



## Perbandingan Metode Prediksi untuk Nilai Jual USD: Holt-Winters, Holt's, dan *Single Exponential Smoothing*

Yesy Diah Rosita <sup>1,\*</sup>, Lady Silk Moonlight <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Institut Teknologi Telkom Purwokerto; [yesy.diah@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:yesy.diah@ittelkom-pwt.ac.id)

<sup>2</sup> Politeknik Penerbangan Surabaya; [lady@poltekbang.ac.id](mailto:lady@poltekbang.ac.id)

\* Korespondensi: [yesy.diah@ittelkom-pwt.ac.id](mailto:yesy.diah@ittelkom-pwt.ac.id)

**Sitasi:** Rosita, Y. D.; Moonlight, L. S. (2024). Perbandingan Metode Prediksi untuk Nilai Jual USD: *Holt-Winters*, *Holt's*, dan *Single Exponential Smoothing*. JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia, 5(4), 322-333. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i4.473>

Diterima: 28-12-2023

Direvisi: 27-01-2024

Disetujui: 28-01-2024



**Copyright:** © 2024 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

**Abstract:** In the ever-changing landscape of the global economy, the role of the United States Dollar (USD) as the backbone of the international financial system significantly influences market stability and dynamics. The close correlation between fluctuations in the USD exchange rate and internal and external factors demands effective prediction methods to understand and manage associated risks. This study aims to compare the performance of three main prediction methods: Single Exponential Smoothing (SES), Holt's Method, and Holt-Winters Method, in forecasting USD exchange rates. Utilizing historical data from the Central Statistics Agency (BPS) and testing under three training data distribution scenarios (45%, 55%, and 75%), this research provides in-depth findings on the strengths and weaknesses of each prediction method. Performance evaluations include the time required, Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), R-Squared, and correlation for the implementation of each method. If averaged, the results are as follows for SES, Holt's, and Holt's Winter, respectively: SES (1.58; 284.20; 68,768.26; 440.07; 0.03; -2.12; Nan), Holt's (1.39; 890.23; 426,377.44; 1,043.28; 0.06; -24.28; -0.66), and Holt's Winter (1.20; 997.45; 513,657.58; 1,168.00; 0.07; -30.62; -1.55). Overall, this indicates that the Holt-Winters Method stands out with significant performance, especially in scenarios with larger training data distributions, with a low R-Squared value (-4.618) and satisfactory correlation (0.417). Holt's Method also shows improved accuracy, while Single Exponential Smoothing (SES) offers time efficiency, albeit with limitations in explaining data variations. In conclusion, this research provides valuable guidance for business stakeholders, investors, and policymakers in selecting prediction methods suitable for their data characteristics and analysis goals, with the potential for a positive impact on business strategies, competitiveness, and risk management amid the uncertainty of USD exchange rate fluctuations.

**Keywords:** data; evaluation; splitting; prediction; comparison

**Abstrak:** Dalam lanskap ekonomi global yang selalu berubah, peran Dolar Amerika Serikat (USD) sebagai tulang punggung sistem keuangan internasional secara signifikan memengaruhi stabilitas dan dinamika pasar. Korelasi erat antara fluktuasi nilai tukar USD dengan faktor internal dan eksternal menuntut metode prediksi yang efektif untuk memahami dan mengelola risiko yang terkait. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja tiga metode prediksi utama: *Single Exponential Smoothing* (SES), *Holt's Method*, dan *Holt-Winters Method*, dalam meramalkan nilai tukar USD. Dengan memanfaatkan data historis dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan menguji pada tiga skenario distribusi data pelatihan (45%, 55%, dan 75%), penelitian ini memberikan temuan mendalam tentang kelebihan dan kekurangan setiap metode prediksi. Evaluasi performansi yang digunakan adalah waktu yang dibutuhkan, MAE, MSE, MAPE, R-Squared, dan korelasi pada penerapan masing-masing metode. Jika dilakukan rata-rata maka diperoleh secara berurut untuk SES, Holt's

dan Holt's Winter yaitu SES (1.58; 284.20; 68,768.26; 440.07; 0.03; -2.12; Nan), Holt's (1.39; 890.23; 426,377.44; 1,043.28; 0.06; -24.28; -0.66) dan Holt's Winter (1.20; 997.45; 513,657.58; 1,168.00; 0.07; -30.62; -1.55). Secara keseluruhan mengindikasikan bahwa Holt-Winters Method menonjol dengan kinerja yang signifikan, terutama dalam skenario distribusi data pelatihan yang lebih besar, dengan nilai R-Squared yang rendah (-4.618) dan korelasi yang memuaskan (0.417). Holt's Method juga menunjukkan peningkatan akurasi, sementara Single Exponential Smoothing (SES) menawarkan efisiensi waktu, meskipun dengan keterbatasan dalam menjelaskan variasi data. Kesimpulannya, penelitian ini memberikan panduan berharga bagi pemangku kepentingan bisnis, investor, dan pembuat kebijakan dalam memilih metode prediksi yang sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis mereka, dengan potensi dampak positif pada strategi bisnis, daya saing, dan manajemen risiko di tengah ketidakpastian fluktuasi nilai tukar USD.

**Kata kunci:** data; evaluasi; pembagian; prediksi; perbandingan

## 1. Pendahuluan

Seiring globalisasi, peran USD sebagai mata uang cadangan dan standar transaksi internasional mempengaruhi perekonomian dunia. Dalam dinamika perdagangan, investasi, dan stabilitas keuangan internasional, USD menjadi pilihan utama, dipengaruhi oleh stabilitas ekonomi AS dan kebijakan moneter [1]–[3]. Meskipun dipengaruhi oleh faktor internal AS, fluktuasi nilai USD juga terkait dengan dinamika global dan geopolitik. Nilai USD yang tidak pasti dapat mempengaruhi perekonomian global, perdagangan internasional, utang global, investasi, dan harga komoditas [4], [5].

Bagi UMKM di Indonesia, pemantauan nilai USD penting karena memengaruhi biaya produksi, daya saing produk ekspor, dan manajemen risiko finansial [6]. Metode prediksi seperti *Single Exponential Smoothing* (SES), *Holt's Exponential Smoothing*, dan *Holt-Winters Exponential Smoothing* menjadi kritis dalam membantu UMKM beradaptasi dengan perubahan nilai USD [4], [7]–[10]. Penelitian ini membandingkan kinerja ketiga metode tersebut dengan data historis dari Badan Pusat Statistik (BPS). Temuan penelitian memberikan panduan bagi pelaku bisnis, investor, dan pembuat kebijakan dalam memilih metode prediksi sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis, dengan harapan memberikan dampak positif pada strategi bisnis, daya saing, dan manajemen risiko di tengah ketidakpastian nilai jual USD.

## 2. Bahan dan Metode

Penelitian ini membandingkan tiga metode prediksi eksponensial: *Single Exponential Smoothing* (SES), *Holt's Exponential Smoothing*, dan *Holt-Winters Exponential Smoothing* untuk meramalkan nilai jual USD. Data berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan mencakup parameter kunci seperti Tanggal, USDJual, Inflasi, JmlUangBeredar, NilaiImport, dan NilaiExport dari 1 Januari 2021 hingga 30 Juni 2021. Selanjutnya, metode penelitian ini mencakup: pembentukan skenario uji coba, implementasi metode, dan rancangan evaluasi performansi metode.

### 2.1. Pembentukan Skenario Uji coba

Untuk memastikan kehandalan model prediksi, data dibagi menjadi dua kelompok utama: data training dan data testing. Tiga skenario pembagian data secara berurutan digunakan, yaitu 40-60, 55-45, dan 75-25. Skenario pertama mempertimbangkan jumlah data uji yang lebih kecil dapat menyebabkan evaluasi yang lebih bervariasi, tetapi pembagian ini memberikan model peluang untuk melihat variasi yang lebih banyak dalam data latih. Skenario kedua mempertimbangkan kompromi antara jumlah data latih dan uji. Pembagian yang lebih seimbang dapat memberikan evaluasi yang stabil dan dapat dipercaya sedangkan pada skenario ketiga mempertimbangkan bahwa model

mungkin tidak melihat variasi yang cukup dalam data latih, tetapi pembagian ini memberikan fokus yang kuat pada evaluasi performa model pada data uji. Oleh sebab itu pembagian data ini mencerminkan variasi pembagian data yang mungkin terjadi di dunia nyata, memberikan perspektif komprehensif terhadap kinerja model.

#### 2.1.1. Skenario Pembagian Data Tipe-1 (45:55)

- 45% data digunakan untuk melatih model.
- 55% data dijadikan data uji.
- Proporsi ini memberikan fokus pada pelatihan model untuk menangkap pola-pola dalam data sebelumnya.

#### 2.1.2. Skenario Pembagian Data Tipe-2 (55:45)

- Pembagian 55-45 mencoba mencapai keseimbangan yang lebih baik antara pelatihan dan pengujian.
- Model melihat variasi lebih banyak data uji untuk menguji kegeneralisasian hasil prediksi.

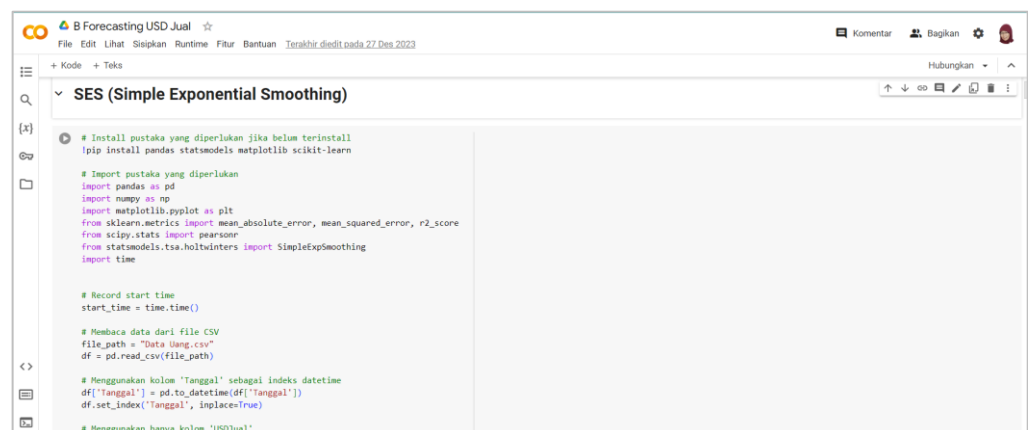
#### 2.1.3. Skenario Pembagian Data Tipe-3 (75:25)

- Skenario 75-25 memberikan bobot terbesar pada data pelatihan (75%) dan 25% untuk data uji.
- Penekanan kuat pada pelatihan model dengan memberikan sedikit ruang bagi model untuk diuji pada data yang tidak terlibat dalam pelatihan.

Setiap metode prediksi, khususnya *SES*, *Holt's Method*, dan *Holt-Winters Method*, dievaluasi menggunakan berbagai metrik evaluasi termasuk MAE, MSE, RMSE, MAPE, *R-Squared*, Korelasi, dan waktu prediksi. Pemahaman mendalam tentang data, proses pembagian data, dan metode evaluasi menjadi dasar kritis untuk membandingkan kinerja antar metode prediksi. Hasil eksperimen dan analisis ini akan menjadi dasar untuk menyimpulkan dan merekomendasikan metode prediksi yang paling sesuai untuk mengantisipasi nilai jual USD dalam skenario yang berbeda. Oleh karena itu, hubungan yang jelas antara struktur data, proses pembagian, dan evaluasi metode menyoroti pentingnya pemilihan metode optimal dalam dinamika nilai jual USD.

## 2.2. Implementasi Metode

Dalam implementasi metode prediksi nilai jual USD (*Exponential Smoothing* - *SES*, *Holt's*, dan *Holt-Winters*), fokus pada atribut tanggal dan USD Jual. Atribut tanggal sebagai variabel independen waktu, dan USD Jual sebagai variabel dependen yang diprediksi. Python melalui Google Colab dipilih sebagai lingkungan pemrograman karena keunggulan dalam akses *cloud* dan kolaborasi tim tanpa perlu instalasi lokal. Adapun spesifikasi *cloud* yang digunakan antara lain jenis runtime menggunakan Python 3 dan akselerator hardware menggunakan CPU. Pada Google Colab terbagi menjadi 2 bagian yaitu Kode atau Code untuk penulisan script program dan Teks (Text) untuk menambahkan catatan atau label yang tidak dieksekusi (lihat Gambar 1).



```

# Install pustaka yang diperlukan jika belum terinstall
!pip install pandas statsmodels matplotlib scikit-learn

# Import pustaka yang diperlukan
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
from scipy.stats import pearsonr
from statsmodels.tsa.holtwinters import SimpleExpSmoothing
import time

# Record start time
start_time = time.time()

# Membaca data dari file CSV
file_path = "Data Uang.csv"
df = pd.read_csv(file_path)

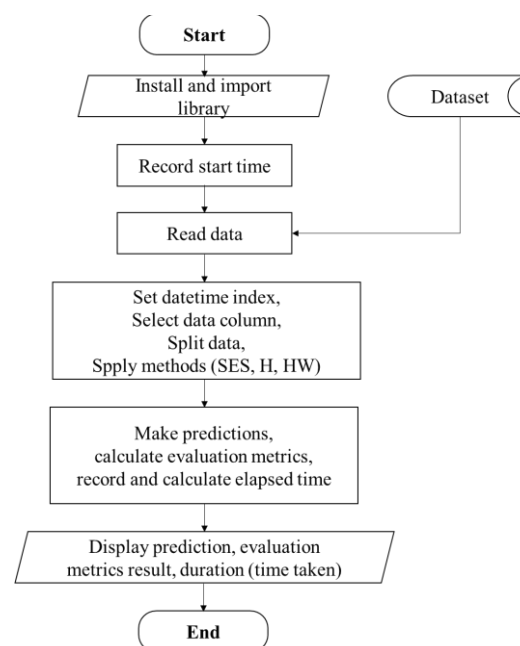
# Menggunakan kolom 'Tanggal' sebagai indeks datetime
df['Tanggal'] = pd.to_datetime(df['Tanggal'])
df.set_index('Tanggal', inplace=True)

# Menggunakan hanya kolom 'USDJual'

```

Gambar 1 Tampilan Google Colab

Perbandingan performa metode *Single Exponential Smoothing*, *Holt's Exponential Smoothing*, dan *Holt-Winters Exponential Smoothing* melalui beberapa tahapan yang bersifat sekuensial (lihat Gambar 2). Program dimulai dengan langkah instalasi pustaka yang diperlukan jika belum terpasang. Selanjutnya, pustaka yang diperlukan diimpor ke dalam program. Waktu eksekusi direkam sebelum membaca data dari file CSV. Data tersebut kemudian diubah menjadi jenis data tanggal dan diatur sebagai indeks. Hanya kolom 'USDJual' yang dipilih untuk analisis, dan data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian. Model Simple Exponential Smoothing (SES) diterapkan pada set pelatihan, dan prediksi dilakukan untuk kedua set tersebut. Hasil prediksi ditampilkan menggunakan matplotlib. Metrik evaluasi seperti MAE, R-squared, MSE, RMSE, MAPE, dan korelasi dihitung untuk mengevaluasi kinerja model SES. Seluruh hasil evaluasi ditampilkan untuk kedua set pelatihan dan pengujian. Waktu eksekusi program direkam kembali, dan waktu yang diperlukan untuk eksekusi dihitung dan ditampilkan. Program berakhir setelah menyelesaikan semua langkah-langkah tersebut.



**Gambar 2** Flowchart implementasi metode

### 2.2.1. *Single Exponential Smoothing* (SES)

SES merupakan metode eksponensial yang digunakan untuk meramalkan data deret waktu dengan tren linier. Metode ini cocok untuk situasi di mana data memiliki tingkat atau laju perubahan yang konstan[5]. Efektivitas SES terletak pada kemampuannya menyesuaikan bobot pada pengamatan terkini, memberikan keberat lebih pada data terbaru dalam meramalkan nilai selanjutnya. SES memberikan bobot yang berbeda pada pengamatan waktu, dengan memberikan bobot yang lebih tinggi pada pengamatan yang lebih baru [11], [12]. Keunggulan SES terletak pada sifatnya yang adaptif terhadap perubahan jangka pendek dalam data deret waktu [13]–[15]. Dengan demikian, SES dapat memberikan perkiraan yang adaptif dan responsif terhadap perubahan tren yang mungkin terjadi dalam data deret waktu.

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha \times Y_t + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_t \quad (1)$$

Notasi:

$\hat{Y}_{t+1}$  : nilai perkiraan untuk periode  $t + 1$ .

$Y_t$  : nilai aktual pada periode  $t$

$\hat{Y}_t$  : nilai perkiraan pada periode  $t$

$\alpha$  : parameter smoothing yang berada di antara 0 dan 1

### 2.2.2. Holt's Exponential Smoothing

Metode Holt's *Exponential Smoothing* adalah perluasan dari SES yang memasukkan komponen slope (tren) dalam prediksinya. Dengan demikian, metode ini lebih efektif dalam menangkap dan meramalkan data deret waktu yang memiliki tren linier [7]. Holt's *Method* cocok digunakan ketika terdapat indikasi bahwa nilai tukar USD cenderung mengalami perubahan arah atau kecepatan trennya [7], [16]. Kelebihan Holt's *Exponential Smoothing* terletak pada kemampuannya mengatasi data deret waktu yang memiliki tren, namun tetap mempertahankan sifat adaptif terhadap fluktuasi jangka pendek.

- Persamaan Level

$$\hat{Y}_{t+1} = L_t + T_t \tag{2}$$

- Persamaan Trend

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \tag{3}$$

- Persamaan Level *Smoothing*

$$L_t = \alpha \times Y_t + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \tag{4}$$

Notasi:

$\hat{Y}_{t+1}$  : nilai perkiraan untuk periode  $t + 1$ .

$L_t$  : nilai level pada periode  $t$

$T_t$  : nilai trend pada periode  $t$

$\alpha$  : parameter *smoothing* untuk level yang berada di antara 0 dan 1

$\beta$  : parameter *smoothing* untuk *trend* yang berada di antara 0 dan 1

$Y_t$  : nilai aktual pada periode  $t$

### 2.2.3. Holt-Winters Exponential Smoothing

Holt-Winters *Exponential Smoothing* adalah pengembangan lebih lanjut yang memasukkan komponen musiman dalam prediksi. Metode ini efektif dalam menangani data deret waktu yang menunjukkan pola musiman [4], [7], [10], seperti fluktuasi nilai tukar yang cenderung berulang dalam periode tertentu, misalnya, perubahan musiman yang terkait dengan siklus ekonomi atau faktor-faktor musiman lainnya. Kelebihan Holt-Winters terletak pada kemampuannya untuk menyesuaikan diri dengan fluktuasi jangka pendek, tren, dan komponen musiman [17]. Hal ini membuat metode ini sesuai untuk meramalkan nilai tukar USD dalam situasi di mana pola musiman memiliki dampak signifikan.

- Persamaan Level

$$L_t = \alpha \times (Y_t - S_{t-L}) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \tag{5}$$

- Persamaan Trend

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \tag{6}$$

- Persamaan Seasonal

$$S_t = \gamma \times (Y_t - L_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \gamma) \times S_{t-L} \tag{7}$$

- Persamaan Perkiraan

$$\hat{Y}_{t+m} = L_t + m \times T_t + S_{t-L+(m \bmod L)} \tag{8}$$

Notasi:

$L_t$  : nilai level pada periode  $t$ .

$T_t$  : nilai trend pada periode  $t$

$S_t$  : nilai musiman pada periode  $t$

$\alpha$  : parameter *smoothing* untuk level yang berada di antara 0 dan 1

$\beta$  : parameter *smoothing* untuk *trend* yang berada di antara 0 dan 1

$Y_t$  : nilai aktual pada periode  $t$

$m$  : jumlah periode musiman dalam satu siklus

Dalam konteks ini,  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  adalah parameter yang perlu diestimasi berdasarkan analisis data historis. Semakin besar nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , atau  $\gamma$ , semakin besar bobot yang diberikan pada observasi terbaru, membuat model lebih responsif terhadap perubahan terkini. Tingkat smoothing yang optimal dapat bervariasi tergantung pada karakteristik data dan tujuan prediksi.

Implementasi metode ini dimulai dengan memuat dataset ke Google Colab, termasuk atribut tanggal dan USD Jual. Data kemudian diproses, termasuk penyesuaian format tanggal, penanganan nilai-nilai yang hilang, dan langkah-langkah lainnya sesuai persyaratan prediksi. Selanjutnya, metode *Exponential Smoothing* (SES), Holt's, dan Holt-Winters diterapkan menggunakan fungsi Python yang tersedia. Tujuan penggunaan metode ini adalah untuk memodelkan dan meramalkan nilai jual USD berdasarkan atribut yang telah dipilih, yakni tanggal dan USD Jual.

### 2.3. Rancangan Evaluasi Performansi Metode

Selama proses implementasi, akan diukur kinerja ketiga metode tersebut menggunakan metrik evaluasi seperti MAE (*Exponential Smoothing*), MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), R-Squared, Korelasi, dan waktu yang dibutuhkan untuk prediksi. Evaluasi ini bertujuan untuk memberikan pemahaman yang mendalam tentang seberapa baik dan efisien metode tersebut dalam meramalkan nilai jual USD dengan atribut yang terbatas pada tanggal dan USD Jual. Dalam mengukur kinerja ketiga metode tersebut, sejumlah metrik evaluasi penting digunakan untuk memberikan pemahaman yang holistik tentang keakuratan dan efektivitas prediksi.

**Tabel 1.** Deskripsi Singkat Metrik Evaluasi Performansi Metode

No.	Metrik	Keterangan
1	MAE	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  y_i - \hat{y}_i $
2	MSE	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
3	RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  y_i - \hat{y}_i }$
4	MAPE	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left  \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right  \times 100$
5	R-Squared	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$
6	Korelasi	$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$

Notasi:

$\hat{Y}$  : nilai perkiraan

$Y$  : nilai aktual

$n$  : jumlah data

$i$  : indeks data

$x, y$  : variabel pengamatan ke- $i$

$\bar{x}, \bar{y}$  : nilai rata-rata variabel pengamatan ke- $i$

Selain metrik evaluasi, waktu yang dibutuhkan untuk melatih model dan menghasilkan prediksi juga diukur. Waktu eksekusi memberikan gambaran tentang efisiensi komputasi dan performa secara keseluruhan. Dengan mengintegrasikan pengukuran kinerja dan waktu yang dibutuhkan, penelitian ini dapat menyediakan evaluasi yang komprehensif terhadap metode prediksi SES, Holt's, dan Holt-Winters

dalam konteks dinamika nilai jual USD. Hasil evaluasi ini dapat menjadi landasan untuk memilih metode yang paling sesuai dengan kebutuhan dan karakteristik data yang digunakan.

### 3. Hasil

Melalui eksperimen cermat dengan data historis dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada rentang waktu 1 Januari 2021 hingga 31 Desember 2023, penelitian ini mengevaluasi tiga metode prediksi: *Holt-Winters Method*, *Holt's Method*, dan *Single Exponential Smoothing* (SES). Fokus tidak hanya pada akurasi prediksi, tetapi juga pada efisiensi waktu implementasi dan adaptabilitas terhadap variasi pembagian data (45%, 55%, dan 75%). Analisis mencakup metrik evaluasi seperti MAE, MSE, RMSE, MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi. Temuan menyajikan gambaran komprehensif mengenai kelebihan, kekurangan, dan relevansi ketiga metode dalam menghadapi kompleksitas fluktuasi nilai tukar USD dalam konteks perekonomian global yang dinamis.

#### 3.1. Skenario Pembagian Data Tipe-1

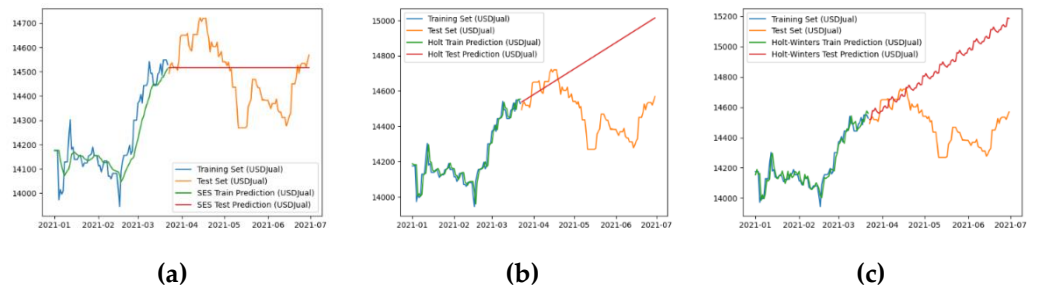
Dalam skenario awal dengan pembagian data pelatihan 45%, *Holt-Winters Method*, *Holt's Method*, dan SES dievaluasi dengan metrik kunci seperti waktu prediksi, MAE, MSE, RMSE, MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi (lihat Tabel 2). Evaluasi ini memberikan pemahaman mendalam tentang kekuatan dan kelemahan setiap metode dalam menghadapi fluktuasi nilai tukar USD, memandu pemilihan metode yang paling sesuai untuk pembagian data yang lebih kecil.

**Tabel 2.** Hasil Ujicoba dengan Skenario Tipe-1

No.	Metode	Durasi (detik)	MAE	MSE	RMSE	MAPE	<i>R-Squared</i>	Korelasi
1	SES	0.35082	110.1258	17,548.6505	132.47132	0.00765	(0.04619)	Nan
2	Holt's	0.31009	304.8128	139,964.059	374.11771	0.02138	(7.34415)	(0.59306)
3	Holt's Win	0.40667	374.8507	210,912.893	459.25254	0.02626	(11.57386)	(0.59222)

*Holt-Winters Method*, yang menggunakan *Triple Exponential Smoothing*, memerlukan waktu sekitar 0.41 detik untuk melaksanakan prediksi dalam skenario ini. Metode ini menghasilkan MAE sebesar 374.85, MSE mencapai 210,912.89, dan RMSE sebesar 459.25. MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi berturut-turut adalah 0.02626, -11.57386, dan 0.59222. Sementara itu, *Holt's Method* dengan *Double Exponential Smoothing* memerlukan waktu yang sedikit lebih cepat, yakni sekitar 0.31 detik. Metode ini menghasilkan MAE sebesar 304.81, MSE mencapai 139,964.06, dan RMSE sebesar 374.12. MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi adalah 0.02138, -7.34415, dan 0.59306. Di sisi lain, *Single Exponential Smoothing* (SES) memerlukan waktu sekitar 0.35 detik, dengan MAE sebesar 110.13, MSE mencapai 17,548.65, dan RMSE sebesar 132.47. MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi berturut-turut adalah 0.00765, -0.04619, dan NaN.

Hasil ini memberikan pandangan awal tentang bagaimana ketiga metode ini berkinerja dalam menghadapi skenario pembagian data training sebesar 45%. Analisis mendalam terhadap setiap metrik akan memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terkait keunggulan dan kelemahan masing-masing metode dalam konteks ini (lihat Gambar 3).



**Gambar 3.** Visualisasi Hasil Ujicoba Skenario Pembagian Data Tipe-1: (a) SES; (b) Holt's; (c) Holt's Winters

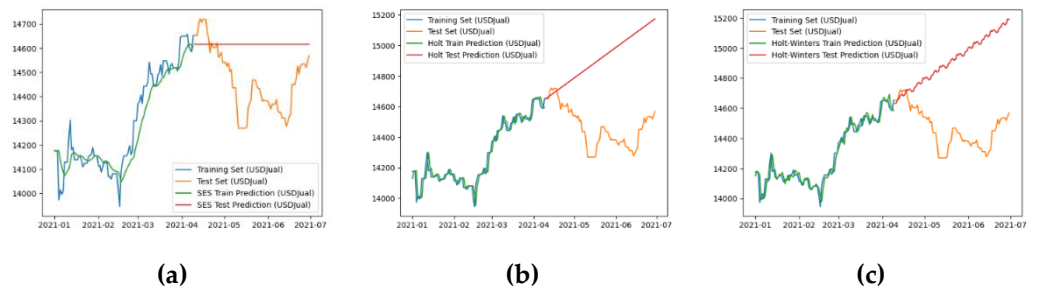
3.2. Skenario Pembagian Data Tipe-2

Dalam skenario pembagian data 55%, analisis kinerja metode prediksi nilai jual USD yakni *Single Exponential Smoothing* (SES), *Holt's Method*, dan *Holt-Winters Method* yang memberikan wawasan yang lebih dalam mengenai kehandalan metode ini dalam menangani variasi data yang lebih besar. Evaluasi dilakukan melalui parameter-parameter kunci yang sama seperti pada skenario ke-1, termasuk *Exponential Smoothing* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *R-Squared*, dan Korelasi (lihat Tabel 3).

**Tabel 3.** Hasil Ujicoba dengan Skenario Tipe-2

No.	Metode	Durasi (detik)	MAE	MSE	RMSE	MAPE	R-Squared	Korelasi
1	SES	0.32267	167.90393	39,209.69026	198.01437	0.01177	(1.28083)	Nan
2	Holt's	0.73442	450.24925	261,522.00989	511.39223	0.03146	(14.21277)	(0.54832)
3	Holt's Winters	0.37759	453.26400	265,193.59515	514.96951	0.03162	(14.42635)	(0.54387)

*Holt-Winters Method* (waktu eksekusi 0.37759) menunjukkan peningkatan kinerja di skenario-2, meskipun *R-Squared* negatif (-14.42635). *Holt's Method* (waktu eksekusi 0.73442) mengalami perbaikan dengan RMSE 511.39223 dan MAPE 0.03146, menandakan kemampuan menjelaskan variabilitas data yang lebih baik. *Single Exponential Smoothing* (SES) (waktu eksekusi 0.32267) memiliki performa baik dengan RMSE 198.01437 dan MAPE 0.01177, tetapi keterbatasan dalam menjelaskan variasi nilai jual USD pada skenario pembagian data yang lebih besar perlu diperhatikan, ditunjukkan oleh *R-Squared* mendekati 0 dan Korelasi NaN (lihat Gambar 4).



**Gambar 4.** Visualisasi Hasil Ujicoba Skenario Pembagian Data Tipe-2: (a) SES; (b) Holt's; (c) Holt's Winters

3.3. Skenario Pembagian Data Tipe-3

Pada uji coba ke-3, *Holt-Winters Method* dengan waktu eksekusi 0.41035, RMSE 193.78103, dan MAPE 0.01165 menunjukkan kinerja lebih baik dibandingkan dengan skenario sebelumnya, meskipun *R-Squared* negatif (-4.61812). *Holt's Method*, dengan waktu

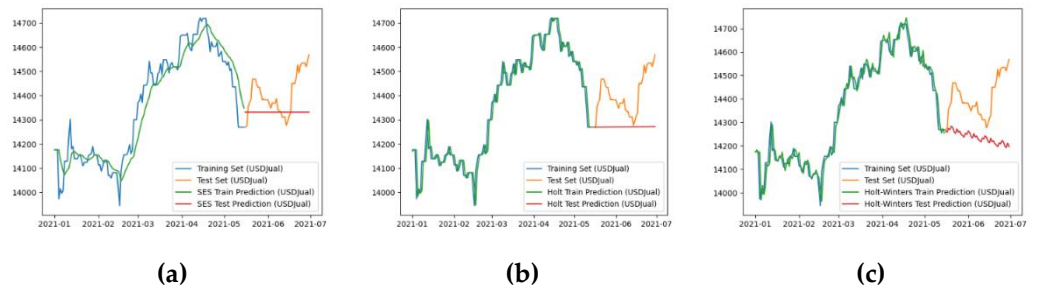


eksekusi 0.34845, menunjukkan perbaikan akurasi RMSE 157.76998 dan MAPE 0.00929, serta korelasi tinggi (0.48452) dalam menjelaskan variabilitas data di skenario 3. Evaluasi SES, meskipun memiliki waktu eksekusi lebih tinggi (0.90842), masih menunjukkan performa baik dengan RMSE 109.58978 dan MAPE 0.00586. Korelasi tidak terukur (Nan) dan nilai R-Squared mendekati 0, mengindikasikan keterbatasan SES dalam menjelaskan variasi nilai jual USD pada pembagian data yang lebih besar.

**Tabel 4.** Hasil Ujicoba dengan Skenario Tipe-3

No.	Metode	Durasi (detik)	MAE	MSE	RMSE	MAPE	R-Squared	Korelasi
1	SES	0.90842	6.16975	12,009.91992	109.58978	0.00586	(0.79684)	Nan
2	Holt's	0.34845	135.17411	24,891.36735	157.76998	0.00929	(2.72406)	0.48452
3	Holt's Win-ter	0.41035	169.34241	37,551.08921	193.78103	0.01165	(4.61812)	(0.41736)

Skenario-3 menunjukkan peningkatan signifikan dari skenario-1 dan skenario-2. Holt-Winters Method, meskipun memiliki waktu eksekusi lebih singkat (0.41035), menunjukkan peningkatan akurasi dengan nilai R-Squared yang negatif lebih rendah (-4.61812). Hasil ini menggambarkan adaptabilitas Holt-Winters Method terhadap pembagian data yang lebih besar, memberikan prediksi yang lebih baik dengan efisiensi waktu yang ditingkatkan.



**Gambar 5.** Visualisasi Hasil Ujicoba Skenario Pembagian Data Tipe-3: (a) SES; (b) Holt's; (c) Holt's Winters

Holt's Method meningkatkan akurasi di skenario-1 dan skenario-2, menunjukkan kemampuan menjelaskan variasi data. Di skenario-3, Holt's Method tetap akurat dengan waktu eksekusi lebih cepat (0.34845), menunjukkan adaptabilitas terhadap pembagian data yang lebih besar. Single Exponential Smoothing (SES), meski terbatas di skenario-1 dan skenario-2, memiliki penurunan waktu eksekusi di skenario-3 (0.90842) dengan performa baik berdasarkan RMSE (109.58978) dan MAPE (0.00586). Namun, keterbatasan dalam menjelaskan variasi nilai jual USD di pembagian data yang lebih besar tetap menjadi pertimbangan. Pemilihan metode prediksi harus mempertimbangkan kondisi spesifik dan kebutuhan analisis.

**4. Pembahasan**

Hasil perbandingan skenario 1, 2, dan 3 disajikan dalam tabel yang memberikan wawasan mendalam tentang kinerja tiga metode prediksi, yaitu Holt-Winters Method dengan akronim HW, Holt's Method dengan akronim H, dan Single Exponential Smoothing dengan akronim SES. Tabel tersebut mencakup waktu eksekusi, nilai Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), R-Squared, dan korelasi untuk setiap metode dalam ketiga skenario. Analisis komprehensif terhadap parameter-parameter ini membantu dalam mengevaluasi trade-off antara kecepatan eksekusi dan akurasi prediksi.

**Tabel 5.** Hasil Ujicoba Performance Sistem secara Keseluruhan

Skenario ke-	Metode	Durasi (detik)	MAE	MSE	RMSE	MAPE	R-Squared	Korelasi
1	SES	0.35	110.13	17,548.65	132.47	0.007	(0.046)	Nan
	H	0.31	304.81	139,964.06	374.12	0.021	(7.344)	(0.593)
	HW	0.41	374.85	210,912.89	459.25	0.026	(11.574)	(0.592)
2	SES	0.32	167.90	39,209.69	198.01	0.012	(1.280)	Nan
	H	0.73	450.25	261,522.01	511.39	0.031	(14.212)	(0.548)
	HW	0.38	453.26	265,193.60	514.97	0.032	(14.426)	(0.544)
3	SES	0.91	6.17	12,009.92	109.59	0.006	(0.797)	Nan
	H	0.35	135.17	24,891.37	157.77	0.009	(2.724)	0.485
	HW	0.41	169.34	37,551.09	193.78	0.012	(4.618)	(0.417)

Pada skenario ujicoba tipe-1, meskipun *Holt-Winters Method* menunjukkan kinerja yang kuat dalam hal waktu eksekusi dan beberapa parameter evaluasi, perlu diperhatikan bahwa hasil *R-Squared* yang negatif (-11.57386) dapat menimbulkan kekhawatiran. Nilai *R-Squared* yang negatif menunjukkan bahwa model mungkin tidak sepenuhnya sesuai dengan data atau bahwa model tersebut kurang mampu menjelaskan variasi dalam nilai jual USD. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis lebih lanjut untuk memahami faktor-faktor yang menyebabkan nilai *R-Squared* yang negatif. *Holt's Method*, meskipun menunjukkan kinerja yang memuaskan, memiliki MAPE yang lebih rendah dibandingkan *Holt-Winters Method*. Hal ini mengindikasikan bahwa *Holt's Method* cenderung memberikan prediksi yang lebih akurat dalam konteks nilai jual USD. Meskipun demikian, perlu dicatat bahwa nilai *R-Squared* yang negatif (-7.34415) pada metode ini juga dapat menjadi fokus perhatian. Evaluasi lebih lanjut diperlukan untuk mengidentifikasi apakah nilai *R-Squared* yang negatif mencerminkan ketidaksesuaian model atau karena faktor lain. *Single Exponential Smoothing* (SES), sementara menawarkan kecepatan eksekusi yang baik, menunjukkan beberapa keterbatasan yang signifikan dalam hal akurasi prediksi. Dengan MAPE yang relatif tinggi dan nilai *R-Squared* yang negatif (NaN), SES mungkin kurang cocok untuk menghadapi fluktuasi nilai tukar USD yang kompleks. Analisis lebih lanjut perlu dilakukan untuk menentukan apakah SES dapat ditingkatkan atau apakah metode prediksi lainnya lebih sesuai untuk tugas ini.

Pada skenario ujicoba tipe-2, *Holt-Winters Method* dan *Holt's Method* menunjukkan peningkatan kinerja, dengan catatan evaluasi SES yang masih menunjukkan keterbatasan. Pemilihan metode prediksi optimal harus mempertimbangkan trade-off antara kecepatan eksekusi dan akurasi prediksi dalam berbagai pembagian data. Skenario pembagian data yang lebih besar (75%) cenderung memberikan hasil lebih baik dalam akurasi dan kemampuan menjelaskan variabilitas data, meskipun dengan sedikit peningkatan waktu eksekusi (lihat Gambar 4). Dalam menghadapi fluktuasi kompleks nilai tukar USD dalam skenario perekonomian global yang dinamis, pemilihan metode prediksi perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan kebutuhan analisis untuk memastikan hasil yang optimal.

Pada uji coba ketiga, terdapat peningkatan signifikan dari skenario sebelumnya. *Holt-Winters Method* menunjukkan kinerja lebih baik dengan waktu eksekusi lebih singkat (0.41035), RMSE 193.78103, dan MAPE 0.01165, meskipun *R-Squared* masih negatif (-4.61812). Hal ini mencerminkan adaptabilitas yang baik terhadap pembagian data yang lebih besar, memberikan prediksi yang lebih akurat dengan efisiensi waktu yang ditingkatkan. *Holt's Method* juga mengalami peningkatan akurasi dengan RMSE yang lebih rendah (157.76998) dan MAPE yang lebih baik (0.00929). Korelasi yang tinggi (0.48452) menunjukkan kemampuan dalam menjelaskan variabilitas data di skenario ketiga, sementara waktu eksekusi tetap lebih cepat (0.34845). Sementara itu, *Single Exponential Smoothing* (SES) menunjukkan penurunan waktu eksekusi (0.90842) dengan performa baik berdasarkan RMSE (109.58978) dan MAPE (0.00586), namun keterbatasan dalam

menjelaskan variasi nilai jual USD pada pembagian data yang lebih besar tetap menjadi pertimbangan. Keseluruhan, pemilihan metode prediksi harus mempertimbangkan kondisi spesifik dan kebutuhan analisis, dengan fokus pada adaptabilitas terhadap pembagian data yang lebih besar untuk mendapatkan hasil yang optimal.

Dari keseluruhan skenario didapatkan bahwa penggunaan metode SES tidak dapat dilakukan perhitungan korelasi karena hanya mempertimbangkan satu parameter dan tidak memiliki komponen untuk menangkap pola atau tren yang lebih kompleks dalam data, variasi yang dapat dijelaskan oleh model ini terbatas. Oleh karena itu, perhitungan korelasi menjadi tidak begitu bermakna karena model SES tidak mampu menjelaskan variasi yang luas dalam data, terutama jika data memiliki pola yang lebih kompleks atau tren yang signifikan.

Korelasi seringkali lebih berguna pada metode yang mampu menangkap lebih banyak informasi dalam data, seperti *Holt's Method* atau *Holt-Winters Method*, yang memiliki komponen tambahan untuk menangkap tren dan musiman. Dengan demikian, ketika menggunakan SES, penggunaan metrik evaluasi lain yang lebih sesuai dengan karakteristik model ini, seperti *Mean Absolute Error* (MAE) atau *Root Mean Squared Error* (RMSE), mungkin lebih relevan.

## 5. Kesimpulan

Penelitian ini memberikan wawasan mendalam tentang performa dan karakteristik metode prediksi *Exponential Smoothing* (SES), *Holt's*, dan *Holt-Winters* dalam menghadapi fluktuasi nilai jual USD. Evaluasi kinerja dengan menggunakan parameter kunci seperti MAE, MSE, RMSE, MAPE, *R-Squared*, dan Korelasi mengungkapkan keunggulan *Holt-Winters Method* dalam akurasi dan efisiensi waktu yang memadai. Meskipun *Holt's Method* menunjukkan hasil evaluasi yang menjanjikan, SES memiliki beberapa keterbatasan, terutama dalam akurasi prediksi. Keunggulan penelitian ini terletak pada pendekatan perbandingan yang mendalam dan skenario pembagian data yang beragam, memberikan pandangan komprehensif untuk mendukung pengambilan keputusan ekonomi global. Temuan ini berkontribusi penting bagi pengambil kebijakan, pelaku bisnis, dan peneliti dalam memilih metode prediksi yang sesuai dengan tujuan analisis dan karakteristik data yang dihadapi, dengan potensi dampak positif pada manajemen risiko dan respons terhadap dinamika ekonomi global yang cepat berubah.

**Ucapan Terima Kasih:** Ucapan terima kasih kami disampaikan kepada Kelompok Keahlian atas arahan yang berharga, serta Badan Pusat Statistik (BPS) atas data yang mendukung penelitian ini. Kontribusi keduanya menjadi kunci keberhasilan penelitian ini, dan kami menghargai dedikasi mereka. Semoga hasil penelitian ini bermanfaat dalam memahami dinamika nilai tukar USD.

## Referensi

- [1] W. Khamidah and R. Sugiharti, "Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika, Euro dan Poundsterling," *Ecoplan*, vol. 5, no. 1, 2022, doi: 10.20527/ecoplan.v5i1.425
- [2] D. Efriyenty, "Pengaruh Inflasi dan Kurs terhadap Harga Saham di Industri Dasar dan Kimia," *Going Concern: Jurnal Riset Akuntansi*, vol. 15, no. 4, pp. 570–576, 2020, doi: 10.32400/gc.15.4.31601.2020
- [3] A. A. Istri, S. Larasati, M. Kembar, and S. Budhi, "Pengaruh Inflasi dan Kurs Dollars AS terhadap Nilai Ekspor Alas Kaki Indonesia ke China," *E-Jurnal EP Unud*, vol. 7, no. 11, pp. 2430–2460, 2017.
- [4] R. P. Nugraheni, E. Rimawati, and R. T. Vulandari, "Penerapan Metode *Exponential Smoothing* Winters Pada Prediksi Harga Beras," *Jurnal Ilmiah SINUS*, vol. 20, no. 2, p. 45, Jul. 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i2.608.
- [5] O. D. Rahayu, W. Ramdhan, and S. Sumatri, "Implementasi Metode *Single Exponential Smoothing* Dalam Memprediksi Kebutuhan Pupuk Bagi Petani," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, Sep. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2080.
- [6] Suriyanti, Satriani, A. A. Sabnur, and F. Hasrianti, "Hubungan Inflasi, Suku Bunga dan Nilai Tukar dalam Penentuan Nilai tukar Valuta Asing," *Jurnal Mirai Management*, vol. 8, no. 3, pp. 245–253, 2023, doi: 10.37531/mirai.v8i3.5933
- [7] R. Utami and S. Atmojo, "Perbandingan Metode Holt Eksponential Smoothing dan Winter Eksponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Souvenir," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, vol. 11, no. 2, p. 123, Aug. 2017, doi: 10.32815/jitika.v11i2.191.

- [8] A. Desduana Selasakmida, T. Wuryandari, D. Statistika, and F. Sains dan Matematika, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Holt Dan Fuzzy Time Series Chen Untuk Peramalan Harga Paladium," *Jurnal Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 325–336, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [9] S. J. Amalia, N. Oktaviani, G. I. Prameswara, Y. D. Prasetyo, and M. Y. Fathoni, "Perbandingan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing pada Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar AS," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 4, p. 974, Aug. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i4.4493.
- [10] A. Aryati, I. Purnamasari, and Y. N. Nasution, "Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia) Forecasting using the Method of Holt-Winters Exponential Smoothing (Case Study: Number of Foreign Tourists Visiting Indonesia)," *Jurnal Eksponensial*, vol. 11, no. 1, 2020.
- [11] K. Komariah, E. Kurniawan, and M. Handayani, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Bahan Bangunan," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, Sep. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2140.
- [12] P. Anzhelmus Boli and R. Putranda Kristianto, "Penerapan Algoritma Single Exponential Smoothing untuk Prediksi Jumlah Calon Mahasiswa Baru," *Nasional Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.30865/komik.v6i1.5686.
- [13] R. Rachman, S. Nusa, and M. Jakarta, "Penerapan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing pada Peramalan Produksi Industri Garment," *Jurnal Informatika*, vol. 5, no. 1, 2018, doi: 10.31294/ji.v5i2.3309
- [14] I. Hidayat Susilowati, "Peramalan Nilai Tukar Kurs IDR Terhadap Dollar USD Dengan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing," *Perspektif: Jurnal Ekonomi & Manajemen Universitas Bina Sarana Informatika*, vol. 18, no. 1, 2020, doi: 10.31294/jp.v17i2.
- [15] I. H. Susilowati and Rosento, "Peramalan Nilai Tukar Kurs IDR Terhadap Dollar USD Dengan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing," *Perspektif: Jurnal Ekonomi & Manajemen Universitas Bina Sarana Informatika*, vol. 18, no. 1, 2020.
- [16] N. H. A. S. Al Ihsan, H. H. Dzakiyah, and F. Liantoni, "Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Holt untuk Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia," *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, vol. 12, no. 2, pp. 89–94, Dec. 2020, doi: 10.31937/ti.v12i2.1689.
- [17] A. Fahlevi, F. A. Bachtiar, and B. D. Setiawan, "Perbandingan Holt's dan Winter's Exponential Smoothing untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kelompok Transportasi, Komunikasi dan Jasa Keuangan," 2018. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>