapat dilakukan dengan melihat plot antara nilai observasi dan waktu. Jika plot ini dirasa kurang meyakinkan, maka uji formal seperti uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dapat dilakukan untuk memeriksa kestasioneran.

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Hipotesis pada uji ADF adalah (S. S. Wulandari & Yurinanda, 2021) :

$H_0 : \gamma = 0$ (Terdapat *unit root*, yang berarti data tidak stasioner pada rataannya)

$H_1 : \gamma \neq 0$ (Tidak terdapat *unit root*, yang berarti data stasioner pada rataannya)

Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha = 10\%$.

Statistik uji :

$$T_{hitung} = \frac{\gamma}{sd(\gamma)}$$

Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*) pada data asli agar menjadi stasioner. Pada penelitian ini yang dilakukan uji stasioneritas adalah data training.

4. **Identifikasi Model**

Proses penyusunan Model ARIMA dan VAR dimulai dengan penentuan orde waktu. Identifikasi ordo pada model ARIMA, digunakan plot ACF dan PACF, sedangkan identifikasi model VAR dilakukan dengan mempertimbangkan nilai AIC, FPE, SC, dan HQ, dengan nilai terkecil sebagai acuan (Nasution et al., 2022).

ARIMA merupakan salah satu teknik pemodelan data deret waktu yang telah sukses digunakan dalam berbagai permasalahan oleh para peneliti dan praktisi. Model ARIMA memiliki asumsi yang harus dipenuhi yaitu asumsi kestasioneran data deret waktu. Stasioner yang dimaksud adalah stasioner dalam rata-rata dan ragam. Asumsi ini diperlukan untuk menunjukkan bahwa data deret waktu memiliki karakteristik yang mirip dari waktu - ke waktu. Model ARIMA dari suatu data deret waktu (Y_t) dinotasikan dengan ARIMA (p, d, q). Bentuk umum dari ARIMA (p, d, q) adalah sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006):

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = \theta(B)e_t$$

Keterangan:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \dots - \theta_q B^q$$

B : *backshift operator*

ϕ : parameter *autoregressive*

d : ordo pembeda (*differencing*)

θ : parameter *moving average*

Y_t : nilai data deret waktu yang ke t

e_t : galat

Penelitian ini menggunakan data yang berkaitan dengan waktu atau periode (time) dan melibatkan beberapa variabel. Tipe data ini dapat dianalisis menggunakan model VAR (*vector autoregressive*), yang merupakan pengembangan dari model AR (Montgomery et al., 2008). Model VAR menerangkan hubungan antara pengamatan pada suatu variabel pada periode tertentu dengan pengamatan variabel tersebut pada periode sebelumnya, serta hubungannya dengan pengamatan variabel lain pada periode sebelumnya. Seperti model ARIMA, VAR juga mengasumsikan bahwa data harus stasioner. Secara umum, model VAR(p) dengan p sebagai orde autoregressive dan k sebagai jumlah variabel pada waktu/periode ke- t dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

dimana Y_t adalah vektor data deret waktu berukuran $k \times 1$, α adalah vektor konstanta berukuran $k \times 1$, ϕ_i adalah matriks parameter *autoregressive* berukuran $k \times k$ (untuk setiap $i=1,2,...,p$) dan ε_t adalah vektor residual berukuran $k \times 1$.

5. Pendugaan parameter

Pendugaan parameter kandidat model yang telah dihasilkan pada langkah ke-4 menggunakan Metode Kuadrat Terkecil. Setelah memperoleh dugaan parameter dari masing-masing model ARIMA dan VAR, selanjutnya pembentukan model *Random Forest* menggunakan *package randomForest* yang disediakan *software Rstudio*.

6. Pemilihan Model Terbaik

Di tahap ini dilakukan peramalan data testing menggunakan model ARIMA, VAR dan *Random Forest*. Setelah itu dilakukan evaluasi peramalan pada semua model menggunakan MAPE untuk menentukan model terbaik dengan rumus berikut (Wei, 2006) :

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\varepsilon_t}{Y_t} \right| \right) \times 100\%$$

7. Memeriksa kelayakan model terbaik

Pemeriksaan kelayakan model terdiri dari uji asumsi *white noise* dan uji asumsi distribusi normal.

• Uji *white noise*

Asumsi kebebasan residual dapat diketahui menggunakan plot ACF residual (Wei, 2006). Apabila tidak ada lag yang keluar dari garis signifikansi, maka dapat dikatakan bahwa tidak ada autokorelasi sisaan. Pada model VAR bisa dilakukan uji formal yaitu uji *Ljung Box portmanteau* dengan hipotesis (Aswi & Sukarna, 2006):

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_i = 0$ (Tidak ada korelasi residual)

H_1 : paling sedikit ada satu $\rho_i \neq 0$ (Ada korelasi residual) dengan $i = 1, 2, \dots, k$

Statistik uji *Ljung Box portmanteau* sebagai berikut (Aswi & Sukarna, 2006):

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\widehat{\rho}_k^2}{n-k}$$

dengan :

$\widehat{\rho}_k^2$: autokorelasi residual lag k , dengan $k = 0, 1, 2, \dots$

K : lag maksimum

n : jumlah data

k : lag ke - k

Tolak H_0 jika p-value dari $Q^* < \alpha = 10\%$ yang artinya menunjukkan adanya autokorelasi dalam sisaan sampai lag ke-k.

- **Uji distribusi normal**

Pemeriksaan distribusi normal pada residual dalam penelitian ini menerapkan histogram. Data dianggap berdistribusi normal jika grafik histogramnya membentuk pola lonceng (*bell shaped*) yang tidak miring ke kiri atau ke kanan (Listyawati & Kristiana, 2021).

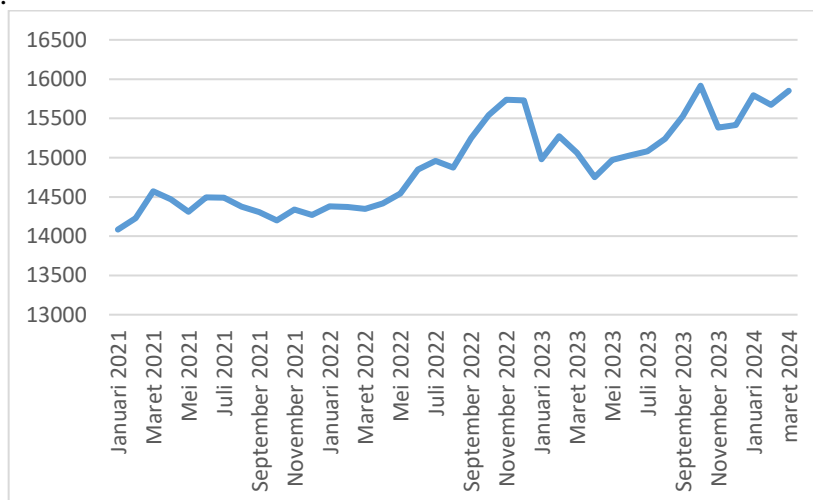
8. Peramalan nilai tukar rupiah terhadap Dollar AS pada Bulan April sampai Desember 2024 menggunakan model terbaik.

Proses ini merupakan proses akhir yaitu melakukan peramalan nilai tukar rupiah terhadap Dollar AS untuk periode April hingga Desember 2024 dengan menggunakan model terbaik, yang mengacu pada metode atau pendekatan peramalan yang dianggap paling akurat berdasarkan nilai MAPE terkecil. Model terbaik dipilih untuk memastikan hasil prediksi yang lebih andal dan dapat dijadikan rujukan dalam membuat keputusan atau kebijakan terkait nilai tukar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

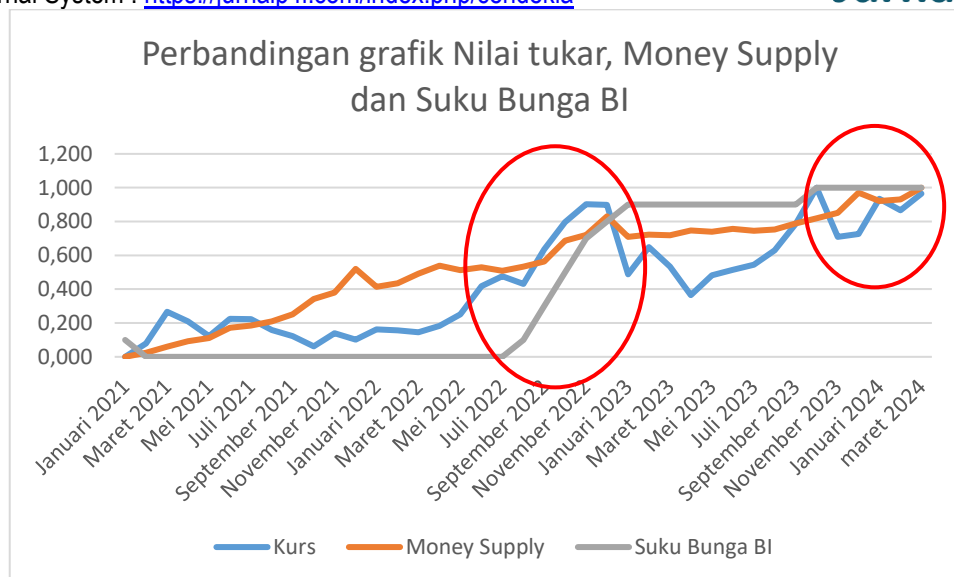
Pergerakan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS dari tahun 2021 sampai dengan tahun 2024 pada Gambar 2 menunjukkan pola tren. Terlihat bahwa dari bulan April 2022 sampai dengan penghujung tahun 2022 nilai tukar terus melonjak dari Rp. 14.300 sampai Rp 15.700 per dolar Amerika.



Gambar 2. Grafik Nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS dari Januari 2021 sampai dengan Maret 2024

Selanjutnya kembali turun sampai April 2023, namun dari Mei 2023 sampai Maret 2024 kembali melonjak hingga hampir mencapai Rp. 16.000 pada Oktober 2023.

Disisi lain, ternyata jumlah uang beredar dan suku bunga Bank Indonesia juga mengalami hal serupa dengan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS. Pada Gambar 3 terlihat bahwa bulan Juli 2022 sampai Januari 2023 jumlah uang beredar (*Money Supply*) dan suku Bunga BI pada bulan Juli 2022 sampai Desember 2022 mengalami kenaikan. Kemudian barulah bulan Agustus 2022 sampai Desember 2022 nilai tukar melonjak. Pada tahun 2023 terjadi lagi pada bulan September, ketiga variabel ini mengalami kenaikan. Hal ini mengindikasikan adanya hubungan antara ketiga variabel tersebut.



Gambar 3. Grafik Nilai tukar Rupiah terhadap Dollar AS dari Januari 2021 sampai dengan Maret 2024

Karena terlihat adanya indikasi hubungan antara ketiga variabel tersebut maka selanjutnya akan dilakukan analisis proyeksi nilai tukar rupiah terhadap dolar AS dari menggunakan VAR dan *Random Forest*. Selain itu juga dilakukan analisis peramalan menggunakan metode klasik yaitu ARIMA. Kemudian akan dibandingkan ketiga metode tersebut dan dipilih metode yang terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.

Pembagian Data

Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu dilakukan pembagian data. Data *training* adalah data bulan Januari 2021 – September 2023. Data *testing* adalah data bulan Oktober 2023 – Maret 2024. Model dari ketiga metode dibentuk menggunakan data *training*. Validasi model untuk menentukan metode terbaik menggunakan data *testing*.

Uji Stationeritas Data

Langkah pertama yang diterapkan sebelum membuat model ARIMA dan VAR adalah melakukan uji stationeritas pada data. Mengacu pada Tabel 2 terlihat bahwa semua variabel yang diujikan merupakan data tidak stasioner pada level. Hal ini terlihat pada data awal, *p-value* statistik ADF untuk setiap variabel lebih besar dari $\alpha=10\%$, ini berarti gagal tolak H_0 dengan kata lain terdapat akar unit atau data tidak stationer. Sehingga selanjutnya dilakukan differencing pada ketiga variabel tersebut. Sementara itu, dari hasil *differencing* pertama pada variabel Y dan X_2 masih tidak stationer. Hanya variabel X_1 yang sudah stationer pada *differencing* pertama. Karena variabel Y dan X_2 masih belum stationer, maka dilakukan *differencing* kembali. Setelah dilakukan *differencing* dua kali, variabel Y dan X_2 stationer. Oleh karena itu, model yang akan dibentuk menggunakan metode ARIMA dan metode VAR menggunakan variabel *differencing* kedua.

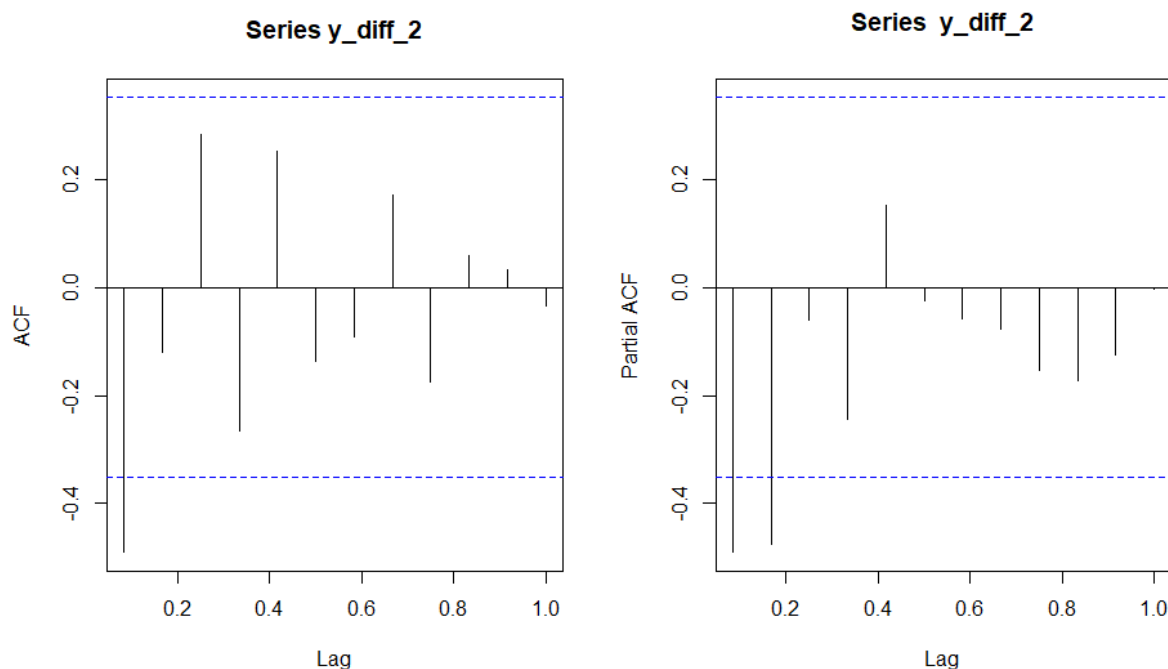
Tabel 2. Hasil uji ADF nilai tukar, jumlah uang beredar dan suku bunga bank Indonesia pada data *training*

Variabel	α	P-value		Kesimpulan	
		Level	1 st Diff	2 nd Diff	
Nilai tukar (Y)	10%	0.265	0.455	0.022	Stationer pada <i>differencing</i> 2 kali
Jumlah Uang Beredar (X_1)		0.835	0.061	-	Stationer pada <i>differencing</i> 1 kali

Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi ordo pada model ARIMA memanfaatkan plot ACF dan PACF. Mengacu pada plot ACF dan PACF pada Gambar 4(a) dan Gambar 4(b), koefisien ACF signifikan pada lag pertama dan *cuts off* setelah lag pertama sedangkan koefisien PACF signifikan sampai lag kedua dan *cuts off* setelah lag kedua. Dengan demikian, sesuai dengan hasil tersebut diperoleh kandidat model ARIMA untuk nilai tukar rupiah sebagai berikut:

- ARIMA (1,2,0)
- ARIMA (2,2,0)
- ARIMA (0,2,1)
- ARIMA (2,2,1)



(a) Plot ACF variabel nilai tukar

(b) Plot PACF variabel nilai tukar

Gambar 4. Plot ACF dan PACF variabel nilai tukar

Dari ke-4 kandidat model ARIMA akan dipilih satu model ARIMA terbaik berdasarkan nilai MAPE. Berikut disajikan pada Tabel 3 perhitungan nilai MAPE pada data *testing* dari 4 kandidat model ARIMA.

Tabel 3. Nilai MAPE dari 4 kandidat Model ARIMA

Kandidat Model	ARIMA (1,2,0)	ARIMA (2,2,0)	ARIMA (0,2,1)	ARIMA (2,2,1)
MAPE	5,0%	3,6%	1,0%	3,0%

Berdasarkan nilai MAPE yang telah dirangkum pada Tabel 3, maka model ARIMA terbaik yang akan dilanjutkan ketahap selanjutnya adalah ARIMA (0,2,1).

Identifikasi Model VAR

Identifikasi model VAR memanfaatkan nilai AIC, FPE, SC dan HQ (yang bernilai paling kecil (Nasution, et al, 2022)). Pada Gambar 5 dengan menggunakan *software* Rstudio *package vars varselect function*, terlihat bahwa model VAR terbaik berdasarkan nilai AIC, FPE, SC dan HQ adalah VAR(3).


```
> VARselect(trainvar, lag.max = 10, season = 12)
$selection
AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
    3      3      3      4
```

Gambar 5. Rekomendasi Lag Optimal**Pendugaan Parameter Model ARIMA dan VAR**

Setelah melakukan identifikasi model pada ARIMA dan VAR, maka tahapan selanjutnya adalah pendugaan parameter. Diketahui sebelumnya model ARIMA terbaik adalah ARIMA (0,2,1) dan model VAR adalah VAR(3) berikut disajikan pada Gambar 6 dan Gambar 7 output Rstudio untuk pendugaan parameter model ARIMA (0,2,1) dan model VAR(3).

```
> arima(train, order=c(0,2,1), method="ML")

Call:
arima(x = train, order = c(0, 2, 1), method = "ML")

Coefficients:
      ma1
    -1.0000
s.e.    0.0947
```

Gambar 6. Output Rstudio untuk pendugaan parameter model ARIMA (0,2,1)

```
> model <- VAR(trainvar, p=3, season = 12)
> model

VAR Estimation Results:
=====

Estimated coefficients for equation y_diff_2:
=====
Call:
y_diff_2 = y_diff_2.l1 + M2.l1 + rate.l1 + y_diff_2.l2 + M2.l2 + rate.l2 + y_diff_2.l3
+ M2.l3 + rate.l3 + const + sd1 + sd2 + sd3 + sd4 + sd5 + sd6 + sd7 + sd8 + sd9 + sd10
+ sd11

      y_diff_2.l1      M2.l1      rate.l1      y_diff_2.l2      M2.l2
-6.771597e-01  2.296654e-03  1.283115e+03 -1.694932e-01  1.503918e-03
      rate.l2      y_diff_2.l3      M2.l3      rate.l3      const
-1.023901e+03  1.691964e-01 -5.045042e-04 -8.233155e+02  2.866565e+01
      sd1      sd2      sd3      sd4      sd5
-5.832454e+02 -1.797655e+03 -7.789433e+02 -4.042281e+02 -9.311777e+02
      sd6      sd7      sd8      sd9      sd10
-1.043561e+03 -8.443065e+02 -1.005298e+03 -9.149012e+02 -8.762043e+02
      sd11
-1.267833e+03
```

Gambar 7. Output Rstudio untuk pendugaan parameter model VAR(3)**Pembentukan Model *Random Forest***

Model yang dibangun mengaplikasikan metode *random forest* menggunakan *package randomForest* yang disediakan *software* Rstudio. Jumlah pohon yang dibentuk sebanyak 100 pohon dengan maksimal nodes sebanyak 10. Berikut pada Gambar 8 output dari Rstudio untuk pembentukan model *Random Forest*.

```
> modelrf <- randomForest(x = Xtrain, y = ytrain , maxnodes = 10,
ntree = 100)
> modelrf
```

Call:

```
randomForest(x = Xtrain, y = ytrain, ntree = 100, maxnodes = 10)
```

```
  Type of random forest: regression
```

```
    Number of trees: 100
```

```
No. of variables tried at each split: 1
```

```
Mean of squared residuals: 71092.12
```

```
% Var explained: 67.25
```

Gambar 8. Output Rstudio untuk model *Random Forest*

Pemilihan Model Terbaik

Pada tahap ini dilakukan peramalan data testing menggunakan model ARIMA (0,2,1), VAR(3) dan Random Forest. Setelah itu dilakukan evaluasi peramalan pada semua model menggunakan MAPE. Berikut disajikan pada Tabel 4 perhitungan nilai MAPE pada data *testing* dari 4 model.

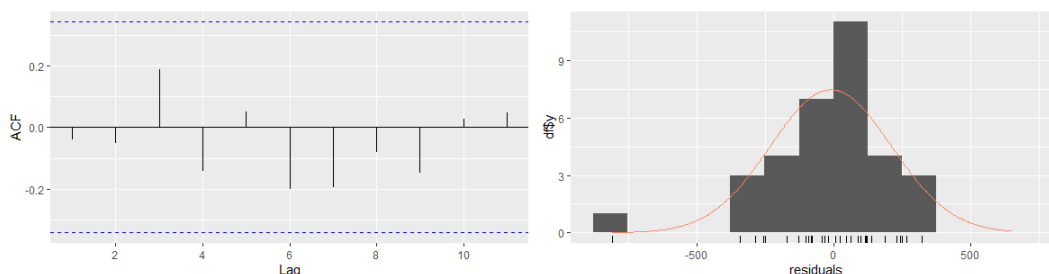
Tabel 4. Rangkuman nilai MAPE

Model	ARIMA (0,2,1)	VAR (3)	Random Forest
MAPE	1,0%	67%	2,0%

Berdasarkan nilai MAPE yang telah dirangkum pada Tabel 4, maka model terbaik yang akan dilanjutkan ketahap uji kelayakan model dan peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS bulan April – Desember 2023 adalah ARIMA (0,2,1).

Uji Kelayakan Model Terbaik

Asumsi kebebasan residual terpenuhi atau tidak dapat diamati melalui plot ACF residual. Manakala tidak ada lag yang keluar dari garis signifikansi, maka dapat disimpulkan tidak ada autokorelasi sisaan. Pada Gambar 9(a) tampak bahwa tidak ada lag yang keluar dari garis signifikan. Selain melakukan uji asumsi kebebasan residual, penelitian ini juga menguji asumsi distribusi normal dengan menggunakan histogram. Terlihat pada Gambar 9(b) histogram membentuk lonceng sehingga disimpulkan bahwa residual sudah berdistribusi normal.



(a) Plot ACF dari residual model

(b) Histogram dari residual model

Gambar 9. Plot ACF dan histogram dari residual model ARIMA (0,2,1)

Setelah model ARIMA dikatakan layak (sudah memenuhi asumsi) dengan demikian ARIMA (0,2,1) diterapkan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS Bulan April sampai Desember 2024. Output ramalan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS Bulan April sampai Desember 2024 di rangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Rangkuman hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS April – Desember 2024

Periode	Ramalan Nilai Tukar (Rupiah)
April 2024	15841
Mei 2024	15887
Juni 2024	15932
Juli 2024	15977
Agustus 2024	16022
September 2024	16067
Oktober 2024	16112
November 2024	16157
Desember 2024	16202

Pembahasan

Model ARIMA yang terpilih menunjukkan hasil terbaik berdasarkan MAPE dan dapat diandalkan untuk peramalan jangka pendek nilai tukar rupiah terhadap dolar AS. Hasil peramalan untuk periode April – Desember 2024 menunjukkan nilai tukar berada pada kisaran Rp 15.841 – Rp 16.202 per dolar AS dengan rata-rata Rp 16.021. Berdasarkan hasil peramalan ini dapat dilihat bahwa nilai tukar diperkirakan akan mengalami kenaikan yang stabil dan moderat sepanjang tahun 2024. Hasil ramalan menunjukkan angka yang meningkat sedikit demi sedikit setiap bulannya, dengan rata-rata kenaikan sekitar Rp. 100-150 per dolar AS per bulan.

Kenaikan nilai tukar rupiah ini menggambarkan bahwa meskipun ada fluktuasi dalam nilai tukar, secara keseluruhan, rupiah diperkirakan akan terus mengalami penguatan yang relatif stabil selama tahun 2024. Tidak terlihat adanya lonjakan besar atau penurunan tajam, yang menandakan kondisi ekonomi yang relatif stabil atau kenaikan yang terkendali dalam nilai tukar sepanjang tahun tersebut.

Ramalan ini menunjukkan bahwa meskipun ada kenaikan yang konsisten dalam nilai tukar rupiah, perubahan yang relatif kecil setiap bulannya mencerminkan bahwa fluktuasi nilai tukar tidak diharapkan akan tajam. Bagi pelaku bisnis dan investor, ini berarti bahwa mereka dapat mengantisipasi perubahan yang lebih terkendali dan dapat merencanakan strategi jangka panjang dengan lebih baik (Devi & Hendikawati, 2024).

Namun, penting untuk dicatat bahwa hasil peramalan ini menggunakan metode ARIMA yang tidak memasukkan pengaruh variabel selain dirinya sendiri menunjukkan stabilitas, faktor-faktor yang tidak terduga, seperti ketegangan geopolitik atau perubahan besar dalam kebijakan ekonomi global, bisa saja mempengaruhi pergerakan nilai tukar secara signifikan (Agustina et al., 2024). Winata dan Subanar (2021) setuju akan hal ini sehingga mereka menggunakan model *Generalized Linear Autoregression* (GLAR) yang merupakan varian khusus dari model VAR lalu mengintegrasikannya dengan model non linear yaitu ANN. Namun pada penelitian tersebut, metode hybrid GLARANN hanya efektif pada peramalan kurs AUD. Sedangkan pada peramalan kurs HKD, kurs SGD, dan kurs USD metode hybrid ini tidak efektif. Hal yang sama juga dilakukan oleh Hayati (2014) yang mengabungkan ARIMA dan ANN dan memperoleh hasil bahwa penggabungan 2 metode ini menghasilkan error yang lebih kecil di dibandingkan hanya menggunakan metode ARIMA atau ANN saja.

Faktor eksternal lain yang juga bisa dipertimbangkan untuk peramalan nilai tukar rupiah adalah efek variasi kalender. Assakhiy, Anwar dan A.R. Fitriana (2019) menunjukkan bahwa model ARIMAX dengan memasukkan variabel dummy berupa efek variasi kalender lebih baik dibandingkan model SARIMA. Oleh karena itu, meskipun ada tren kenaikan, tetap diperlukan kewaspadaan terhadap risiko eksternal yang mungkin mempengaruhi nilai tukar di luar perkiraan yang ada.

KESIMPULAN

Merujuk pada hasil analisis dan pembahasan yang telah dipaparkan, dapat diambil intisari yaitu model terbaik dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS adalah ARIMA (0,2,1) dengan akurasi peramalan sebesar 1%. Secara umum hasil peramalan nilai tukar rupiah dengan model terbaik seperti yang disebutkan sebelumnya menghasilkan ramalan untuk bulan April – Desember 2024 berada pada kisaran Rp. 15.841 - Rp.16.202 per dolar AS secara rata-rata yaitu Rp. 16.021 per dolar AS. Pada penelitian selanjutnya di rekomendasikan untuk menambahkan variabel bebas pada penelitian. Selain itu menguji kointegrasi antara variabel bebas dan terikatnya sehingga bisa digunakan metode VECM.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, A., Barus, A. C., Firza, S. U., Halim, F., Ginting, L. T. Br. (2024). Volatilitas Nilai Tukar dan Harga Komoditas Global selama Krisis Laut Merah. *Jurnal Akuntansi, Keuangan, dan Manajemen*, 5(4), 327-339
- Assakhiy, R., Anwar, S. & 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.
- Aswi, & Sukarna. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi* (Pertama). Andira Publisher.
- Devi, A., & Hendikawati, P. (2024). Prediksi Kurs Rupiah Terhadap Dolar dengan Menggunakan Model Long-Short Term Memory. *PRISMA : Prosiding Seminar Nasional Matematika*
- Hanoebon, B. R. (2017). Analisis Pengaruh Harga Minyak Dunia, Nilai Tukar Rupiah, Inflasi Dan Suku Bunga Sbi Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). *Jurnal Cita Ekonomika*, 11(1), 35–40. <https://doi.org/10.51125/citaekonomika.v11i1.2630>
- Hayati, T. 2014. *Peramalan Nilai Tukar Rupiah (IDR) Terhadap Dolar (USD) Dengan Menggunakan Metode Gabungan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dan ANN (Artificial Neural Network)*. Skripsi. Program Sarjana Universitas Telkom. Bandung.
- Indraswari, N. K. (2016). Analisis Variabel Ekonomi Makro yang Mempengaruhi Kurs Rupiah Terhadap Mata Uang Negara-Negara ASEAN. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, 4(2), Article 2. <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/3133>
- Kartikasari, D., & Khoirudin, R. (2022). Analisis Determinan Yang Mempengaruhi Impor di Indonesia Periode 2011—2020.
- Listyawati, I., & Kristiana, I. (2021). Pengaruh Return on Equity, Current Ratio, Size Company dan Debt to Equity Ratio Terhadap Nilai Perusahaan. *MAKSIMUM*, 10(2), 47. <https://doi.org/10.26714/mki.10.2.2020.47-57>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulachi, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons. Inc.
- Nasution, S., Silalahi, P. R., & Khairunnisa, A. (2022). Analisis Pengaruh GDP, Inflasi, CAR, Dan NPF Terhadap Profitabilitas Perbankan Syariah Di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 8(3), 3283. <https://doi.org/10.29040/jiei.v8i3.6352>
- Rossi, B. (2013). Exchange Rate Predictability. *Journal of Economic Literature*, 51(4), 1063–1119. <https://doi.org/10.1257/jel.51.4.1063>
- Susetianingias, D. T., Patriya E., & Rodiah. (2022). Model Random Forest Regression Untuk Peramalan Penyebaran Covid-19 Di Indonesia: Random Forest Regression Model for Forecast Of Covid-19 Spread In Indonesia. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 2(2), 84–95. <https://doi.org/10.51454/decode.v2i2.48>

Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (Second Edition). Greg Tobia.

Wibowo, H., Lukasanto, W., Pujiastuti, P., & Widito, H. T. (2018). Kajian Dampak Perubahan Asumsi Dasar Ekonomi Makro Terhadap Sensitivitas Pembayaran Bunga Utang. *Jurnal Anggaran dan Keuangan Negara Indonesia (AKURASI)*, 2(2), 14. <https://doi.org/10.33827/akurasi2018.vol2.iss2.art38>

Winata, Y. & Subanar. (2021). Model Peramalan Nilai Tukar Mata Uang Menggunakan Metode Hybrid GLARANN. *Jurnal Matematika Thales*, vol. 3, no. 2.

Wulandari, R. A., & Gernowo, R. (2019). Metode Autoregressive Integrated Movingaverage (Arima) Dan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) Dalam Analisis Curah Hujan. *Berkala Fisika*, 22(1), 41–48.

Wulandari, S. S., & Yurinanda, S. (2021). Penerapan Metode ARIMA Dalam Memprediksi Fluktuasi Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk. 11(1).