

## Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing dan ARFIMA pada Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika

Hazulil Fitriah Zedha<sup>1</sup>, Silvy Amelia Siregar<sup>2</sup>, Rizqa Maulida Rahmi<sup>3</sup>, Syarifah Raihannatul Jannah<sup>4</sup>, Riski Friyah Hari Sandi<sup>5</sup>, Anjas Irawan<sup>6</sup>, Samsur Anwar<sup>7\*</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6,7</sup> Jurusan Statistika, FMIPA, Universitas Syiah Kuala  
Jl. Syech Abdurrauf No. 3, Darussalam, Kota Banda Aceh 23111  
Korespondensi penulis: samsul.anwar@unsyiah.ac.id

### Abstrak

Stabilitas nilai tukar Rupiah (Rp) terhadap Dollar Amerika (USD) sangat penting dalam upaya menjaga stabilitas perekonomian nasional. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan nilai tukar Rp terhadap USD pada tahun 2022 hingga 2024. Data yang dianalisis adalah data bulanan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Januari 2001 hingga bulan Juni 2022 (258 observasi). Nilai tukar Rp tersebut merupakan data time series yang bersifat long memory sehingga metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Triple Exponential Smoothing (TES) dan Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA). Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode TES memiliki kemampuan yang lebih baik dalam meramalkan nilai tukar Rp terhadap USD jika dibandingkan dengan metode ARFIMA. Berdasarkan hasil peramalan dengan menggunakan metode TES, nilai tukar Rp diperkirakan akan mengalami pelemahan pada bulan Maret hingga Juni pada setiap tahunnya. Nilai tukar terendah diprediksi akan terjadi pada bulan Maret 2024 yaitu sebesar Rp.14.755/USD dengan selang kepercayaan 95% antara Rp.12.209/USD hingga Rp. 17.302/USD.

**Kata Kunci:** Arfima, dollar amerika, nilai tukar rupiah, triple exponential smoothing.

### Abstract

*The stability of the Rupiah exchange rate (IDR) against the US Dollar (USD) is fundamentally important in efforts to maintain national economic stability. This study aims to predict the IDR exchange rate against the USD in 2022 to 2024. The data analyzed are monthly data on the IDR exchange rate against the USD in the period January 2001 to June 2022 (258 observations). The Rupiah exchange rate is long memory time series data so that the forecasting method employed in this study is the Triple Exponential Smoothing (TES) method and the Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA). The test results show that the TES method demonstrates a better ability to predict the IDR exchange rate against the USD when compared to the ARFIMA method. Based on the results of forecasting*

using the TES method, the IDR exchange rate is expected to weaken from March to June each year. The lowest exchange rate is predicted to occur in March 2024, which is IDR 14,755/USD with a 95% confidence interval between IDR.12,209/USD to IDR.17,302/USD.

**Keywords:** Arfima, US dollar, rupiah exchange rate, triple exponential smoothing.

## 1. Pendahuluan

Nilai tukar atau kurs merupakan salah satu indikator penting dalam menganalisis perekonomian suatu negara. Menurut penelitian [1], nilai tukar rupiah sangat berpengaruh dalam menjaga stabilitas perekonomian negara Indonesia. Idealnya nilai tukar sebuah mata uang diharapkan seimbang, terutama jika dikaitkan dengan aktivitas jual beli dan hutang piutang dengan negara lain. Nilai tukar uang yang seimbang akan mendukung terciptanya hubungan yang baik dalam sistem perdagangan dunia [2]. Di sisi lain, melemahnya nilai tukar uang akan berdampak pada terhambatnya proses kegiatan impor dan ekspor sehingga dapat mengakibatkan perekonomian suatu negara menjadi tidak stabil.

Nilai tukar adalah harga dua buah mata uang yang berbeda, dimana akan terdapat perbandingan nilai atau harga antara kedua mata uang tersebut [3]. Nilai tukar mata uang disebut dengan nilai tukar valuta asing. Salah satu contoh mata uang yang sering dipertukarkan dengan mata uang rupiah (Rp) adalah dollar Amerika (USD). Dalam mendukung sistem perekonomian nasional, perusahaan-perusahaan yang ada di Indonesia aktif melakukan kegiatan ekspor dan impor produk yang terkait dengan bisnis mereka. Salah satu faktor yang memengaruhi kegiatan ekspor impor tersebut adalah nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika. Beberapa faktor yang menyebabkan perubahan nilai tukar Rp tersebut diantaranya adalah perubahan harga barang ekspor dan impor, terjadinya inflasi, perubahan suku bunga dan tingkat pengembalian investasi serta pertumbuhan ekonomi. Bagi perusahaan-perusahaan yang aktif melakukan kegiatan ekspor dan impor, kestabilan nilai tukar Rp terhadap USD menjadi sangat penting dalam upaya mendukung stabilitas bisnis mereka. Data menunjukkan bahwa pergerakan nilai tukar Rp terhadap USD bersifat fluktuatif dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, diperlukan adanya peramalan atau prediksi nilai tukar Rp terhadap USD untuk masa yang akan datang [4]. Hasil peramalan nilai tukar Rp terhadap USD tersebut dapat digunakan sebagai salah satu bahan rujukan dalam pengambilan keputusan yang berkaitan dengan kegiatan ekonomi termasuk rencana ekspor dan impor.

Salah satu cara untuk memprediksi atau meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD tersebut adalah dengan menggunakan analisis deret waktu (*time series*). Deret waktu atau *time series* adalah pergerakan pola nilai suatu variabel pada jangka waktu tertentu yang diukur dalam periode harian, mingguan, bulanan, tahunan atau satuan waktu lainnya yang bersifat teratur [5]. Menurut [6], pengamatan sekarang ( $Z_t$ ) dalam analisis *time series* bergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya ( $Z_{t-k}$ ). Adapun tujuan dari analisis *time series* antara lain adalah untuk memahami dan menjelaskan pola ketergantungan dari suatu data serta untuk meramalkan atau memprediksi nilai suatu data pada masa yang akan datang.

Terdapat banyak model yang dapat digunakan dalam analisis *time series*. Salah satu model yang sering digunakan adalah model AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*) serta gabungannya. Meskipun sering digunakan, namun model-model tersebut memiliki beberapa kelemahan dalam peramalannya. Salah satunya, hasil peramalan dengan model

tersebut cenderung memiliki bias yang semakin besar seiring dengan penambahan periode peramalan yang dilakukan [7]. Selain itu, model tersebut hanya cocok untuk meramalkan data yang memiliki sifat *short memory* (data memiliki nilai autokorelasi yang signifikan pada *lag* yang relatif kecil).

Selain model AR dan MA, model *Triple Exponential Smoothing* (TES) dan *Autoregressive Fractional Integrated Moving Average* (ARFIMA) juga merupakan model dalam analisis *time series* yang sering digunakan untuk meramalkan data-data dalam bidang ekonomi yang pada umumnya bersifat *long memory* (data memiliki nilai autokorelasi yang signifikan pada *lag* yang relatif besar). Secara sederhana, metode *triple exponential smoothing* adalah salah satu teknik peramalan rata-rata bergerak yang melakukan penimbangan terhadap data masa lalu dengan cara eksponensial sehingga data paling akhir mempunyai bobot atau timbangan yang lebih besar dalam menentukan nilai pada masa yang akan datang [8]. Sedangkan metode ARFIMA adalah metode yang mampu menjelaskan data deret waktu yang mempunyai sifat *long memory* melalui proses *differencing* ( $d$ ) dengan menggunakan bilangan pecahan [9]. Kedua metode tersebut memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode sebelumnya dalam menganalisis data yang bersifat *long memory* sehingga dapat diterapkan pada peramalan data nilai tukar Rp terhadap USD pada penelitian ini.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *triple exponential smoothing* dan ARFIMA dalam meramalkan beberapa data penting dalam bidang ekonomi. Penelitian [10] menggunakan metode *triple exponential smoothing* untuk meramalkan laju inflasi bulanan Provinsi Aceh pada tahun 2019-2020. Selanjutnya, penelitian [11] juga menggunakan metode yang sama dalam meramalkan laju infasi bulanan di Kota Padang, Sumatera Barat untuk periode tahun 2018 hingga tahun 2020. Selain itu, metode TES juga dipakai oleh [12] dalam meramalkan harga cabai merah dalam upaya menjaga stabilitas laju inflasi di Kota Banda Aceh pada tahun 2020 dan 2021.

Penelitian dengan menggunakan metode ARFIMA juga pernah dilakukan oleh beberapa tim peneliti diantaranya oleh [13] dalam meramalkan tingkat suku bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI) pada tahun 2009 dan penelitian [14] dalam meramalkan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) di Indonesia pada tahun 2002-2006 serta tahun 2009 hingga 2013. Penelitian-penelitian terdahulu tersebut menunjukkan bahwa metode *triple exponential smoothing* dan ARFIMA memiliki kemampuan yang baik dalam meramalkan data-data dalam bidang ekonomi. Berdasarkan uraian di atas, maka penelitian ini dilakukan untuk menerapkan metode *triple exponential smoothing* dan ARFIMA dalam meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD. Metode peramalan yang memiliki tingkat akurasi yang lebih baik selanjutnya akan digunakan untuk meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada tahun 2022 hingga tahun 2024.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Data dan sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan nilai tukar Rp terhadap USD mulai dari periode bulan Januari tahun 2001 sampai dengan bulan Juni tahun 2022 (258 observasi). Data tersebut merupakan data sekunder yang bersumber dari Bank Indonesia [15].

### 2.2 Data Training dan Testing

Data penelitian selanjutnya dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun model peramalan sedangkan data *testing* digunakan untuk mengukur kinerja dari model peramalan yang dibangun sebelumnya. Dalam penelitian ini, data nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Januari tahun 2001 sampai dengan bulan Juni tahun 2021 (246 observasi) dijadikan sebagai data *training*. Sedangkan data mulai dari bulan Juli tahun 2021 sampai dengan bulan Juni tahun 2022 (12 observasi) dijadikan sebagai data *testing*.

### 2.3 Metode dan Langkah Analisis Data

Metode *time series* yang digunakan dalam meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada penelitian ini adalah metode *Triple Exponential Smoothing* dan ARFIMA.

#### 2.3.1 Metode Triple Exponential Smoothing

*Exponential Smoothing* adalah salah satu metode peramalan yang bekerja dengan cara memberikan bobot yang lebih besar pada data observasi yang lebih akhir dalam menentukan nilai data pada masa yang akan datang. Metode *Exponential Smoothing* terbagi menjadi tiga yaitu *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES) dan *Triple Exponential Smoothing* (TES).

Metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) merupakan salah satu metode *Exponential Smoothing* yang paling sering digunakan terutama ketika data memiliki komponen *trend* (kecenderungan) dan *seasonal* (musiman). Terdapat 3 parameter yang digunakan pada metode TES yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$ , dengan nilai parameter yang berkisar antara 0 sampai dengan 1 [16]. Ketiga parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  tersebut masing-masing mengindikasikan persamaan *smoothing* untuk level, *trend* dan komponen *seasonalitas* [17].

Persamaan (1), (2) dan (3) menjabarkan proses penerapan metode TES [6].

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{c_{t-L}} (1 - \alpha) + (S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$

$$c_t = \gamma \frac{X_t}{S_t} + (1 - \gamma)c_{t-L} \quad (3)$$

Sedangkan nilai peramalan pada periode  $m$  yang akan datang diperoleh dengan menggunakan Persamaan (4)

$$F_{t+m} = (S_t + mb_t)c_{t-L+m} \quad (4)$$

Dimana:

$S_t$  = Nilai pemulusan eksponensial pada periode ke  $t$

$X_t$  = Data aktual pada periode ke  $t$

$b_t$  = Nilai estimasi trend pada periode ke  $t$

$c_t$  = Nilai estimasi musiman pada periode ke  $t$

$m$  = jumlah periode yang akan diramalkan

$F_{t+m}$  = Nilai ramalan pada  $m$  periode mendatang

$L$  = panjang musiman

$\alpha$  = parameter pemulusan data aktual

$\beta$  = parameter pemulusan data *trend*

$\gamma$  = parameter pemulusan data musiman

Adapun tahapan analisis data dengan menggunakan metode TES dapat dijabarkan berikut:

1. Membuat plot dari data penelitian.
2. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*.
3. Membangun beberapa model TES tentatif dengan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  yang bervariasi.
4. Meramalkan data *testing* berdasarkan beberapa model TES tentatif yang dibangun sebelumnya.
5. Memilih model TES terbaik berdasarkan kriteria nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

### 2.3.2 Metode Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA)

ARFIMA atau *Autoregressive Fractional Integrated Moving Average* adalah sebuah metode yang dikembangkan dari metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Sehingga data yang dianalisis dengan model ARFIMA pada dasarnya juga harus stasioner terhadap *mean* dan *varians*. Secara umum model ARIMA dapat dituliskan sebagai Persamaan (5).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (5)$$

Dimana:

$B$  = Operator *backshift*

$Z_t$  = Data pada periode ke  $t$

$\phi_p(B)$  = Polinomial model *Autoregressive* (AR),  $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$

$\theta_q(B)$  = Polinomial model *Moving Average* (MA),  $\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$

$a_t$  = Komponen *white noise*

$d$  = Orde *differencing* data

Berbeda dengan orde *differencing* ( $d$ ) pada metode ARIMA yang menggunakan bilangan bulat (integer), nilai  $d$  pada proses *differencing* model ARFIMA menggunakan bilangan pecahan yang diestimasi dengan menggunakan metode GPH (Geweke and Porter-Hudak) melalui Persamaan (6).

$$\hat{d} = \frac{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})^2} \quad (6)$$

Dengan  $X_j = \ln \left[ \frac{1}{4[\sin(\frac{\omega_j}{2})]^2} \right]$ ,  $Y_j = \ln I_Z(\omega_j)$ ,  $\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$  dan  $\bar{Y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Y_i$ . Nilai  $d$  tersebut berkisar antara  $-0,5 < d < 0,5$  [9].

Selain itu, jika pada metode ARIMA hanya dapat menjelaskan struktur ketergantungan pada jangka pendek (*short memory*), metode ARFIMA justru dapat menjelaskan struktur ketergantungan dalam jangka panjang (*long memory*) [9]. *Long memory* merupakan sebuah sifat pada data *time series* di mana kondisi setiap pengamatan memiliki korelasi yang cukup kuat dengan pengamatan lainnya meskipun jarak antar pengamatan (*lag*) cukup jauh.

Dengan demikian, salah satu syarat penting yang harus dipenuhi dalam penggunaan metode ARFIMA adalah data yang akan dianalisis harus memiliki sifat *long memory*. Pola *long memory* tersebut dapat diidentifikasi melalui plot ACF yang turun secara lambat pada *lag* yang panjang dan juga dapat diuji dengan menggunakan uji *Hurst*

dengan kriteria nilai  $H$  yang berada pada interval  $0,5 < H \leq 1$ . Penjelasan secara detail mengenai metode ARFIMA dapat ditemukan pada buku [9].

Adapun tahapan analisis data dengan menggunakan metode ARFIMA dapat dijabarkan berikut:

1. Membuat plot dari data penelitian.
2. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*.
3. Melakukan uji stasioneritas terhadap data yang akan dianalisis.
4. Mengidentifikasi ada tidaknya sifat *long memory* pada data penelitian.
5. Melakukan estimasi orde *differencing* ( $d$ ) dengan metode GPH.
6. Membangun beberapa model tentatif ARFIMA.
7. Meramalkan data *testing* berdasarkan beberapa model tentatif ARFIMA yang dibangun sebelumnya.
8. Memilih model ARFIMA terbaik berdasarkan kriteria nilai MAPE dan RMSE.

Setelah mendapatkan model terbaik dari masing-masing metode (TES dan ARFIMA), selanjutnya dilakukan pemilihan satu model final yang akan digunakan untuk meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Juli tahun 2022 hingga bulan Desember tahun 2024. Kriteria nilai MAPE dan RMSE terhadap data *testing* juga akan digunakan untuk memilih model final diantara kedua model terbaik masing-masing metode tersebut. Sebagai catatan, data pada penelitian ini diolah dengan menggunakan bantuan *software* R versi 4.3.0 dan *Microsoft Excel* 2013.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Gambaran Umum Data Penelitian

Pola pergerakan nilai tukar Rupiah (Rp) terhadap Dollar Amerika (USD) selama periode bulan Januari tahun 2001 hingga bulan Juli tahun 2022 dapat dilihat melalui grafik pada Gambar 1.



Gambar 1. Pola Perubahan Nilai Tukar Rp Terhadap USD pada Tahun 2001 hingga 2022

Berdasarkan Gambar 1, terlihat adanya *trend* pelemahan nilai tukar Rp terhadap USD terutama pada periode tahun 2012 hingga 2015. Pada periode selanjutnya, nilai tukar Rp terhadap USD terlihat lebih stabil pada angka Rp.13.000/USD hingga mendekati angka Rp.15.000/USD. Tabel 1 menyajikan beberapa ringkasan (*summary*) statistik nilai tukar Rp terhadap USD selama periode penelitian tersebut.

Tabel 1. Ringkasan Statistik

| Statistik | Nilai (Rp/USD) |
|-----------|----------------|
| Minimum   | 8.279          |
| Quartil 1 | 9.165          |
| Median    | 10.075         |
| Mean      | 11.154         |
| Quartil 3 | 13.489         |
| Maksimum  | 16.367         |

Berdasarkan Tabel 1, diketahui bahwa selama periode penelitian (tahun 2001–2022) nilai tukar Rp terhadap USD terendah terjadi pada bulan Mei tahun 2003 yaitu sebesar Rp. 8.279/USD dan tertinggi terjadi pada bulan Maret tahun 2020 dengan nilai tukar sebesar Rp 16.367/USD. Rata-rata nilai tukar Rp terhadap USD selama periode waktu penelitian adalah sebesar Rp. 11.154/USD. Selanjutnya, juga diketahui bahwa masing-masing sekitar 25%, 50% dan 75% dari seluruh data penelitian masing-masing memiliki nilai tukar di bawah Rp. 9.165/USD, Rp. 10.075/USD dan Rp. 13.489/USD.

### 3.2 Pembentukan Model Peramalan Nilai Tukar Rp Terhadap USD

Setelah dilakukan visualisasi dan perhitungan beberapa ringkasan statistik dari data penelitian, selanjutnya dilakukan pembentukan model peramalan nilai tukar Rp terhadap USD dengan menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) dan *Autoregressive Fractional Integrated Moving Average* (ARFIMA). Data terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* (periode bulan Januari tahun 2001 hingga bulan Juni tahun 2021) dan data *testing* (periode bulan Juli tahun 2021 sampai dengan bulan Juni tahun 2022).

#### 3.2.1 Model Peramalan *Triple Exponential Smoothing* (TES)

Dalam pembentukan model peramalan dengan metode *Triple Exponential Smoothing* (TES), terdapat 3 parameter pemulusan yang harus ditentukan yaitu  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*) dan  $\gamma$  (*gamma*). Penentuan nilai parameter yang optimal dilakukan secara *trial and error* terhadap data *training* (Januari 2001 - Juni 2021), sehingga dibentuk beberapa model tentatif dengan kombinasi nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  yang berbeda-beda. Tabel 2 menyajikan 5 model tentatif dengan variasi nilai parameter pemulusan yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Model Tentatif TES ( $\alpha, \beta, \gamma$ )

| Model Tentatif | $\alpha$ | $\beta$ | $\gamma$ |
|----------------|----------|---------|----------|
| Model 1        | 0,10     | 0,20    | 0,30     |
| Model 2        | 0,30     | 0,20    | 0,10     |
| Model 3        | 0,10     | 0,30    | 0,40     |
| Model 4        | 0,20     | 0,30    | 0,40     |

Dari kelima model tentatif tersebut, nantinya akan dipilih satu model terbaik berdasarkan tingkat akurasi peramalannya terhadap data *testing* (Juli 2021 - Juni 2022). Dua indikator yang akan digunakan untuk mengukur tingkat akurasi peramalan tersebut adalah *Root Meas Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). RMSE digunakan karena mampu mengukur nilai standar deviasi dari kesalahan peramalannya (perbedaan antara data asli dengan hasil ramalannya). Sedangkan MAPE digunakan karena mampu menghitung rata-rata perbedaan persentase absolut antara hasil prediksi dengan nilai sebenarnya. Oleh karena itu, kedua indikator tersebut digunakan sebagai ukuran dalam pemilihan model terbaik pada penelitian ini.

Model peramalan terbaik merupakan model dengan nilai indikator RMSE dan MAPE yang terkecil. Nilai RMSE dan MAPE dari kelima model TES tentatif terhadap data *testing* ditampilkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Nilai RMSE dan MAPE Data *Testing* dari Kelima Model TES Tentatif**

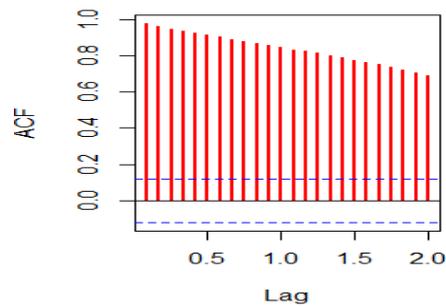
| Model Tentatif | RMSE    | MAPE  |
|----------------|---------|-------|
| Model 1*       | 280,098 | 0,015 |
| Model 2        | 371,787 | 0,021 |
| Model 3        | 367,805 | 0,020 |
| Model 4        | 590,340 | 0,035 |
| Model 5        | 353,173 | 0,018 |

\* Model terbaik

Berdasarkan Tabel 3, diketahui bahwa model tentatif 1 merupakan model dengan indikator nilai RMSE dan MAPE yang paling kecil dibandingkan model tentatif lainnya. Nilai RMSE dan MAPE model tentatif 1 terhadap data *testing* masing-masing adalah sebesar 280,098 dan 0,015. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model tentatif 1 dengan nilai parameter  $\alpha = 0,1$ ,  $\beta = 0,2$  dan  $\gamma = 0,3$  adalah model TES terbaik yang selanjutnya akan dibandingkan dengan model peramalan dengan metode ARFIMA. Model terbaik diantara kedua metode tersebut (ETS dan ARFIMA) selanjutnya akan digunakan untuk meramalkan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Juli tahun 2022 sampai dengan bulan Desember tahun 2024.

### 3.2.2 Model Peramalan *Autoregressive Fractional Integrated Moving Average* (ARFIMA)

Pada pembentukan model ARFIMA, terdapat beberapa tahapan yang perlu dilakukan. Tahap pertama adalah menguji stasioneritas dan sifat *long memory* pada data penelitian. Dalam analisis *time series*, pengujian stasioneritas dan sifat *long memory* pada data penelitian salah satunya dapat dilakukan dengan melihat plot *Autocorrelation function* (ACF). Jika plot ACF menurun secara lambat, maka data terindikasi belum stasioner. Lebih lanjut, jika mayoritas (lebih dari 95%) plot ACF pada *lag* yang berbeda berada di luar garis *Bartlett* (garis putus-putus berwarna biru) maka data juga terindikasi bersifat *long memory*. Sifat *long memory* pada data merupakan syarat penting dalam penggunaan model ARFIMA. Gambar 2 menyajikan plot ACF dari data *training* nilai tukar Rp terhadap USD.



**Gambar 2. Plot ACF Nilai Tukar Rp Terhadap USD**

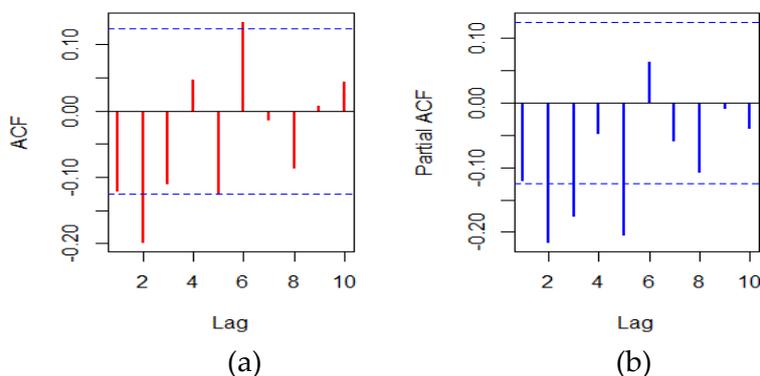
Berdasarkan plot ACF pada Gambar 2 dapat dilihat secara visual bahwa plot ACF berada di luar garis *Bartlett* pada semua *lag* yang dianalisis. Hal ini mengindikasikan bahwa data penelitian belum stasioner dan terindikasi memiliki sifat *long memory* sehingga metode ARFIMA dapat digunakan untuk meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada masa yang akan datang.

Selain melalui plot ACF, uji stasioneritas dan *long memory* juga dapat dilakukan melalui uji statistik. Pengujian stasioneritas melalui uji statistik dilakukan melalui dua kriteria yaitu pengujian stasioneritas terhadap varian dan stasioneritas terhadap mean. Uji stasioneritas terhadap varians dilakukan dengan melihat kriteria nilai *Lamda Box-Cox*, sedangkan uji stasioneritas terhadap mean dilakukan melalui uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika data penelitian belum stasioner terhadap varian, maka data perlu dilakukan transformasi terhadap data. Sedangkan apabila data belum stasioner terhadap mean, maka perlu dilakukan proses *differencing* terhadap data sampai data menjadi stasioner. Data penelitian dikatakan sudah stasioner terhadap varians apabila nilai *Lamda Box-Cox* mendekati 1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *Lamda Box-Cox* untuk data awal adalah sebesar 0,343 yang mengindikasikan bahwa data awal belum stasioner terhadap varians. Setelah dilakukan transformasi akar (*square root*), nilai *Lamda Box-Cox* naik menjadi 0,813 sehingga terindikasi sudah stasioner terhadap varian. Pada pengujian stasioneritas terhadap rata-rata, nilai *p-value* uji ADF terhadap data awal adalah sebesar 0,401 yang menunjukkan bahwa data belum stasioner terhadap mean. Setelah dilakukan proses *differencing* orde pertama terhadap data awal, diketahui bahwa data hasil *differencing* tersebut telah stasioner yang ditunjukkan oleh nilai *p-value* sebesar 0,010.

Sifat *long memory* pada data penelitian dapat diuji dengan melihat nilai *Hurst* ( $H$ ). Data memiliki sifat *long memory* apabila nilai *Hurst* yang dihasilkan berada pada interval antara 0,5 hingga 1. Hasil pengujian terhadap data menunjukkan bahwa nilai *Hurst* yang dihasilkan adalah sebesar 0,853 yang menunjukkan bahwa data bersifat *long memory*. Hal ini juga sejalan dengan hasil pengujian melalui plot ACF yang telah dilakukan sebelumnya. Karena data bersifat *long memory*, maka langkah selanjutnya yang perlu dilakukan adalah mengestimasi nilai  $\hat{d}$  dengan menggunakan metode *Geweke Porter-Hudak* (GPH). Hasil perhitungan terhadap data *training* menunjukkan bahwa nilai  $\hat{d}$  yang diestimasi melalui metode GPH adalah sebesar 0,0534. Nilai  $\hat{d}$  tersebut selanjutnya digunakan sebagai orde *differencing* pada metode ARFIMA.

Penentuan orde  $p$  dan  $q$  pada model ARFIMA dilakukan dengan cara yang sama seperti pada metode ARIMA yaitu dengan melihat pola plot ACF dan PACF dari data

penelitian. Gambar 3 menyajikan plot ACF dan PACF dari data *training* nilai tukar Rp terhadap USD yang telah ditransformasi dan *differencing* sebelumnya.



Gambar 3. Plot ACF (a) dan PACF (b) dari data setelah transformasi dan *differencing*

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 3, terdapat beberapa model ARFIMA tentatif yang dapat dianalisis lebih lanjut. Plot ACF terlihat berada di luar garis *Bartlett* pada lag ke-2 dan 6, sedangkan plot PACF terlihat berada di luar garis *Bartlett* pada lag ke-2, 3 dan 5. Tabel 4 menyajikan 5 model tentatif ARFIMA yang dipilih pada penelitian ini.

Tabel 4. Model Tentatif ARFIMA ( $p, d, q$ )

| Model Tentatif | $p$ | $d$    | $q$ |
|----------------|-----|--------|-----|
| Model 1        | 0   | 0,0534 | 2   |
| Model 2        | 0   | 0,0534 | 3   |
| Model 3        | 2   | 0,0534 | 0   |
| Model 4        | 6   | 0,0534 | 2   |
| Model 5        | 6   | 0,0534 | 3   |

Sama halnya seperti model TES, dari kelima model tentatif ARFIMA pada Tabel 4 selanjutnya akan dipilih satu model terbaik berdasarkan kriteria nilai RMSE dan MAPE terhadap data *testing*. Tabel 5 menyajikan nilai RMSE dan MAPE data *testing* untuk kelima model tentatif ARFIMA tersebut.

Tabel 5. Nilai RMSE dan MAPE Data *Testing* dari Kelima Model tentatif ARFIMA

| Model Tentatif | RMSE      | MAPE   |
|----------------|-----------|--------|
| Model 1        | 2.761,380 | 18,350 |
| Model 2        | 2688,860  | 17,760 |
| Model 3*       | 410,860   | 2,610  |
| Model 4        | 610,820   | 3,970  |
| Model 5        | 715,870   | 4,640  |

\* Model terbaik

Berdasarkan Tabel 5, diketahui bahwa model tentatif 3 merupakan model dengan nilai RMSE dan MAPE terkecil. Nilai RMSE dan MAPE dari model tersebut masing-masing adalah sebesar 410,860 dan 2,610. Dengan demikian model ARFIMA(2;0,0534;0) merupakan model ARFIMA terbaik dalam meramalkan nilai tukar Rp terhadap USD. Pada tahapan selanjutnya, model ETS terbaik dan model ARFIMA terbaik akan dibandingkan untuk memilih satu model final yang akan digunakan untuk meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Juli tahun 2022 sampai dengan bulan Desember tahun 2024.

### 3.3 Perbandingan Model ETS dan ARFIMA Terbaik

Perbandingan kinerja antara model peramalan ETS dan ARFIMA terbaik yang sudah didapatkan sebelumnya juga dilakukan dengan melihat kriteria nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan masing-masing model terbaik terhadap data *testing*. Tabel 6 menyajikan perbandingan nilai RMSE dan MAPE terhadap data *testing* dari kedua model terbaik tersebut.

**Tabel 6. Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan Kedua Model Terbaik**

| Metode                           | Parameter   | RMSE    | MAPE  |
|----------------------------------|-------------|---------|-------|
| TES ( $\alpha; \beta; \gamma$ )* | 0,1;0,2;0,3 | 280,098 | 0,015 |
| ARFIMA ( $p; d; q$ )             | 2;0,0534;0  | 410,860 | 2,610 |

\* Model final

Berdasarkan perbandingan tingkat akurasi peramalan terhadap data *testing* pada Tabel 6, terlihat bahwa model TES dengan parameter 0,1; 0,2 dan 0,3 memiliki nilai RMSE dan MAPE yang lebih kecil dari pada model ARFIMA dengan parameter 2; 0,0534 dan 0. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ETS tersebut merupakan model final yang akan digunakan untuk meramalkan perubahan nilai tukar Rp terhadap USD pada masa yang akan datang.

### 3.4 Peramalan Nilai Tukar Rp Terhadap USD Pada Periode Bulan Juli Tahun 2022 Hingga Bulan Desember Tahun 2024

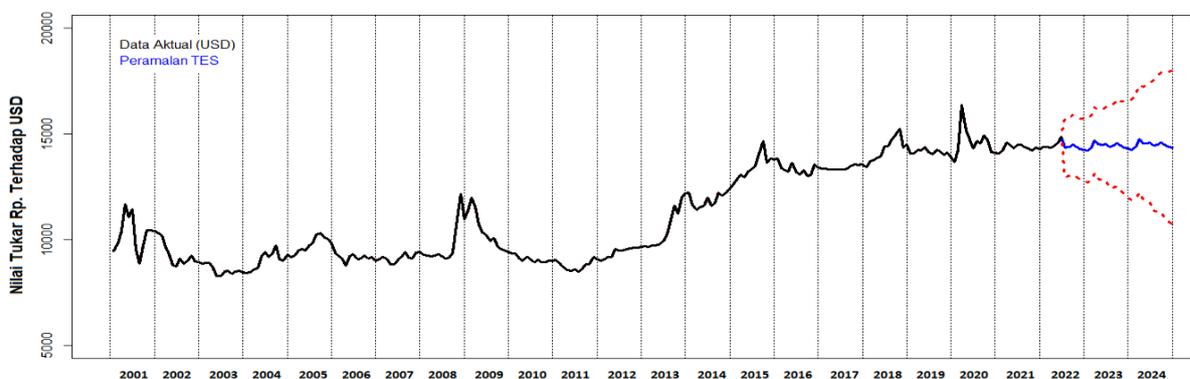
Tabel 7 menyajikan hasil peramalan nilai tukar Rp terhadap USD untuk periode bulan Juli tahun 2022 sampai dengan bulan Desember tahun 2024 dengan menggunakan model final. Model final yang digunakan adalah model TES dengan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  masing-masing sebesar 0,1; 0,2 dan 0,3.

**Tabel 7. Hasil Peramalan Nilai Tukar Rp Terhadap USD Periode Juli 2022 - Desember 2024**

| Tahun | Bulan     | Nilai Tukar Rp terhadap USD | Selang Kepercayaan 95% |        |
|-------|-----------|-----------------------------|------------------------|--------|
|       |           |                             | Lower                  | Upper  |
| 2022  | Juli      | 14.333                      | 12.961                 | 15.705 |
|       | Agustus   | 14.377                      | 12.995                 | 15.759 |
|       | September | 14.484                      | 13.089                 | 15.879 |
|       | Oktober   | 14.372                      | 12.960                 | 15.785 |
|       | November  | 14.276                      | 12.842                 | 15.710 |
|       | Desember  | 14.244                      | 12.784                 | 15.704 |

| Tahun | Bulan     | Nilai Tukar Rp terhadap USD | Selang Kepercayaan 95% |        |
|-------|-----------|-----------------------------|------------------------|--------|
|       |           |                             | Lower                  | Upper  |
| 2023  | Januari   | 14.197                      | 12.706                 | 15.687 |
|       | Februari  | 14.311                      | 12.785                 | 15.838 |
|       | Maret     | 14.697                      | 13.129                 | 16.265 |
|       | April     | 14.502                      | 12.888                 | 16.116 |
|       | Mei       | 14.481                      | 12.814                 | 16.146 |
|       | Juni      | 14.525                      | 12.802                 | 16.248 |
|       | Juli      | 14.391                      | 12.476                 | 16.307 |
|       | Agustus   | 14.435                      | 12.457                 | 16.414 |
|       | September | 14.542                      | 12.496                 | 16.588 |
|       | Oktober   | 14.430                      | 12.312                 | 16.548 |
|       | November  | 14.334                      | 12.139                 | 16.529 |
|       | Desember  | 14.302                      | 12.026                 | 16.579 |
| 2024  | Januari   | 14.255                      | 11.892                 | 16.617 |
|       | Februari  | 14.370                      | 11.917                 | 16.822 |
|       | Maret     | 14.755                      | 12.209                 | 17.302 |
|       | April     | 14.560                      | 11.915                 | 17.205 |
|       | Mei       | 14.539                      | 11.792                 | 17.285 |
|       | Juni      | 14.583                      | 11.731                 | 17.435 |
|       | Juli      | 14.449                      | 11.368                 | 17.531 |
|       | Agustus   | 14.493                      | 11.304                 | 17.683 |
|       | September | 14.600                      | 11.299                 | 17.901 |
|       | Oktober   | 14.488                      | 11.073                 | 17.904 |
|       | November  | 14.392                      | 10.858                 | 17.926 |
|       | Desember  | 14.361                      | 10.706                 | 18.016 |

Selain ditampilkan dalam bentuk tabel, hasil peramalan nilai tukar Rp terhadap USD beserta selang kepercayaan 95% tersebut juga dapat disajikan dalam bentuk grafik (Gambar 4) untuk melihat perbandingan pola dengan data aktual nilai tukar Rp terhadap USD pada periode sebelumnya.



#### Gambar 4. Hasil Peramalan Nilai Tukar Rp Terhadap USD Pada Periode Bulan Juli Tahun 2022 Sampai Dengan Bulan Desember Tahun 2024

Berdasarkan Gambar 4, dapat diketahui bahwa hasil peramalan (garis berwarna biru) nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Juli tahun 2022 sampai dengan bulan Desember tahun 2024 terlihat mengikuti pola data sebelumnya (garis berwarna hitam). Selain itu, juga ditampilkan selang kepercayaan 95% (batas atas dan batas bawah) nilai tukar Rp tersebut yang ditunjukkan oleh garis putus-putus berwarna merah. Secara umum, terdapat kenaikan dan penurunan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode-periode tertentu. Terlihat adanya *trend* pelemahan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Maret hingga Juni pada setiap tahunnya. Lebih lanjut, berdasarkan hasil peramalan tersebut diperkirakan bahwa nilai tukar Rp terhadap USD terendah akan terjadi pada bulan Januari tahun 2023 yaitu sebesar Rp. 14.197/USD dengan selang kepercayaan 95% antara Rp. 12.706/USD hingga Rp. 15.687/USD. Sedangkan nilai tukar Rp tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan Maret tahun 2024 yaitu sebesar Rp. 14.755/USD dengan batas kepercayaan terendah dan tertinggi masing-masing sebesar Rp. 12.209/USD dan Rp. 17.302/USD.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh [1] yang meramalkan nilai tukar Rp terhadap USD pada tahun 2022 hingga tahun 2023 dengan menggunakan metode ARIMA. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa nilai tukar Rp terhadap USD pada tahun 2022 hingga 2023 diprediksi akan berada pada rentang Rp.14.200/USD hingga Rp. 14.700/USD. Meskipun menggunakan metode yang berbeda, namun hasil peramalan tersebut sangat mendekati hasil peramalan yang dilakukan pada penelitian ini khususnya untuk periode tahun 2022 hingga tahun 2023 tersebut. Selain itu, jika dibandingkan dengan data aktual pada bulan Januari hingga Mei tahun 2023, nilai tukar Rp terhadap USD pada hari terakhir dari kelima bulan tersebut masing-masing adalah sebesar Rp.14.904/USD, Rp.15.198/USD, Rp.14.987/USD, Rp.14.677/USD dan Rp.14.894/USD [15]. Kelima nilai tersebut masih berada dalam selang kepercayaan 95% hasil peramalan yang dihasilkan oleh model TES pada penelitian ini. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan yang dihasilkan melalui model ETS terbaik pada penelitian ini relatif akurat terhadap data aktual nilai tukar Rp terhadap USD saat ini.

Pemerintah Indonesia melalui kementerian dan lembaga terkait diharapkan dapat menyiapkan langkah-langkah antisipatif dalam upaya menjaga stabilitas nilai tukar Rp terhadap USD terutama pada periode-periode yang diprediksi akan mengalami pelemahan yang signifikan seperti pada bulan Maret hingga Juni setiap tahunnya. Hal ini dikarenakan stabilitas nilai tukar Rp terhadap USD sangat penting dalam menjaga stabilitas perekonomian negara Indonesia termasuk yang berkaitan dengan kegiatan ekspor dan impor nasional.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu disampaikan. Keterbatasan pertama berkaitan dengan awal periode data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu mulai dari bulan Januari tahun 2001. Penggunaan periode data sebelum tahun 2001 mungkin akan membantu meningkatkan tingkat akurasi peramalan yang dihasilkan. Keterbatasan lainnya terkait dengan tidak dimasukkannya efek dari variasi kalender pada penggunaan data bulanan. Penelitian [18] menunjukkan bahwa unsur variasi kalender akan membantu meningkatkan kemampuan sebuah model *time series* dalam menghasilkan peramalan yang lebih akurat. Terakhir, penggunaan satuan data yang lebih kecil misalnya harian dapat memberikan hasil peramalan yang lebih detail jika dibandingkan dengan penggunaan data bulanan. Meskipun memiliki beberapa

keterbatasan yang telah disebutkan sebelumnya, hasil penelitian ini diyakini mampu memberikan gambaran mengenai pergerakan nilai tukar Rp terhadap USD pada masa yang akan datang khususnya pada tahun 2022 hingga tahun 2024.

#### 4. Kesimpulan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Triple Exponential Smoothing* (TES) memiliki kemampuan yang lebih baik dalam meramalkan nilai tukar Rupiah (Rp) terhadap Dollar Amerika (USD) jika dibandingkan dengan metode *Autoregressive Fractional Integrated Moving Average* (ARFIMA). Model peramalan terbaik yang dihasilkan pada penelitian ini merupakan model TES dengan nilai parameter  $\alpha = 0,1$ ,  $\beta = 0,2$  dan  $\gamma = 0,3$ . Hasil peramalan pada periode bulan Juli tahun 2022 hingga bulan Desember tahun 2024 menunjukkan adanya kecenderungan pelemahan nilai tukar Rp terhadap USD pada periode bulan Maret hingga Juni setiap tahunnya. Nilai tukar Rp terhadap USD tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan Maret 2024 yaitu sebesar Rp.14.755/USD dengan selang kepercayaan 95% antara Rp.12.209/USD hingga Rp. 17.302/USD. Pemerintah disarankan untuk menyiapkan langkah antisipatif dalam upaya menjaga stabilitas nilai tukar Rp terhadap USD terutama pada periode yang diprediksi mengalami pelemahan tersebut.

#### Daftar Pustaka

- [1] G. Ardesfira, H. Fitriah Zedha, I. Fazana, J. Rahmadhiyanti, S. Rahima, and S. Anwar, "Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 71–84, Nov. 2022.
- [2] M. Fatmawati and R. R. Sugiharti, "Dinamika Nilai Tukar Rupiah Terhadap Us Dollar: Metode Monetary Approach," *J. Ekon.*, vol. 11, no. 2, p. 265, 2021.
- [3] H. Santosa and A. M. Wisnu, "Analisis Pengaruh Nilai Tukar Rupiah, Suku Bunga SBI, Inflasi Terhadap Jakarta Islamic Index," *J. Ilm. Ekon. Islam*, vol. 4, no. 03, p. 160, 2018.
- [4] D. Jauhari, A. Hanafi, M. F. A. Yuniarsa, A. R. Satria, L. H. H, and I. Cholissodin, "Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Menggunakan Metode Genetic Programming," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 4, p. 285, 2016.
- [5] S. Mehrmolaei and M. R. Keyvanpour, "Time series forecasting using improved ARIMA," *2016 Artif. Intell. Robot. IRANOPEN 2016*, pp. 92–97, 2016.
- [6] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 1998.
- [7] S. Anwar, "Peramalan Suhu Udara Jangka Pendek di Kota Banda Aceh dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *Malikussaleh J. Mech. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 6–12, Jul. 2017.
- [8] S. Santoso, *Business Forecasting : Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. Jakarta: Elex Media Komputindo, 2009.
- [9] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*, Second Edi. New York: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [10] V. Fitria and S. Anwar, "Penerapan Tiple Exponential Smoothing dalam

- Meramalkan Laju Inflasi Bulanan Provinsi Aceh," *E-jurnal Ekon. dan Bisnis*, vol. 1, no. 9, pp. 23–38, 2020.
- [11] A. Fitri, S. Anwar, A. F. Zohra, and M. H. Nasution, "Peramalan Laju Inflasi Bulanan Kota Padang Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing," *J. Ilm. Sosio-Ekonomika Bisnis*, vol. 21, no. 2, pp. 1–10, 2018.
- [12] N. Hidayati, S. Anwar, and R. Rahmah, "Peramalan Harga Cabai Merah sebagai upaya menjaga Stabilitas Inflasi Kota Banda Aceh," *AGRIEKONOMIKA*, vol. 11, no. 1, pp. 31–42, Aug. 2022.
- [13] L. K. Ningrum, "Penerapan Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) Dalam Peramalan Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI)," Universitas Sebelas Maret Surakarta, 2009.
- [14] S. Idris, R. Goejantoro, and Y. N. Nasution, "Pemodelan dan Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) dengan Menggunakan ARFIMA (Studi Kasus : IHPB Provinsi Kalimantan Timur bulan Januari 2002 - Desember 2006 dan Januari 2009 - September 2013)," *J. EKSPONENSIAL*, vol. 5, no. 2, pp. 137–146, 2014.
- [15] Bank Indonesia, "Foreign Exchange Rates," Jun-2022. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/en/statistik/informasi-kurs/transaksi-bi/default.aspx>. [Accessed: 03-Jun-2023].
- [16] M. Mirdaolivia and A. Amelia, "Metode Exponential Smoothing Untuk Forecasting Jumlah Penduduk Miskin Di Kota Langsa," *J. Gamma-Pi*, vol. 3, no. 1, pp. 47–52, 2021.
- [17] C. C. Holt, "Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages," *Int. J. Forecast.*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, Jan. 2004.
- [18] R. Assakhiy, S. Anwar, and A.R. Fitriana, "Peramalan Realisasi Penerimaan Zakat Pada Baitulmal Aceh Dengan Mempertimbangkan Efek Dari Variasi Kalender," *J. Ekon. dan Pembang.*, vol. 27, no. 2, pp. 27–45, Dec. 2019.