

Analisis Perkembangan Nilai Jual Mata Uang USD terhadap Nilai Jual Mata Uang Rupiah berdasarkan Time Series

2501979726 - Nayla Anandhita^{#1}, 2540119570 - Sherryl Kurniawan^{#2}

nayla.darmawan@binus.ac.id, sherrylkurniawan@binus.ac.id

[#]Computer Science Department, School of Computer Science, BINUS University, Jakarta, Indonesia 11480

Abstract—Perkembangan mata uang asing terkhusus pada mata uang Negara Amerika, USD (\$) menjadi tolak ukur perkembangan perekonomian di dunia dan perdagangan internasional. Nilai tukar mata uang Negara Indonesia dengan nilai mata uang Negara Amerika menjadi acuan analisis dalam penelitian ini. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui perkembangan nilai tukar mata uang Negara Amerika berdasarkan transaksi kurs jual Bank Indonesia (BI) berdasarkan data yang diambil melalui data terbuka Bank Indonesia (BI) dari bulan Januari tahun 2023 hingga bulan Mei tahun 2024. Pada penelitian ini dilakukan berdasarkan analisis *Time Series* dengan mengambil pendekatan pada 5 model analisis *Time Series* untuk mendapatkan model terbaik dalam analisis nilai mata uang Negara Amerika terhadap nilai mata uang Negara Indonesia, yaitu ARIMA, *Naive Model*, *Double Moving Average (DMA)*, *Double Exponential Smoothing (DES)*, dan *Neural Network*. Berdasarkan nilai akurasi terbaik, yaitu RMSE dan AIC disimpulkan bahwa *Double Exponential Smoothing (DES)* merupakan model terbaik dalam analisis *Time Series* dibandingkan dengan keempat model *Time Series* lainnya.

Keywords — Nilai tukar mata uang, ARIMA, *Exponential Smoothing*, *Moving Average*, *Naive Model*, *Neural Network*

I. INTRODUCTION

Dampak dari globalisasi, beberapa negara di dunia menerapkan sistem perekonomian terbuka. Dengan adanya sistem perekonomian terbuka, berimbas pada nilai tukar mata uang, baik terjadi inflasi pada BI rate dan pertumbuhan ekonominya. Negara membuka diri pada perdagangan internasional dengan melakukan ekspor dan impor yang memberikan perbedaan nilai tukar (kurs), terkhususnya pada nilai tukar uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia. Kenaikan dan penurunan nilai mata uang Negara Amerika terhadap Negara Indonesia telah mengalami kenaikan dimulai dari tahun 2010 hingga saat ini [8]. Dari kegiatan ekspor dan impor, telah dinyatakan bahwa nilai tukar mata uang asing menjadi sebuah alat untuk mengukur stabilitas perekonomian di suatu negara dan sebagai alat pembayaran dalam perdagangan internasional [14].

Pergerakan nilai tukar uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) semakin melemah, hal ini ditandai dengan adanya kenaikan nilai USD terhadap IDR yang semakin tinggi. Hal ini dikarenakan, nilai mata uang Negara Amerika menjadi mata uang terbanyak yang digunakan oleh dunia dalam perdagangan internasional yang nantinya akan menyulitkan Negara Indonesia dalam melakukan ekspor dan impor meskipun perekonomian Negara Indonesia sudah semakin membaik. Nilai tukar mata uang menjadi salah satu hal yang penting dalam perdagangan internasional, sehingga pergerakan nilai mata uang negara asing, terkhusus USD menjadi perbincangan dan sorotan yang menarik [6].

Terjadinya resesi yang berkepanjangan merupakan dampak dari kenaikan nilai tukar mata uang asing. Hal ini melibatkan perusahaan global menurunkan permintaan barang yang memberikan dampak buruk bagi perekonomian di Indonesia. Semakin banyak investor yang memindahkan dananya untuk menginvestasi dalam USD. Masalah ini memberikan dampak yang sangat buruk bagi banyak pihak, bukan hanya perusahaan melainkan para pekerjanya, dapat meningkatkan pengangguran, penurunan ekonomi, dan kerugian yang besar bagi perusahaan [5].

Dikarenakan hal ini memberikan kerugian yang besar terhadap Negara Indonesia, beberapa peneliti telah melakukan penelitian terhadap masalah ini. Arsi dan Prayogi [2] melakukan analisis prediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar menggunakan salah satu metode analisis *Time Series Neural Network*. Peneliti melakukan penelitian dengan data *Time Series* nilai tukar mata uang rupiah terhadap dollar periode 1 januari 2013 hingga 30 agustus 2018 yang berjumlah 1470 data. Penelitian ini dengan menggunakan *Neural Network*, menggunakan neuron input sebanyak 10, output neuron sebanyak 10, *Training Cycles* 300, *Hidden Layer* 0.5, *Learning Rate* 0.01, dan *Momentum* 0.9, dengan menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.01 -/+ 0.001 yang menjadi model terbaik. Penelitian ini bertujuan agar dengan adanya model optimasi yang telah diteliti dapat dijadikan acuan untuk mengimplementasikannya dalam aplikasi sehingga dapat digunakan investor dalam memprediksi nilai tukar uang [2].

Amalia et al. [1] melakukan eksperimen terhadap analisis nilai tukar rupiah terhadap dollar AS dengan pendekatan dua metode *Time Series*, yaitu Moving Average dan Exponential Smoothing. Peneliti melakukan penelitian mengenai nilai tukar mata uang rupiah terhadap dollar AS dengan periode 1 Januari 2021 hingga 31 Desember 2021. Penelitian ini dengan menggunakan dua model pendekatan, yaitu *Moving Average* dengan menghasilkan RMSE sebesar 2720.346 dan Exponential Smoothing dengan menghasilkan RMSE sebesar 1564.619. Dengan hasil RMSE tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode Exponential Smoothing menjadi model terbaik dalam melakukan analisis data *Time Series* perbandingan nilai mata uang rupiah dengan nilai mata uang dollar AS [12].

II. THEORY

2.1 Metode data Trend

Dalam penelitian ini kami menggunakan beberapa metode, seperti *Double Moving Average*, *Double Exponential Smoothing*, ARIMA, *Regression*, dan *Neural Network* untuk menganalisis perkembangan data nilai kurs jual mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia (IDR) berdasarkan persebaran mata uang dari Bank Indonesia (BI).

A. Naïve Model

Naïve merupakan teknik peramalan deret waktu paling sederhana yang sering digunakan sebagai tolak ukur perbandingan kinerja metode peramalan yang lebih kompleks [12]. Naïve mencari nilai error terkecil dan hanya menggunakan nilai terakhir dari variabel yang diamati sebagai prediksi nilai masa depan. Terdapat dua metode yang biasa digunakan adalah naïve additive dan naïve multiplicative.

- Naïve *addictive*: Metode ini berasumsi bahwa nilai masa depan dari deret waktu adalah nilai aktual ditambahkan dengan konstanta. Rumusnya adalah [13]:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t + (Y_t - Y_{t-1})$$

- Naïve *multiplicative*: Metode ini berasumsi bahwa nilai terbaru atau nilai masa depan dari deret waktu sama dengan nilai aktual dikalikan dengan faktor konstan untuk mendapatkan ramalan berikutnya. Rumusnya adalah:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t \frac{Y_t}{Y_{t-1}}$$

B. Double Moving Average

Double Moving Average (DMA) atau rata-rata bergerak ganda adalah salah satu metode peramalan deret waktu dengan data yang memiliki pola trend linier dan dapat mengurangi noise [9]. Metode ini menghitung rata rata dari satu kelompok, kemudian kelompok dua akan dihitung rata rata bergerak yang dihasilkan dari kelompok pertama. Secara sistematis dapat ditulis sebagai berikut:

- *Simple moving average*

$$M_t = \hat{Y}_{t+1} = \frac{(Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-n+1})}{n}$$
- *Double average*

$$M'_t = \frac{(M_t + M_{t-1} + \dots + M_{t-n+1})}{n}$$
- *Double moving average forecast*

$$a_t = 2M_t - M'_t$$

$$b_t = \frac{2}{n-1} (M_t - M'_t)$$

$$\hat{Y}_{t+p} = a_t + b_t p$$

C. Double Exponential Smoothing (Holt's Method)

Metode DES adalah teknik peramalan yang secara khusus digunakan untuk menghaluskan nilai tren dengan parameter yang berbeda dari parameter pemulusan data aktual [4]. Metode ini memiliki dua parameter, yaitu α dan β , yang menentukan nilai awal dan bobot untuk model tersebut. Parameter yang digabungkan untuk membuat peramalan yang akurat. Berikut adalah rumus-rumus untuk *Holt's Method* [13]:

- *The exponentially smoothed series*:

$$A_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1})$$
- *The trend estimates*

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$
- *Forecast p-periods into the future*

$$\hat{Y}_{t+p} = A_t + pT_t$$

D. Autoregressive Integrated Moving Average

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* atau ARIMA adalah suatu metode analisis data deret waktu yang menggabungkan komponen autoregressive (AR), differencing (I), dan moving average (MA) [11]. Model ARIMA ditentukan sebagai ARIMA(p,d,q) dengan keterangan sebagai berikut:

- p adalah jumlah observasi lag dan digunakan untuk meramalkan nilai masa depan dalam komponen *autoregressive*.
- d adalah tingkat *differencing* dan *differencing* mengurangi tren atau pola non-stasioner dalam data.

- q adalah ukuran jendela *moving average* dan jumlah lag dari error untuk memprediksi nilai masa depan.

Dalam model ARIMA, komponen-komponen ini bekerja bersama untuk menyusun model yang dapat menggambarkan dan meramalkan perilaku deret waktu dengan akurat [13]. Kombinasi dari ketiga komponen ini memberikan rumus umum untuk model ARIMA(p, d, q):

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t$$

E. Time Series Regression

- *Linear Trend*

Model ini berasumsi nilai deret waktu berubah secara konstan seiring berjalannya waktu [3]. *Linear trend* cocok digunakan ketika data mengalami kenaikan atau penurunan yang stabil. Rumusnya adalah:

$$\hat{Y}_t = \beta_0 + \beta_1 Y_t$$

- *Exponential Trend*

Model trend ini digunakan ketika data menunjukkan pola peningkatan atau penurunan yang semakin cepat seiring berjalannya waktu. Rumusnya adalah:

$$\hat{Y}_t = e^{\beta_0 + \beta_1 t}$$

- *Quadratic Trend*

Model trend ini berasumsi bahwa perubahan nilai deret waktu bersifat non-linier [7]. *Quadratic trend* cocok digunakan ketika data menunjukkan pola melengkung. Rumusnya adalah:

$$\hat{Y}_t = a + bt + ct^2$$

F. Neural Network

Neural network atau jaringan saraf tiruan adalah metode yang fleksibel yang digunakan untuk memodelkan masalah non-linear dan dapat menangkap ketergantungan yang kompleks [5], termasuk analisis dan peramalan deret waktu. *Neural network* yang digunakan untuk peramalan adalah ANN (*Artificial Neural Network*) yang memiliki arus ke depan atau *feedforward*. Model ANN bekerja seperti sistem saraf manusia karena dapat menemukan pola dari data secara fleksibel dan non-linier [10]. Karena cara kerjanya yang mirip sistem saraf, model ANN dapat melakukan proses *fitting* untuk menghasilkan model dengan akurasi yang cukup tinggi dan dapat menggali hubungan antar-data yang kompleks.

2.2 Evaluasi Metrik

Evaluasi metrik dalam time series seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah alat penting untuk menilai kinerja model prediksi. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing metrik:

A. Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model peramalan memprediksi nilai aktual. Serta, RMSE memberi gambaran seberapa dekat prediksi model dengan nilai aktual. RMSE dihitung dengan cara sebagai berikut [13]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - A_i)^2}$$

Semakin rendah nilai RMSE, maka semakin baik kemampuan model dalam memprediksi data.

B. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

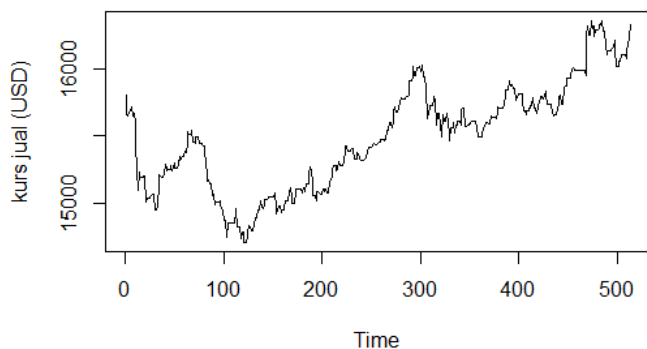
MAPE digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dari suatu model dan mengukur rata-rata dari persentase kesalahan absolut antara nilai-nilai aktual dalam data. MAPE dihitung dengan rumus berikut [7]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100$$

Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kemampuan model dalam memprediksi data dengan akurasi yang tinggi.

III. DATA & METHOD

Pada penelitian ini, data yang kami gunakan merupakan data nilai kurs jual mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia (IDR) berdasarkan persebaran mata uang dari Bank Indonesia (BI). Data diambil dari data terbuka yang disediakan oleh website Kurs Dollar berdasarkan persebaran data nilai mata uang oleh Bank Indonesia (BI). [2] Dengan data nilai kurs jual mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia (IDR) yang diambil berdasarkan periode Januari 2023 hingga Mei 2024, dengan jumlah data sebanyak 513 data yang telah terkumpul. Data mengalami kenaikan secara terus menerus, sehingga untuk pola datanya merupakan pola data trend, yang terlihat pada gambar 3.1



Gambar 3.1 Plotting Data

Kami menggunakan beberapa pendekatan metode *Time Series* untuk melakukan prediksi mengenai nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia (IDR), dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi pola dari dataset, berdasarkan plot data, yang didapatkan bahwa dataset memiliki pola trend
2. Melakukan *splitting* data menjadi data *training* dan data *testing* dengan pembagiannya sebesar 90% untuk data *training* dan 10% untuk data testing
3. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan pemodelan naive model, dengan dua metode, yaitu *additive* dan *multiplicative*. Melakukan uji signifikansi parameter, dengan menggunakan perbandingan p-value terhadap α , lalu melakukan uji asumsi *white noise* dan distribusi normalitas dimana keduanya harus memenuhi asumsi tersebut.
4. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan pemodelan *Double Moving Average* (DMA) yang diawali dengan inialisasi nilai n untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik untuk melakukan prediksi data.
5. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan pemodelan *Double Exponential Smoothing* (DES), dengan mencari nilai α dan β sebagai inialisasi di awal untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik untuk melakukan prediksi data.
6. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan menggunakan beberapa pemodelan *regression time series*, seperti *linear regression*, *quadratic regression*, dan *exponential regression*, untuk mendapatkan nilai

akurasi terbaik untuk melakukan prediksi data dengan menggunakan bahasa pemrograman R.

7. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan menentukan ordo p , d , dan q berdasarkan nilai ACF dan PACF cut off pada lag p dan q . Dimana ordo d berdasarkan hasil differencing sebanyak n kali, untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik untuk melakukan prediksi data dengan menggunakan bahasa pemrograman R.
8. Memprediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) dengan pemodelan *Neural Network* (NN) dengan menentukan jumlah nodes input dan jumlah *hidden layer* untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik untuk melakukan prediksi data dengan pemrograman R.
9. Melakukan perbandingan nilai akurasi terbaik berdasarkan Naive model, *Double Moving Average*, *Double Exponential Smoothing*, *Regression Time Series*, *Autoregressive Integrated Moving Average*, dan *Neural Network*.

IV. RESULT & DISCUSSION

4.1 Naive Model

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan Naive Model menggunakan dua jenis pemodelan Naive Model, yaitu *Additive* dan *Multiplicative*. Tidak ada asumsi dalam pemenuhan pemodelan Naive Model, sehingga analisis hanya berdasarkan nilai metrik akurasi terbaik, yaitu MAPE dan RMSE, yang tertera pada tabel 4.1.1.

Tabel 4.1.1 Hasil Metrik model Naive Model

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
Additive	0.27	63.015	1.67	324.786
Multiplicative	0.27	62.91	1.67	324.77

Tabel 4.1.1 menunjukkan nilai metrik akurasi RMSE dan MAPE, untuk masing-masing pemodelan Naive Model, baik *additive* dan *multiplicative*. Dari Tabel 4.1.1 terlihat bahwa nilai RMSE dan MAPE pada data testing pemodelan Naive Model *Multiplicative* memiliki nilai yang lebih rendah

dibandingkan pada Naive Model *Additive*, sehingga pemodelan terbaik untuk analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar Negara Indonesia (IDR) menggunakan pemodelan Naive Model-*Multiplicative*.

4.2 Double Moving Average

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan *Double Moving Average* (DMA) diawali dengan penentuan nilai n , dimana nilai n menjadi batasan dalam melakukan analisis prediksi. Dalam paper ini DMA tidak memiliki asumsi apapun dalam prediksinya, sehingga kita hanya melakukan prediksi n sebanyak empat kali, yaitu 7,8,9, dan 10, dengan hasil metrik akurasi dapat dilihat melalui tabel 4.2.1

Tabel 4.2.1 Hasil Metrik Model DMA

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
N = 7	0.39	81.045	9.36	1759.39
N = 8	0.41	86.28	2.69	509.885
N = 9	0.42	87.64	2.49	557.087
N = 10	0.42	86.27	1.39	271.93

Tabel 4.2.1 menunjukkan nilai metrik akurasi MSE dan MAPE untuk pemodelan DMA dengan n sebanyak empat kali. Dari Tabel 4.2.1 dapat terlihat bahwa nilai RMSE dan MAPE pada data testing dengan DMA ($n=10$) memiliki nilai akurasi metrik yang lebih tinggi dibandingkan dengan ketiga n yang lainnya, sehingga untuk melakukan prediksi analisis nilai tukar uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) pada pemodelan DMA menggunakan $n = 10$ menjadi pemodelan yang terbaik.

4.3 Double Exponential Smoothing

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan *Double Exponential Smoothing* (DES) diawali dengan menentukan nilai α dan β . Hal ini dikarenakan untuk DES tidak memiliki uji asumsi dalam melakukan prediksi modelnya, sehingga dalam paper ini untuk melakukan prediksi model DES dengan nilai α dan β , sebanyak empat kali, yaitu (0.5; 0.5),

(0.3;0.7), (0.7;0.3), dan (0.9;0.1), dengan hasil metrik akurasi dapat dilihat melalui tabel 4.3.1

Tabel 4.3.1 Hasil Metrik Model DMA

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
$\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$	0.45	259.97	2.4	462.56
$\alpha = 0.3$, $\beta = 0.7$	0.85	561.04	0.702	148.95
$\alpha = 0.7$, $\beta = 0.3$	0.31	111.67	1.27	259.463
$\alpha = 0.9$, $\beta = 0.1$	0.21	50.59	1.17	233.49

Tabel 4.3.1 menunjukkan nilai metrik akurasi MSE dan MAPE untuk pemodelan DES dengan nilai α dan β sebanyak empat kali. Dari Tabel 4.3.1 dapat terlihat bahwa nilai RMSE dan MAPE pada data testing dengan DES ($\alpha = 0.9$; $\beta = 0.1$) memiliki nilai akurasi metrik yang lebih tinggi dibandingkan dengan ketiga α dan β lainnya, sehingga untuk melakukan prediksi analisis nilai tukar uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) pada pemodelan DES menggunakan $\alpha = 0.9$; $\beta = 0.1$ menjadi pemodelan yang terbaik.

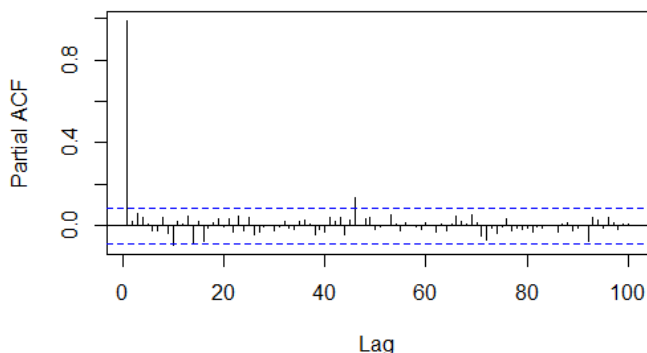
4.4 AutoRegressive Integrated Moving Average

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan bahasa pemrograman R. Dalam analisis menggunakan pemodelan ARIMA, dalam paper ini harus memenuhi uji asumsi stasioneritas, dengan melakukan dua uji, yaitu uji stasioner terhadap *variance* menggunakan *Power Transform* dan uji stasioner terhadap mean menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Dengan hasil uji stasioner terhadap *variance* dengan H_0 : data stasioner terhadap *variance*; H_1 : data tidak stasioner terhadap *variance*, menghasilkan p-value sebesar 0.23, sehingga $0.05 < 0.23$ Gagal Tolak H_0 , sehingga data stasioner terhadap *variance*. Selanjutnya melakukan uji stasioner dengan H_0 : data tidak stasioner terhadap mean; H_1 : data stasioner terhadap mean, menghasilkan p-value sebesar 0.55, sehingga $0.05 < 0.055$ gagal tolak H_0 , sehingga data tidak stasioner terhadap means. Karena data tidak stasioner terhadap mean, sehingga melakukan *differencing* sebanyak satu kali, menghasilkan p-value 0.05

> 0.1 Tolak H_0 , sehingga data stasioner terhadap means, dengan menghasilkan ordo $d = 1$.

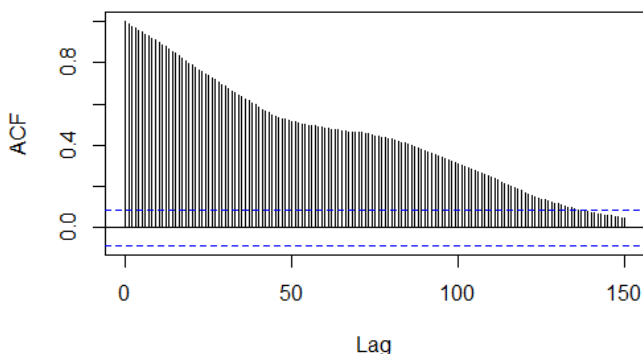
Setelah uji stasioneritas, untuk melakukan pemodelan dengan ARIMA diawali dengan menentukan model ARIMA dengan ordo p, d, q berdasarkan *plotting* PACF dan ACF yang dapat dilihat dari gambar 4.4.1 dan gambar 4.4.2 dan melakukan uji signifikansi parameter dan melakukan uji asumsi, yaitu uji asumsi residual independen (*white noise*) dengan menggunakan Ljung Box Test dan uji residual berdistribusi normal dengan Lillie Test. Pemodelan ARIMA dengan parameter yang signifikan dan uji asumsi dapat dilihat pada tabel 4.4.1

Series datats



Gambar 4.4.1. Plotting PACF

kurs jual (USD)



Gambar 4.4.2 Plotting ACF

Tabel 4.4.1 Uji Asumsi Model ARIMA

	Signifikansi	White Noise	Distribusi normal
ARIMA (3,1,2)	Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA (0,1,3)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA	Tidak	Memenuhi	Tidak

(0,1,4)	Signifikan		Memenuhi
ARIMA (0,1,5)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA (2,1,1)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA (2,1,2)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA (2,1,3)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi
ARIMA (2,1,4)	Tidak Signifikan	Memenuhi	Tidak Memenuhi

Tabel 4.4.1 memuat hanya beberapa model yang sudah kita analisis dengan menggunakan beberapa p dan q berdasarkan gambar 4.4.1 dan gambar 4.4.2, namun dapat terlihat bahwa hanya pemodelan dengan ARIMA, $p = 3$, $d = 1$, dan $q = 2$, memiliki parameter yang signifikan, namun ketika melakukan uji asumsi model ARIMA, pada model (3,1,2), (Tabel 4.4.2) tidak memenuhi asumsi residual normalitas, sehingga untuk melakukan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) tidak dapat melakukan pemodelan ARIMA, karena dalam pembuatan modelnya, model ARIMA tidak memenuhi uji asumsi model ARIMA.

Tabel 4.4.2 ARIMA(3,1,2)

Variable	Coefficient	Z-Test	P-value
AR1	0.73245	13.0156	<2e-16
AR2	-1.025469	-18.7265	<2e-19
AR3	0.094898	1.7926	0.007303
MA1	-0.670630	-23.2891	<2e-16
MA2	0.956330	14.7092	<2e-16

MODEL ARIMA (3,1,2)

$$\phi_3(B) = 1 - 0.73B + 1.025B^2 - 0.094B^3$$

$$\theta_2(B) = 1 + 0.67B - 0.956B^2$$

$$Z_t = -1.73Z_{t-1} - 1.755 + 1.119Z_{t-3} - 0.094Z_{t-4} + a_t + 0.67a_{t-1} - 0.956a_{t-2}$$

4.5 Neural Network

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan *Neural Network* (NN) menggunakan bahasa pemrograman R. Dalam pemenuhan model *Neural Network* tidak memiliki asumsi dalam pembuatan model prediksi, sebagai inisialisasi awal kita menentukan nilai p dan k, dimana p sebagai jumlah input yang disesuaikan dengan lag PACF, dapat dilihat pada gambar 4.4.1 dan k sebagai jumlah *hidden layer* dalam model *Neural Network*. Pada paper ini untuk mencari pemodelan terbaik dengan *Neural Network*, kami melakukan analisis dengan beberapa model NN dengan p dan k yang berbeda, yaitu (3;2), (6;3), (4;4), (2;5), dan (2;6) dengan nilai metrik akurasi dapat dilihat pada tabel 4.5.1

Tabel 4.5.1. Hasil Metrik Model NN

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
NNAR(3,2)	0.18	45.2644	0.02	386.89
NNAR(6,3)	0.18	43.4	0.01	315.91
NNAR(4,4)	0.18	43.5	0.018	364.24
NNAR(2,5)	0.18	44.45	0.019	382.89
NNAR(2,6)	0.18	44.21	0.02	349.78

Tabel 4.5.1 menunjukkan nilai metrik akurasi MSE dan MAPE untuk pemodelan *Neural Network* dengan nilai n dan k berubah-ubah sebanyak lima kali. Dari Tabel 4.5.1 dapat terlihat bahwa nilai RMSE dan MAPE pada data testing dengan NNAR(6,3) memiliki nilai akurasi metrik yang lebih tinggi dibandingkan dengan kelima model lainnya, sehingga untuk melakukan prediksi analisis nilai tukar uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) pada *Neural Network* dengan p = 6 dan k = 3 menjadi pemodelan yang terbaik.

4.6 Regression

Pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan *Regression Time Series* menggunakan bahasa pemrograman R. *Regression Time Series* dalam pemodelan data, penelitian ini menggunakan tiga model regresi *time series*, yaitu *linear regression*, *exponential regression*, dan *quadratic regression*. Dalam model regression time series, diperlukan melakukan uji signifikansi parameter dan uji asumsi IIDN (Identik, independen, dan

berdistribusi normal) disertai dengan perhitungan nilai metrik yang dapat dilihat pada tabel 4.6.1 dan 4.6.2

Tabel 4.6.1. Uji Signifikansi dan Asumsi Regression TS

	Signifi -kansi	Identik	Indepen -den	Normali -tas
Linear	S	TM	TM	TM
Eksponensial	S	TM	TM	TM
Quadratic	S	TM	TM	TM

Note:

- S = signifikan
- TM = Tidak memenuhi

Tabel 4.6.2. Hasil Metrik Model Regression TS

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
Linear	15.61	243.4	21.81	475.65
Eskponential	15.39	236.7	21.80	475.64
Quadratis	15.43	238.39	21.80	475.64

Tabel 4.6.1 menunjukkan hasil uji signifikansi parameter dan uji asumsi IIDN (Identik, independen, dan berdistribusi normal). Dari hasil tabel 4.6.1 dapat terlihat bahwa untuk ketiga model regresi *time series*, seluruh parameter dari setiap model telah lulus uji asumsi parameter, namun ketika dilakukan uji asumsi IIDN (Identik, independen, dan berdistribusi normal), ketiga model tersebut tidak memenuhi asumsi IIDN tersebut, baik identik, independen, dan normalitas. Tabel 4.6.2 menunjukkan nilai metrik akurasi MSE dan MAPE untuk pemodelan regresi *time series*, yaitu *linear regression*, *exponential regression*, dan *quadratic regression*, dapat terlihat bahwa nilai akurasi berdasarkan nilai MAPE dan RMSE yaitu pada pemodelan exponential, namun karena model tersebut tidak memenuhi asumsi IIDN (Identik, independen, dan berdistribusi normal) sehingga model regresi time series tidak bisa digunakan untuk melakukan pemodelan analisis nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR).

4.7 Perbandingan Model

Melakukan perbandingan model terbaik untuk melakukan analisis mengenai nilai tukar uang Negara Amerika (USD)

terhadap nilai tukar uang Negara Indonesia (IDR). Beberapa model telah dikumpulkan dan dilihat berdasarkan metrik akurasi yang paling baik dari setiap modelnya, yang dapat dilihat pada Tabel 4.7.1

Tabel 4.7.1. Perbandingan Model

	TRAINING		TESTING	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
Naive - Multiplicative	0.27	62.91	1.67	324.77
DMA (n = 10)	0.42	86.27	1.39	271.93
DES (0.9;0.1)	0.21	50.59	1.17	233.49
NN(6,3)	0.18	43.4	0.01	315.91

Berdasarkan Tabel 4.7.1 model terbaik berdasarkan nilai RMSE dan MAPE pada data testing, yaitu NN(6,3) sehingga untuk melakukan analisis prediksi nilai tukar mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai tukar mata uang Negara Indonesia (IDR) yang paling baik menggunakan model Neural Network dengan neuron input sebanyak 6 dan jumlah hidden layer sebanyak 3.

V. CONCLUSION

Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan berbagai model analisis dalam *Time Series*, model terbaik untuk melakukan analisis prediksi nilai mata uang Negara Amerika (USD) terhadap nilai mata uang Negara Indonesia (IDR) menggunakan **model Neural Network** dengan jumlah input sebanyak 6 dan jumlah hidden layer sebanyak 3. Dengan model neural network untuk melakukan analisis prediksi ini menghasilkan nilai metrik akurasi pada data training yaitu RMSE sebesar 43.4 dan MAPE sebesar 0.18, sedangkan pada data testing yaitu RMSE sebesar 315.91 dan MAPE sebesar 0.01. **Alternatif model lain** yang dapat digunakan untuk analisis prediksi yaitu *Double Exponential Smoothing*, dengan nilai metrik akurasi pada data training yaitu RMSE sebesar 50.59 dan MAPE sebesar 0.21, sedangkan pada data testing yaitu sebesar RMSE 233.49 dan MAPE sebesar 0.21.

VI. REFERENCE

- [1] 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, pp. 974-979, 2022.
- [2] P. Arsi and J. Prayogi, "Optimasi Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Neural Network Berbasis Algoritma Genetika," Jurnal Informatika, vol. 7, no. 1, pp. 8-14, 2020.
- [3] P. J. Brockwell and R. A. Davis, Introduction to Time Series and Forecasting. Springer, 2002.
- [4] Hansun, S. (2013, November). A new approach of moving average method in time series analysis. In 2013 conference on new media studies (CoNMedia) (pp. 1-4).
- [5] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. Prentice Hall, 1998.
- [6] "History Kurs Dollar pada 2023," KursDollar.org, 2023, [Online]. Available: <https://kursdollar.org/history-kurs/2023/>
- [7] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice. OTexts, 2018.
- [8] B. Ismanto, M. A. Kristini, and L. Rina, "Pengaruh kurs dan impor terhadap pertumbuhan ekonomi Indonesia periode tahun 2007-2017," Ecodunamika, vol. 2, no. 1, 2019.
- [9] D. M. Khairina, R. Khairunnisa, H. R. Hatta, and S. Maharani, "Comparison of the trend moment and double moving average methods for forecasting the number of dengue hemorrhagic fever patients," Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, vol. 10, no. 2, pp. 978-987, 2021.
- [10] R. Khaldi, A. El Afia, and R. Chiheb, "Artificial Neural Network Based Approach for Blood Demand Forecasting: Fez Transfusion Blood Center Case Study," 2nd BDCA conference, 2017.
- [11] I. W. Misshuari, E. Kurniyaningrum, and R. Saily, "Application of ARIMA method for rainfall forecasting in Asahan region," Indonesian Journal of Construction Engineering and Sustainable Development (CESD), vol. 6, no. 2, pp. 22-28, 2023.
- [12] D. Meyer, "Naive time series forecasting methods," R News, vol. 2, no. 2, pp. 7-10, 2002.
- [13] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and M. Kulahci, Introduction to Time Series Analysis and Forecasting, John Wiley & Sons, 2015.
- [14] C. Nirlukito, "Analisis Faktor Internal Perubahan Kurs Rupiah terhadap Dolar Amerika dengan Menggunakan Multiple Regression Analysis Instrument With Error Correction Model (ECM)," JABE (Journal of Applied Business and Economic), vol. 3, no. 2, pp. 90-102, 2017.
- [15] H. Ramadhani, M. Y. Sofian, and S. D. Anggraini, "Analisis perubahan kurs rupiah terhadap mata uang asing dalam menghadapi resesi tahun 2023," Jurnal Manajemen dan Ekonomi Kreatif, vol. 1, no. 1, pp. 100-112, 2023.