

## Prediksi Analisis Time Series Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dengan ARIMA dan SARIMA melalui CRISP-DM

William Sanjaya Kesuma<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Ciputra Surabaya  
CitraLand CBD Boulevard, Surabaya, Indonesia, 60219

**Korespondensi:** William Sanjaya Kesuma (wsanjaya01@student.ciputra.ac.id)

*Received:* 24 Juli 2024 – *Revised:* 31 Agustus 2024 - *Accepted:* 05 Sept 2024 - *Published:* 10 Sept 2024

**Abstrak.** Dalam ekonomi saat ini, mata uang memiliki peran sentral dalam transaksi. Meskipun terdapat kemajuan yang signifikan, belum ada mata uang tunggal yang stabil secara universal di semua negara. Banyak faktor internal dan eksternal yang menyebabkan pelemahan nilai tukar rupiah, sering kali saling terkait dan mempengaruhi satu sama lain. Prediksi nilai tukar sangat penting dalam perencanaan kebijakan ekonomi masa depan. Studi ini bertujuan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk tahun mendatang. Perbandingan akan dilakukan berdasarkan metrik kunci: ARIMA(5,1,2)(2,0,2)[7] versus SARIMA. Pendekatan Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) akan menjadi panduan dalam analisis ini. Hasil studimenunjukkan bahwa SARIMA memberikan prediksi yang lebih akurat terhadap nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, dengan interval kepercayaan. Ramalan tersebut mengindikasikan kemungkinan pelemahan lebih lanjut nilai tukar rupiah dalam beberapa tahun ke depan. Oleh karena itu, kebijakan pemerintah yang spesifik diperlukan untuk menjaga stabilitas nilai tukar rupiah ke depannya.

**Kata kunci:** nilai tukar, ARIMA, SARIMA, Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

---

**Citation Format:** Kesuma, W.S. (2024). Prediksi Analisis Time Series Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dengan ARIMA dan SARIMA melalui CRISP-DM. *Prosiding SENAM 2024: Seminar Nasional Sistem Informasi & Informatika Universitas Ma Chung*. 4, 190-203. Malang: Ma Chung Press.

---

### PENDAHULUAN

Di dunia kontemporer, mata uang merupakan media utama dalam transaksi ekonomi. Meskipun berbagai kemajuan telah dicapai, belum ada mata uang universal dengan nilai konsisten di seluruh negara. Nilai tukar, atau nilai mata uang, mencerminkan ketidakstabilan harga yang didorong oleh dinamika penawaran dan permintaan dalam suatu negara. Fluktuasi nilai tukar di pasar keuangan sangat dipengaruhi oleh kebijakan nilai tukar yang dipertahankan oleh masing-masing negara (Ardesfira *et al.*, 2022).

Perubahan paling drastis dalam kebijakan nilai tukar terjadi ketika otoritas ekonomi Indonesia memilih sistem kurs mengambang pada 17 Agustus 1997. Keputusan tersebut

diambil akibat pelemahan rupiah yang berkelanjutan sebagai dampak krisis besar di kawasan ASEAN (Sakir, *et al.*, 2020). Ketika inflasi meningkat, nilai tukar Rp/USD cenderung menguat atau terapresiasi. Sebagai contoh, pada triwulan II tahun 2010, inflasi mencapai 3,95 persen dengan nilai tukar Rp 9.148,36 per USD, dan pada triwulan III tahun 2010, inflasi sebesar 4,70 persen dengan nilai tukar Rp 8.975,84 per USD. Sebaliknya, ketika inflasi menurun, nilai tukar Rp/USD cenderung melemah atau terdepresiasi, seperti terlihat pada triwulan I tahun 2010, di mana inflasi hanya 1,03 persen dengan nilai tukar Rp 9.173,73 per USD. (Arifin & Mayasya, 2018).

Beberapa studi telah dilakukan untuk mempelajari fluktuasi nilai tukar rupiah (Rp) terhadap mata uang asing, terutama *United States Dollar* (USD). Sebagai contoh, prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Ardesfira *et al.*, 2022). Studi mengenai fluktuasi nilai tukar rupiah menjadi penting karena tingkat inflasi di Indonesia cenderung meningkat jika terjadi depresiasi nilai tukar rupiah terhadap USD. Selain itu, perilaku ekspor Indonesia juga dipengaruhi oleh nilai tukar, seperti yang dibahas oleh Purba & Magdalena (2017), yang mana hal ini dapat mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia menjadi stagnan dan menyebabkan penurunan kondisi perekonomian. Jurnal ini bertujuan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) untuk tahun mendatang.

## MASALAH

Secara umum, ada faktor internal dan eksternal yang menyebabkan terus melemahnya nilai tukar rupiah. Faktor-faktor ini sering saling berhubungan dan saling mempengaruhi. Fenomena pelemahan rupiah yang berkelanjutan menunjukkan pentingnya pemahaman dan prediksi nilai tukar. Prediksi nilai tukar memberikan panduan yang dapat dipertimbangkan dalam merencanakan kebijakan ekonomi di masa depan. Oleh karena itu, jurnal ini bertujuan untuk melakukan prediksi analisis *time series* nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun ke depan dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), yang akan dibandingkan untuk menentukan metode yang lebih baik digunakan berdasarkan indikator hasil *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean*

*Absolute Percentage Error* (MAPE). Untuk mencapai tujuan ini, pendekatan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) akan diterapkan.

### **Nilai Tukar (*Exchange Rate*)**

Nilai tukar mata uang suatu negara dibedakan atas nilai tukar nominal dan nilai tukar riil. Nilai tukar nominal merupakan harga relatif mata uang dua negara. (Mankiw, 2003). Nilai tukar mata uang merupakan salah satu variabel ekonomi makro yang memiliki peranan penting dalam menjaga stabilitas perekonomian suatu negara. Nilai tukar merupakan harga suatu mata uang relatif terhadap mata uang negara lain. Fluktuasi nilai tukar menaruh dampak yang cukup besar akan banyak aspek perekonomian negara, nilai tukar juga menggambarkan salah satu indikator perekonomian yang paling bermakna.

Pada dasarnya terdapat lima jenis sistem kurs utama yang berlaku yaitu: Sistem kurs mengambang, kurs terlambat, kurs terlambat merangkak, Sekeranjang mata uang, dan Kurs tetap. (Kuncoro, 1996). sejak tahun 1970 Indonesia telah menerapkan tiga sistem nilai tukar, yaitu: Sistem nilai tukar tetap, Sistem nilai tukar mengambang terkendali, dan sistem nilai tukar mengambang bebas. (Goeltom & Zulverdi, 1998).

### ***Time Series***

*Time series* adalah serangkaian nilai dari suatu variabel yang diatur menurut urutan waktu. Analisis *time series* melibatkan pengamatan pola perubahan nilai variabel ini selama interval waktu yang konsisten, seperti harian, mingguan, bulanan, tahunan, atau interval waktu lainnya. (Shumway & Stoffer, 2011).

### **Studi pada Makalah Jurnal**

Terdapat banyak studi sebelumnya yang bertujuan untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap *dolar AS* dengan menggunakan berbagai metode. Amalutfia & Hafiyusholeh (2020) dan Hidayah & Sugiman (2021) menggunakan *Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain* dalam memprediksi nilai tukar rupiah terhadap USD.

Selanjutnya, Utari (2018) dan Mubarok dan Wachidah (2021) menggunakan metode *Wavelet Thresholding* dan metode *Wavelet Locally Stationary*. Susilowati dan Rosento (2020) menggunakan metode *Moving Average* dan *Exponential Smoothing*. Terakhir, Ardesfira *et al.* (2022) menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Namun, dari kelima penelitian, tidak ada yang menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar secara

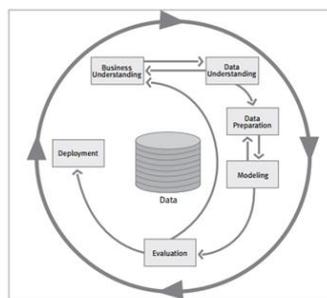
bulanan untuk tahun 2023 dan 2024. Tetapi, dalam studi Ardesfira *et al.* (2022), dapat ditemukan penggunaan metode ARIMA namun tidak ditemukan penggunaan metode SARIMA dan juga parameter *m value* tidak dibahas. Sehingga performa dari metode prediksi dapat dibandingkan dengan antara metode ARIMA dengan SARIMA dan menentukan yang manakah lebih akurat dalam memprediksi.

Studi yang dilakukan oleh Ardesfira *et al.* (2022) berjudul "Peramalan Nilai Tukar rupiah Terhadap *Dollar* Amerika Dengan Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)" membahas cara memprediksi nilai tukar rupiah terhadap *Dollar* Amerika (USD) pada tahun 2022 dan 2023 menggunakan model ARIMA. Berdasarkan data dari Januari 2001 hingga Desember 2021, studi ini menyimpulkan bahwa model yang paling sesuai adalah ARIMA (3,1,1), dengan hasil ramalan menunjukkan pelemahan signifikan nilai tukar rupiah, mencapai Rp 14.484,5 pada tahun 2022 dan Rp 14.704,7 pada tahun 2023, serta batas ramalan tertinggi mencapai Rp 16.691,6 pada akhir 2022 dan Rp 17.781,8 pada akhir 2023.

Dalam studi tersebut, Ardesfira *et al.* (2022) menggunakan beberapa model ARIMA dengan validasi melalui pengujian stasioneritas data dan *differencing*. Namun, dengan hanya menggunakan satu metode yaitu ARIMA, studi ini tidak mencakup metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Oleh karena itu, studi ini akan membuktikan model ARIMA mana yang lebih akurat dalam menghasilkan prediksi.

### ***Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)***

Studi ini menggunakan standar proses data mining yang dikenal sebagai Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Standar ini mencakup lima tahapan utama: tahap pemahaman bisnis, tahap pemahaman data, tahap pengolahan data, tahap pemodelan, serta tahap evaluasi dan validasi. Dengan mengikuti langkah-langkah ini, studi diharapkan dapat menghasilkan analisis yang komprehensif dan akurat.



**Gambar 1.** Standar Proses Model CRISP-DM (Sumber: <https://binus.ac.id/malang/2022/05/crisp-dm-cross-industry-standard-process-for-data-mining/>)

## METODE PELAKSANAAN

### Pemahaman Bisnis

*Dataset* yang digunakan dalam jurnal ini adalah data nilai tukar rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD) dari Januari 2018 hingga Desember 2022. Data ini diperoleh dari situs web Kaggle (Kaggle, 2023). Dalam jurnal ini, data dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (Januari 2018 hingga Desember 2022) dan data pengujian (Januari 2018 hingga Desember 2022). Data pelatihan digunakan untuk membangun model prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi model tersebut.

### Pemahaman Data

Untuk mencapai prediksi yang akurat, data historis nilai tukar antara IDR dan USD, beserta tingkat inflasi dan indikator ekonomi relevan lainnya akan dianalisis. Data tersebut harus mencakup periode yang signifikan, idealnya mencakup perubahan ekonomi besar seperti sebelum dan sesudah krisis keuangan Asia tahun 1997. Data bulanan atau triwulan akan dikumpulkan untuk menangkap fluktuasi jangka pendek dan tren jangka panjang.

Dataset tersebut terdiri atas 2 variable dengan 1 penjelasan yang terdapat dalam Tabel 1.

**Tabel 1.** Keterangan Atribut Predikator

Variabel	Keterangan
Tanggal	Tanggal
IDR = X	Nilai Tukar rupiah Terhadap dolar <i>Amerika</i>

### Pengolahan Data

Tahap pengolahan data melibatkan pengumpulan data historis nilai tukar dari database keuangan atau laporan bank sentral yang andal. Data akan dibersihkan untuk menangani nilai yang hilang melalui interpolasi dan untuk menghilangkan outlier yang mungkin mengganggu analisis. Transformasi data akan mengubah data menjadi format yang sesuai untuk analisis deret waktu, dan normalisasi atau standardisasi akan diterapkan jika diperlukan. Rekayasa fitur akan membuat fitur tambahan seperti nilai tukar yang tertinggal, tingkat inflasi, dan indikator ekonomi lainnya untuk meningkatkan kinerja model.

Prediksi nilai tukar rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD) dalam studi ini menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Dalam tahap analisis

data *time series*, terdapat 6 tahapan yaitu: mengimpor data, melakukan analisis eksploratif dengan memeriksa nilai yang hilang dan mengisi nilai hilang tersebut, membagi data, membuat model ARIMA dan SARIMA berdasarkan *training data*, melakukan prediksi hasil dengan *testing data*, dan mengukur nilai akurasi model dengan MSE dan MAPE. Metode tersebut melibatkan perangkat lunak seperti *Jupyter Notebook*, *Python coding language*, dan *software Ms. Excel*.

- a. Mengaplikasikan dataset ke dalam program *Jupyter Notebook*. Dapat ditemukan kesimpulan dan hasil data secara cepat dan efisien dibanding dengan menghitung manual.
- b. Pengujian apabila data lengkap dan tidak ada nilai yang hilang, model SARIMA dan ARIMA yang digunakan membutuhkan data yang lengkap. Jika data tidak lengkap, maka perlu dilakukan *fill value* atau transformasi data agar data tersebut menjadi lengkap. Mediasi: digunakan untuk kegiatan yang di dalamnya pelaksana kegiatan memosisikan diri sebagai mediator para pihak yang terkait dan bersama-sama menyelesaikan masalah yang ada dalam masyarakat.
- c. Pengujian stasioneritas dataset, menggunakan metode *differencing*.
- d. Pengujian diagnostik dan pemilihan model mencakup dua bagian: uji independensi antara data residual dan uji normalitas data residual. Nilai *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) sebagai indikator dalam tahap awal pemilihan model
- e. Akurasi model prediksi terhadap data pengujian dinilai menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dari data pelatihan, akurasi data pengujian diukur dengan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE). Indikator-indikator ini digunakan pada tahap kedua atau final dalam pemilihan model. Model yang memiliki nilai MAPE paling kecil akan dipilih sebagai model akhir untuk prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD.
- f. Prediksi dengan model final. Prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD pada tahun kedepannya dilakukan dengan menggunakan model final.

### **Modeling**

Untuk pemodelan, metode ARIMA dan SARIMA akan dipertimbangkan. ARIMA cocok untuk data non-musiman, pemodelan berdasarkan nilai masa lalu, perbedaan, dan rata-rata bergerak. SARIMA memperluas ARIMA dengan memasukkan komponen musiman, sehingga cocok untuk data dengan pola musiman. Nilai optimal untuk parameter

ARIMA (p, d, q) dan parameter SARIMA (P, D, Q, m) akan diidentifikasi. Model akan dilatih menggunakan data historis dan divalidasi dengan membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian.

### **ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)**

Model *autoregressive moving average* berguna dalam menggambarkan *time series*, jadi dalam bagian ini, kita membahas penggunaan *differencing* untuk membangun kelas besar model *time series*, yaitu model *autoregressive integrated moving average*, yang berguna dalam menggambarkan berbagai *time series* homogen yang tidak stasioner. (Wei, 2006:71)

Bentuk aritmetika umum dari model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dapat ditulis sebagai:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

di mana  $y_{t-p}$  menggambarkan data *time series* pada berbagai jeda,  $\phi$  dan  $\theta$  adalah parameter yang tidak diketahui dan  $\varepsilon$  adalah istilah kesalahan iid (mewakili bagian moving average). Notasi yang berbeda memberikan versi yang setara namun lebih pendek:

$$\varphi(L) \Delta^d y_t = \theta(L) \varepsilon_t \quad (2)$$

dengan  $L$  mewakili operator *backshift* atau *lag*,  $\Delta^d$  mewakili perbedaan  $(I - L)^d$ , dan  $\varphi$  serta  $\theta$  mewakili polynomial operator lag. Notasi umum dari model ini adalah dalam bentuk ARIMA(p,d,q), dengan  $p$  menunjukkan urutan autoregresif,  $d$  menunjukkan urutan integrasi, dan  $q$  menunjukkan urutan moving average. Misalnya, ARIMA (2, 1, 1) berarti terdapat dua variabel AR dan satu variabel MA, dan *time series* perlu diintegrasikan (dengan kata lain, dilakukan perbedaan) sekali untuk menghasilkan kestasioneran. Jika tidak ada kebutuhan untuk integrasi, maka *time series* sudah stasioner sejak awal dan model ARIMA berkurang menjadi model ARMA (p, q). (Saz, 2011).

### **SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)**

Karena banyak *time series* menunjukkan variasi musiman dalam puncak dan lembah, model ARIMA dapat diperluas untuk menggabungkan perilaku musiman guna memanfaatkan informasi prediksi tambahan yang terkandung di dalamnya. Model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dapat dinyatakan sebagai:

$$\Phi_p(L^s) \Theta(L) \Delta_s^D \Delta^d y_t = \Theta_Q(L^s) \theta(L) \varepsilon_t \quad (3)$$

di mana  $\Delta_s^D$  didefinisikan sebagai perbedaan musiman  $(1 - L^s)^D$  dan  $\Delta^d$  sebagai perbedaan non-musiman  $(1 - L)^d$  serta  $\Phi, \phi, \Theta, \theta$  adalah polynomial operator lag masing-masing. Notasi ini umumnya dinyatakan sebagai SARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)_s$ , dengan  $p$  menunjukkan urutan autoregresif non-musiman,  $d$  menunjukkan urutan integrasi non-musiman, dan  $q$  menunjukkan urutan moving average non-musiman. Pada bagian musiman,  $P$  menunjukkan urutan autoregresif musiman,  $D$  menunjukkan urutan integrasi musiman,  $Q$  menunjukkan urutan moving average musiman, dan  $s$  menunjukkan periode atau panjang musim (dalam kasus bulanan 12, dalam kasus triwulanan 4). (Saz, 2011).

### Evaluasi

Performa model akan dievaluasi menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MSE mengukur perbedaan kuadrat rata-rata antara nilai yang diamati dan diprediksi, sedangkan MAPE mengukur akurasi sebagai persentase kesalahan. Dengan membandingkan model ARIMA dan SARIMA menggunakan metrik ini, model yang memberikan prediksi lebih baik akan ditentukan.

### MSE (*Mean Squared Error*)

*Mean Square Error* (MSE) berupa sebagai indikator yang sering digunakan dalam mengukur akurasi hasil prediksi. (Hodson *et al.*, 2021). MSE mengikuti persamaan matematika:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

Seperti namanya, MSE adalah nilai kuadrat dari RMSE (*Root Mean Squared Error*) yang merupakan rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai yang diestimasi dan nilai sebenarnya dalam dataset. Mengambil akar tidak mempengaruhi peringkat relatif model, tetapi menghasilkan metrik dengan unit yang sama seperti  $y$ , yang secara nyaman mewakili kesalahan khas atau "standar" untuk kesalahan yang terdistribusi secara normal (Hodson *et al.*, 2021)

MSE mengukur akar dari rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual. Model prediksi akan semakin akurat jika memiliki nilai MSE. Indikator MSE didefinisikan dalam persamaan (4).

#### MAPE (*Mean Absolute Percent Error*)

Hasil prediksi umumnya mengandung unsur ketidakpastian, sehingga penting untuk mengukur akurasi dari prediksi tersebut. Beberapa indikator yang sering digunakan untuk menilai akurasi prediksi meliputi MAPE (*Mean Absolute Percent Error*). MAPE menunjukkan rata-rata perbedaan persentase absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual.

Menurut *National Research Council* (1980), setiap ukuran ringkasan kesalahan harus memenuhi lima kriteria dasar: validitas pengukuran, keandalan, kemudahan interpretasi, kejelasan penyajian, dan mendukung evaluasi statistik. Dalam upaya memenuhi kriteria-kriteria ini, ukuran ringkasan kesalahan proyeksi populasi yang paling sering digunakan adalah MAPE, yaitu mean absolute percentage error.

MAPE mengikuti persamaan matematika:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{Y}_t - Y_t|}{Y_t} \times 100 \quad (5)$$

Dimana  $n$  adalah ukuran sampel,  $\hat{Y}_t$  adalah nilai yang diprediksi oleh model untuk titik waktu  $t$ , dan  $Y_t$  adalah nilai yang diamati pada titik waktu  $t$ . (Moreno *et al.* 2013).

**Tabel 2.** Interpretasi nilai-nilai MAPE (Lewis, 1982)

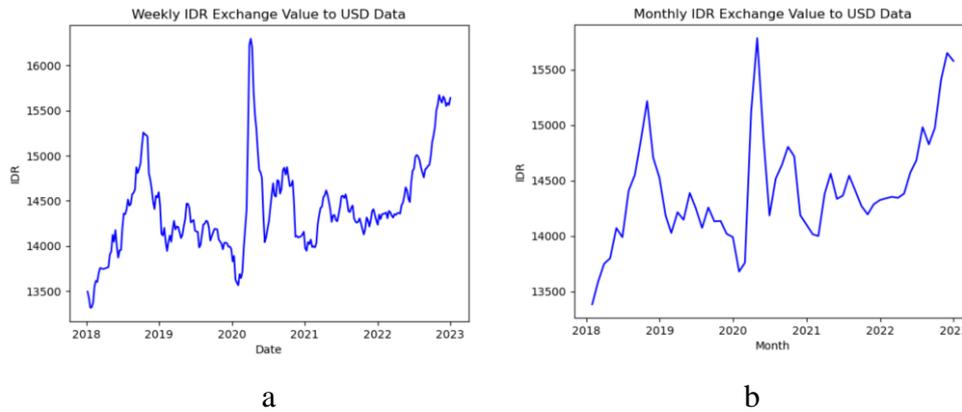
MAPE	MSE
<10%	<i>Highly accurate forecasting</i>
10% ~ 20%	<i>Good forecasting</i>
20% ~ 50%	<i>Reasonable forecasting</i>
>50%	<i>Weak and inaccurate forecasting</i>

Lewis (1982) menyusun sebuah tabel (disebut sebagai Tabel 2) yang menyajikan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang umum untuk data industri dan bisnis beserta interpretasinya. MAPE kurang dari 10% menunjukkan peramalan yang sangat akurat. MAPE antara 10% hingga 20% menunjukkan peramalan yang baik. MAPE antara 20% hingga 50% menunjukkan peramalan yang cukup. MAPE lebih dari 50% menunjukkan peramalan yang lemah dan tidak akurat.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Visualisasi Nilai Tukar rupiah Terhadap *Dolar* Amerika (USD)

Nilai tukar rupiah terhadap USD mengalami fluktuasi kenaikan maupun penurunan selama periode Januari 2018 sampai dengan bulan desember 2022 (Gambar 2).



**Gambar 2.** (a) *Weekly IDR Exchange Value to USD Data*; (b) *Monthly IDR Exchange Value to USD Data*

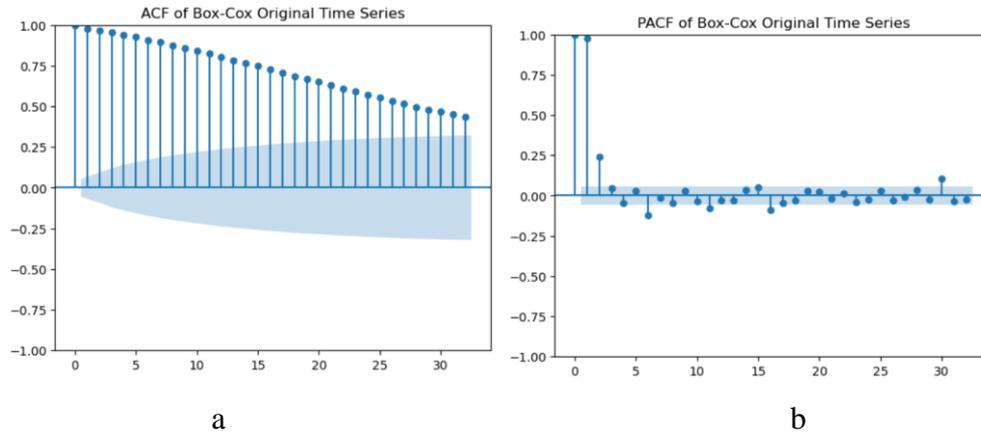
Dari Gambar 2, Trend kenaikan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, terutama antara tahun 2018 dan 2029, dapat diamati secara visual. Puncak nilai tukar terjadi pada pertengahan 2020, mencapai lebih >Rp.16.000 per dolar AS, sementara nilai terendahnya tercatat pada 2018, yakni <Rp.13.000 per dolar AS dan pada tahun 2022 hingga 2023 terlihat trend kenaikan.

### Pengujian Stasioneritas Data

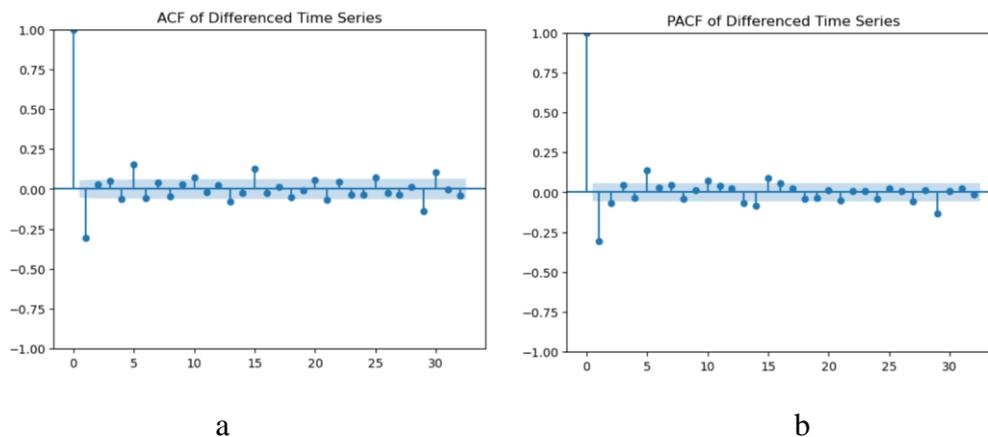
Pengujian stasioneritas data adalah langkah awal yang penting dalam analisis peramalan data time series. Beberapa metode yang dapat digunakan untuk menguji stasioneritas data meliputi Plot ACF dan kriteria nilai lambda Box-Cox untuk mengevaluasi stasioneritas dalam hal varians, serta uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk menguji stasioneritas dalam hal rata-rata. Plot ACF dan PACF dihasilkan dengan mengimplementasikan data nilai tukar rupiah terhadap USD dalam program Jupyter Notebook dan ditampilkan untuk analisis lebih lanjut.

Dari Gambar 3 terlihat bahwa nilai pada plot ACF (a) menunjukkan bahwa untuk semua lag yang dipertimbangkan, menunjukkan pola penurunan secara eksponensial. Hal ini menunjukkan bahwa data nilai tukar rupiah terhadap USD tidak stasioner. Selain itu, hasil uji statistik terhadap stasioneritas data ini akan mengonfirmasi bahwa data tersebut tidak memenuhi syarat sebagai data stasioner. Jadi, langkah selanjutnya adalah melakukan

*differencing* tingkat pertama terhadap data nilai tukar rupiah terhadap USD. Setelah itu, data tersebut akan diuji kembali menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) test untuk memeriksa apakah *differencing* tingkat pertama telah membuat data memiliki nilai rata-rata yang konstan.



**Gambar 3.** (a) Plot ACF data *original*; (b) Plot PACF data *original*.



**Gambar 4.** (a) Plot ACF data *differenced*; (b) Plot PACF data *differenced*.

Hasil pengujian ADF menunjukkan bahwa bahwa nilai autokorelasi pada plot ACF menunjukkan bahwa untuk semua lag yang dipertimbangkan, data menjadi stasioner dengan rata-rata yang konstan. Ini menunjukkan bahwa setelah dilakukan *differencing* tingkat pertama, data menjadi stasioner karena memiliki rata-rata yang tetap. Ini juga menyarankan bahwa pergerakan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS dapat diprediksi menggunakan model ARIMA dan juga SARIMA.

### Perbandingan Metode SARIMA dan ARIMA

Untuk mengidentifikasi model ARIMA dan SARIMA dari data nilai tukar rupiah terhadap USD, plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation*

Function) digunakan pada data setelah *differencing*. Gambar 4 menampilkan plot ACF dan PACF dari data *differencing* tingkat pertama.

Berdasarkan Gambar 4, data setelah *differencing* tingkat pertama sudah stasioner, sesuai dengan hasil pengujian statistik ADF test yang telah dilakukan sebelumnya. Dengan demikian, bisa dilanjutkan kepada tahap berikutnya yaitu untuk menguji metode manakah yang lebih akurat dalam memprediksi nilai tukar rupiah terhadap USD.

Metode SARIMA membutuhkan *m value* atau dikenal sebagai nilai periode yang ingin di test. Dalam konteks model SARIMA, parameter *m* merepresentasikan panjang siklus musiman atau periode. Ini menunjukkan jumlah observasi per siklus, yang mendefinisikan seberapa sering pola musiman berulang. Misalnya, dalam data bulanan dengan musim tahunan, *m* akan bernilai 12, menandakan siklus tahunan. Parameter ini sangat penting karena memungkinkan model untuk menangkap dan memperhitungkan pola dan tren yang berulang pada interval teratur. Dengan menggabungkan *m*, model SARIMA dapat membedakan antara fluktuasi musiman dan komponen non-musiman yang mendasarinya, sehingga menghasilkan prakiraan yang lebih akurat dalam kumpulan data dengan efek musiman yang menonjol.

Dalam studi ini, dikarenakan dataset berupa data harian maka tiga *m value* telah dipilih untuk menjadi sebuah patokan untuk menguji metode SARIMA yang manakah dengan *m value* sekian yang akurat, Table 3 menyajikan test data *m value* yang telah di integrasi dan konfigurasi terhadap metode SARIMA.

**Tabel 3.** Test data *m value* menggunakan metode SARIMA

<i>m value</i>	ARIMA	MAPE	MSE
<i>m</i> = 7 (Mingguan)	ARIMA(5,1,2)(2,0,2)[7]	0.03827	562470
<i>m</i> = 14 (Dua Mingguan)	ARIMA(5,1,1)(1,0,1)[14]	0.03898	572280
<i>m</i> = 30 (Bulanan)	ARIMA(5,1,0)(0,0,1)[30]	0.03904	577050

Tabel 3 menunjukkan bahwa hanya Model yang memiliki *m value* = 7 menunjukkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Square Error* (MSE) yang terkecil, yang mengindikasikan bahwa *m value* mingguan memiliki akurasi yang secara rata-rata prediksinya berbeda sebesar 3.82% dari nilai sebenarnya. Dibandingkan dengan model SARIMA yang memiliki *m value* 14 dan juga *m value* 30 yang masing-masing memiliki akurasi yang secara rata-rata prediksinya berbeda sebesar 3.89% dan 3.90% dari nilai sebenarnya.

Selanjutnya adalah menguji akurasi dari metode ARIMA dengan mengintegrasikan dan mengonfigurasi dengan metode ARIMA. Metode ARIMA tidak membutuhkan *m*

value dikarenakan ARIMA menganalisis data menggunakan data yang tersedia dan tidak memfaktorkan trend kedalam rumusnya. Tingkat akurasi masing-masing model terhadap data testing disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Test data menggunakan metode ARIMA

ARIMA	MAPE	MSE	ARIMA
ARIMA (5,1,1)(0,0,0)[0]	0.03951	584694.821	ARIMA (5,1,1)(0,0,0)[0]

Tabel 4 menunjukkan bahwa hanya Model ARIMA memiliki akurasi yang secara rata-rata prediksinya berbeda sebesar 3.95% dari nilai sebenarnya. Dibandingkan dengan metode SARIMA yang memiliki persentase yang selisih 0.124% lebih akurat dibanding metode ARIMA.

Untuk melihat tingkat akurasi dari model ARIMA (5,1,1)(0,0,0)[0] ini, maka hasil akan dibandingkan dengan data yang berasal dari website Kaggle (Kaggle, 2023). Nilai MSE dan MAPE dari perbandingan tersebut masing-masing adalah sebesar 584693.821;0.03951. Dibandingkan dengan model SARIMA, ARIMA(5,1,2)(2,0,2)[7] yang nilai MSE dan MAPE dari perbandingan tersebut masing-masing adalah sebesar 562469.789;0.03827. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi nilai tukar rupiah terhadap USD lebih baik menggunakan metode SARIMA dikarenakan akurasi yang lebih tinggi dihasilkan oleh MSE dan MAPE metode



**Gambar 5.** Conversion Rate over the years (USD/INR)

Gambar 5 menunjukkan bahwa perkiraan nilai tukar rupiah terhadap USD semakin meningkat setiap bulan. Pemerintah harus menangani penurunan nilai tukar rupiah terhadap dolar karena akan berdampak pada perekonomian negara.

## KESIMPULAN

Dengan demikian, hasil nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang dihasilkan oleh metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah

0.03951 atau 3.95% dibandingkan dengan hasil MAPE dari metode SARIMA (*Seasonal ARIMA*) dengan  $m$  value 7, yaitu 0.03827 atau 3.82%. Hal ini menandakan bahwa metode SARIMA lebih akurat dalam melakukan prediksi nilai tukar rupiah terhadap *Dollar* Amerika dengan selang kepercayaan. Hasil prediksi menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah cenderung untuk semakin melemah pada tahun-tahun mendatang. Dengan adanya peningkatan nilai tukar dollar Amerika dari tahun 2018-2022, pemerintah perlu menyiapkan kebijakan yang khusus untuk mempertahankan stabilitas nilai tukar rupiah di masa mendatang.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amalutfia, S. Y., & Hafiyusholeh, Moh. (2020). Analisis peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar dan yuan menggunakan FTS-Markov chain. *VYGOTSKY*, 2(2), 102. <https://doi.org/10.30736/vj.v2i2.258>
- Ardesfira, G., Zedha, H. F., Fazana, I., Rahmadhiyanti, J., Rahima, S., & Anwar, S. (2022). Peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dengan menggunakan metode autoregressive integrated moving average (ARIMA). *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 3(2), 71–84. <https://doi.org/10.34312/jjps.v3i2.15469>
- Arifin, S., & Mayasya, S. (2018). Faktor-faktor yang mempengaruhi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat. *Jurnal Ekonomi-Qu*, 8(1). <https://doi.org/10.35448/jequ.v8i1.4965>
- Hidayah, D. Y., & Sugiman, S. (2021). Peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dengan metode Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain. *Unnes Journal of Mathematics*, 10(2).
- Hodson, T. O., Over, T. M., & Foks, S. S. (2021). Mean squared error, deconstructed. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 13(12). <https://doi.org/10.1029/2021ms002681>
- Kuncoro, M. (1996). *Manajemen keuangan internasional* (Edisi pertama). BPFE UGM. Yogyakarta.
- Mankiw, G. N. (2003). *Macroeconomics* (5th ed.). New York: Worth Publishers.
- Hucher-Bourdon, M., & Korinek, J. (2012). Trade effects of exchange rate and their volatility: Chile and New Zealand. *OECD Trade Policy Paper No. 136*. OECD Publishing.
- Moreno, J. J. M., Palmer, A. P., Abad, A. S., & Blasco, B. C. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Universidad de las Islas Baleares*, 25(4).
- Utari, D. T. (2018). Forecasting the exchange rate (IDR) of US dollar (USD) using locally stationary wavelet. *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 145–154. <https://doi.org/10.20885/eksakta.vol18.iss2.art6>
- Wei, W. W. S. (2006). *Time series analysis: Univariate and multivariate methods*. Pearson Addison Wesley.

