ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 15, Nomor 2, Tahun 2026, Halaman 414 - 425
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

ANALISIS LONG MEMORY NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT (USD/IDR) MENGGUNAKAN HYBRID ARFIMA-FFNN

Hendryati Rahmi[1], Nur Salam[1*], Sigit Dwi Prabowo[1]
[1] Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lambung Mangkurat
***e-mail** : *n_salam@ulm.ac.id*

DOI: 10.14710/j.gauss.15.2.414-425

Article Info:
Received: 2026-07-06
Accepted: 2026-11-04
Available Online: 2026-11-10

Keywords:
ARFIMA-FFNN; Hybrid; Long Memory; USD/IDR Exchange Rate

Abstract: The USD/IDR exchange rate is a dynamic economic indicator influenced by internal and external factors. The Autocorrelation Function (ACF) plot of daily JISDOR Bank Indonesia data for January 2023 to September 2025 indicated long memory characteristics, reflecting strong dependence between current and distant past observations, which makes the standard ARIMA model inadequate. This study aimed to develop the best forecasting model using a Hybrid ARFIMA–FFNN approach with data divided into training (80%) and testing (20%). The analysis included stationarity testing, long memory identification using Rescaled Range Statistics (R/S) and the Hurst Exponent, ARFIMA modeling, residual modeling using a Feed Forward Neural Network (FFNN) with backpropagation and Adam optimization, and accuracy evaluation using MAE and MAPE. Long memory was confirmed with Hurst Exponent H = 0,8365 and fractional parameter d = 0,3365. The best model, ARFIMA (2, 0,3365, 1)–FFNN (2-3-1), achieved a MAPE of 0,5024%, lower than standalone ARFIMA (2.6509%). The 10-business-day forecast for October 1–14, 2025 ranged from IDR 17.139,32 to IDR 17.358,10 per US dollar, indicating persistent rupiah depreciation of approximately 3–5% compared to September 2025 (IDR 16.430–IDR 16.775), with potential impacts on import costs and domestic inflation.

1. PENDAHULUAN

Nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) merupakan indikator makroekonomi yang dinamis dan strategis, karena pergerakannya secara langsung memengaruhi biaya impor, arus investasi, serta stabilitas ekonomi nasional (Lubis & Syarvina, 2023; Prameswati et al., 2025). Berdasarkan data JISDOR Bank Indonesia periode Januari 2023 hingga September 2025, nilai tukar USD/IDR menunjukkan pergerakan yang fluktuatif dengan kecenderungan pelemahan rupiah, yang berarti dibutuhkan jumlah rupiah yang lebih besar untuk memperoleh satu dolar AS. Fenomena ini mencerminkan tingginya tingkat ketidakpastian ekonomi, baik yang bersumber dari faktor global maupun domestik. Kondisi tersebut menegaskan pentingnya penerapan metode peramalan yang akurat sebagai dasar pengambilan keputusan, baik bagi otoritas moneter dalam merumuskan kebijakan maupun bagi pelaku usaha dalam mengelola risiko nilai tukar. Untuk mengidentifikasi karakteristik data nilai tukar tersebut, dilakukan analisis *Autocorrelation Function* (ACF).

Analisis ACF pada data USD/IDR memperlihatkan pola peluruhan yang sangat lambat dan bersifat hiperbolik, yang mengindikasikan adanya sifat *long memory* pada deret waktu tersebut (Wei, 2006). Karakteristik ini menunjukkan bahwa ketergantungan antarwaktu berlangsung dalam rentang yang sangat panjang, sehingga model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) konvensional kurang sesuai. Sebagai alternatif, model

Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) yang memperkenalkan orde diferensiasi fraksional terbukti lebih mampu menangkap dependensi jangka panjang tersebut (Granger & Joyeux, 1980; Hosking, 1981). Namun demikian, karena ARFIMA bersifat linier, model ini kurang optimal dalam menangkap pola nonlinier yang umum muncul pada data keuangan (Fitroh et al., 2023).

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian ini mengembangkan pendekatan *hybrid* ARFIMA–*Feed Forward Neural Network* (FFNN), di mana ARFIMA menangani komponen *long memory* dan FFNN dengan algoritma *backpropagation* serta optimasi Adam memodelkan pola nonlinier pada residualnya. Pendekatan ini dipilih karena dua keunggulan yang saling melengkapi. ARFIMA menggunakan parameter *differencing* pecahan sehingga mampu memodelkan ketergantungan jangka panjang secara lebih hemat parameter dibandingkan ARIMA berorde tinggi (Granger & Joyeux, 1980; Hosking, 1981), sedangkan FFNN mampu mempelajari hubungan nonlinier yang kompleks langsung dari data tanpa asumsi bentuk fungsional tertentu (Siang, 2009). Pendekatan ini juga sesuai dengan karakteristik data USD/IDR. Pola ACF yang meluruh hiperbolik menunjukkan adanya *long memory* yang sesuai ditangani ARFIMA, sedangkan fluktuasi tajam dan volatilitas yang tinggi pada data nilai tukar mengindikasikan adanya pola nonlinier yang tidak dapat ditangkap model linier (Fitroh et al., 2023), sehingga perlu dimodelkan oleh FFNN pada residual ARFIMA. Pendekatan *hybrid* serupa telah menunjukkan akurasi peramalan yang lebih unggul dibandingkan model tunggal (Aladag et al., 2012; Dowe et al., 2025; Rakshit & Paul, 2024), namun penerapannya secara khusus pada data USD/IDR masih sangat terbatas. Penelitian ini bertujuan membangun model *hybrid* ARFIMA–FFNN terbaik untuk meramalkan nilai tukar rupiah, serta menghasilkan proyeksi yang dapat menjadi acuan bagi pemangku kepentingan dalam menghadapi dinamika nilai tukar ke depan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Nilai tukar (*exchange rate*) merupakan harga mata uang suatu negara yang dinyatakan dalam mata uang negara lain. Dalam penelitian ini digunakan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR), yang menunjukkan jumlah rupiah yang diperlukan untuk memperoleh satu dolar Amerika Serikat (Prasetyo et al., 2021). Peningkatan nilai tukar USD/IDR menunjukkan depresiasi rupiah, sedangkan penurunannya menunjukkan apresiasi rupiah (Thamrin & Masdjojo, 2025). *Long memory* merupakan karakteristik data deret waktu yang menunjukkan adanya ketergantungan jangka panjang antar pengamatan, ditandai dengan pola autokorelasi yang menurun secara lambat menyerupai fungsi hiperbolik (Wei, 2006). Menurut Caraka et al. (2016), suatu proses deret waktu dikatakan memiliki sifat *long memory* apabila jumlah absolut autokorelasinya divergen. Identifikasi *long memory* dapat dilakukan menggunakan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) melalui estimasi Hurst Exponent.

Metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) mengukur tingkat persistensi suatu deret waktu berdasarkan hubungan antara nilai *rescaled range* (R/S) dan ukuran sampel. Perhitungannya diawali dengan menghitung rata-rata data pada persamaan (1), dengan T adalah banyaknya pengamatan dan X_t adalah nilai pengamatan ke-t

$$\bar{X} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} X_t \tag{1}$$

Selanjutnya, *adjusted mean* atau data terpusat dihitung dengan persamaan (2)

$$X_t^{adj} = X_t - \bar{X} \tag{2}$$

dan simpangan kumulatif dihitung dengan persamaan (3)

$$X_t^* = \sum_{i=1}^{t} X_i^{adj}, \qquad t = 1, 2, \dots, T \tag{3}$$

Rentang simpangan kumulatif R_t diperoleh dari selisih nilai maksimum dan minimum simpangan kumulatif pada persamaan (4),

$$R_t = max(X_1^*, X_2^*, \dots, X_t^*) - min(X_1^*, X_2^*, \dots, X_t^*) \tag{4}$$

sedangkan simpangan baku S_t dihitung dengan persamaan (5).

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{t}\sum_{i=1}^{t}(X_i - \bar{X})^2} \tag{5}$$

Nilai *rescaled range* diperoleh dengan membagi R_t dengan S_t seperti pada persamaan (6).

$$(\mathrm{R/S})_t = \frac{R_t}{S_t}, \quad t = 1, 2, \dots, T \tag{6}$$

Hubungan antara *Rescaled Range Statistics* dan *Hurst Exponent* dinyatakan sebagai $(R/S)_t = c \cdot t^H$, yang kemudian dilogaritmakan agar dapat diestimasi melalui regresi linier menjadi $\log(R/S)_t = \log c + H\log t$. Nilai *Hurst Exponent* (H) diestimasi menggunakan metode Ordinary Least Square (OLS) pada persamaan (7):

$$H = \frac{\sum_{j=1}^{T}(U_j - \bar{U})(V_j - \bar{V})}{\sum_{j=1}^{T}\left(U_j - \bar{U}\right)^2} \tag{7}$$

Nilai $H > 0.5$ menunjukkan bahwa data memiliki karakteristik *long memory* (Natanael et al., 2018; Rusadi et al., 2025).

Parameter *fractional differencing* (d) pada model ARFIMA dapat diestimasi dari *Hurst Exponent* melalui hubungan $\hat{d} = H - 0{,}5$ (Granger & Joyeux, 1980; Hosking, 1981). Nilai $0 < d < 0{,}5$ menunjukkan proses *long memory* yang stasioner dan dapat diinvers, sedangkan $d \geq 0{,}5$ menunjukkan proses yang tidak stasioner.

Data yang memiliki karakteristik *long memory* dimodelkan menggunakan *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA), yaitu pengembangan dari ARIMA dengan memungkinkan penggunaan *differencing* pecahan sehingga mampu mengakomodasi ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu (Rosadi et al., 2011). Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Granger & Joyeux (1980), dengan bentuk umum ARFIMA (p,d,q) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B) e_t \tag{8}$$

dengan $\phi(B)$ adalah komponen *autoregressive*, $\theta(B)$ adalah komponen *moving average*, d adalah *fractional differencing*, dan e_t adalah residual *white noise*. Tahapan pemodelan ARFIMA meliputi uji stasioneritas data, identifikasi *long memory*, estimasi parameter *fractional differencing*, identifikasi orde model menggunakan plot ACF dan PACF, estimasi parameter model, uji diagnostik residual, serta pemilihan model terbaik berdasarkan BIC.

Model ARFIMA adalah model yang bersifat linier, sehingga diperlukan pendekatan tambahan untuk menangkap pola nonlinier pada data, salah satunya menggunakan *Feed Forward Neural Network* (FFNN), yaitu arsitektur *Artificial Neural Network* yang memiliki aliran data satu arah dari input layer menuju output layer melalui *hidden layer* (Siang, 2009). Proses *feedforward* pada *hidden layer* dinyatakan sebagai:

$$z_{inj} = v_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij} \tag{9}$$

Output hidden layer

$$z_j = f\left(z_{inj}\right) \tag{10}$$

Proses *output layer*

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{jk} \tag{11}$$

Output jaringan

$$y_k = f(y_{in_k}) \tag{12}$$

dengan $f(\cdot)$ adalah fungsi aktivasi dan y_{in_k} adalah masukan bersih pada neuron *output* ke-k sebagaimana pada persamaan (11). Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi linier pada lapisan *output*, sehingga $y_k = f(y_{in_k}) = y_{in_k}$, dan fungsi *Tanh* pada lapisan tersembunyi, yaitu

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \tag{13}$$

dengan x adalah masukan bersih neuron tersembunyi (z_{in_j}). Pada lapisan *output* digunakan fungsi aktivasi linier, $y_k = y_{in_k}$.

Pelatihan jaringan FFNN dilakukan menggunakan algoritma *backpropagation*, yang digunakan untuk memperbarui bobot berdasarkan error yang dihasilkan (Rumelhart et al., 1986). Error pada *output* layer dirumuskan sebagai berikut:

$$\Delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \tag{14}$$

Pembaruan bobot selanjutnya dilakukan menggunakan optimasi *Adaptive Moment Estimation* (Adam), yaitu metode optimasi berbasis estimasi momen pertama dan kedua gradien (Kingma & Ba, 2015). Estimasi momen pertama dirumuskan sebagai $m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$, estimasi momen kedua dirumuskan sebagai $v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$ dengan g_t adalah gradien fungsi *loss* terhadap bobot pada iterasi ke-t, serta β_1 dan β_2 adalah laju peluruhan eksponensial untuk momen pertama dan kedua. Estimasi dimulai dari $m_0 = 0$ dan $v_0 = 0$, sehingga dilakukan koreksi bias $\hat{m}_t = \frac{m_t}{(1 - \beta_1{}^t)}$ dan $\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2{}^t}$, dan pembaruan parameter dinyatakan pada persamaan (15) berikut:

$$w_t = w_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \tag{15}$$

dengan η adalah *learning rate* dan ε adalah konstanta kecil agar tidak terjadi pembagian nol Untuk memanfaatkan keunggulan kedua pendekatan tersebut, dikembangkan model *hybrid* ARFIMA–FFNN yang mengombinasikan komponen linier dan nonlinier, di mana ARFIMA digunakan untuk menangkap pola linier dan *long memory*, sedangkan FFNN digunakan untuk memodelkan residual nonlinier dari ARFIMA. Tahapan *hybrid* meliputi pemodelan data menggunakan ARFIMA, pengambilan residual ARFIMA, pemodelan residual menggunakan FFNN, dan penggabungan hasil prediksi ARFIMA dan FFNN, dengan persamaan *hybrid* dinyatakan pada persamaan (16) sebagai:

$$\hat{X}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \tag{16}$$

dengan $\hat{L}_t$ adalah komponen linier hasil ARFIMA dan $\hat{N}_t$ adalah komponen nonlinier hasil FFNN. Terakhir, untuk mengevaluasi kinerja model peramalan yang telah dibangun, digunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dengan rumus masing-masing dinyatakan pada persamaan (17) dan (18):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |X_t - \hat{X}_t| \tag{17}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \times 100\% \tag{18}$$

Semakin kecil nilai MAE dan MAPE yang dihasilkan, maka semakin baik performa model peramalan yang digunakan (Makridakis et al., 1999).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) dengan frekuensi harian. Data diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia melalui laman JISDOR (*Jakarta Interbank Spot Dollar Rate*) pada alamat www.bi.go.id, yang merupakan kurs referensi resmi yang ditetapkan Bank Indonesia setiap hari kerja berdasarkan transaksi *spot* antar bank di pasar valuta asing domestik. Rentang waktu pengamatan meliputi periode Januari 2023 hingga September 2025 dengan total 650 observasi. Pemilihan periode ini didasarkan pada kondisi perekonomian Indonesia yang mulai menunjukkan kestabilan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya yang masih terdampak fase pemulihan pasca pandemi COVID-19, di mana pada masa pandemi fluktuasi nilai tukar rupiah cenderung tidak stabil seiring melemahnya kondisi ekonomi nasional (Mirani et al., 2021).

Adapun tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat periode Januari 2023 hingga September 2025 melalui situs resmi Bank Indonesia, kemudian melakukan eksplorasi awal data melalui pembuatan plot deret waktu dan perhitungan statistika deskriptif.
2. Membagi data menjadi data *training* dan *testing* berdasarkan tiga skenario proporsi, yaitu 75%:25%, 80%:20%, dan 90%:10%. Pemilihan proporsi terbaik didasarkan pada pemenuhan asumsi stasioneritas dalam pemodelan ARFIMA, sehingga diperoleh proporsi 80%:20% (520 data *training* dan 130 data *testing*) sebagai proporsi terbaik.
3. Melakukan uji stasioneritas pada data *training*, yaitu mengecek stasioneritas dalam varians menggunakan transformasi Box–Cox, serta mengecek stasioneritas dalam rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Apabila data belum stasioner dalam rata-rata, dilakukan *differencing*.
4. Mengidentifikasi karakteristik *long memory* secara visual melalui pola plot ACF, serta secara kuantitatif menggunakan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) dan *Hurst Exponent* sesuai persamaan (1)–(7). Apabila pola ACF menurun lambat menyerupai bentuk hiperbolik dan nilai $H > 0{,}5$, maka data memiliki karakteristik *long memory*, sehingga *differencing* dilakukan menggunakan nilai *d* pecahan.
5. Melakukan *fractional differencing* pada data menggunakan nilai estimasi *d* yang telah diperoleh, kemudian membentuk model ARFIMA melalui identifikasi orde model berdasarkan pola ACF dan PACF, estimasi parameter model, serta uji diagnostik residual (uji *white noise* dengan *Ljung-Box Test* dan uji normalitas). Model ARFIMA terbaik dipilih berdasarkan signifikansi parameter, pemenuhan asumsi residual, dan nilai BIC terkecil.
6. Menghitung residual model ARFIMA terbaik, kemudian menentukan struktur input FFNN berdasarkan lag residual yang signifikan pada plot PACF residual.
7. Membagi data residual menjadi residual *training* dan *testing*, kemudian menormalisasi data menggunakan *Min–Max Normalization* agar proses pelatihan jaringan lebih stabil.
8. Menentukan arsitektur FFNN dan parameter pelatihan melalui proses *tuning*, yaitu mencoba beberapa kombinasi jumlah unit tersembunyi, *batch size*, *learning rate*, dan fungsi aktivasi, dengan konfigurasi terbaik dipilih berdasarkan nilai MAE terkecil pada residual *testing*, kemudian melatih jaringan menggunakan algoritma *backpropagation* sesuai persamaan (9)–(14), dengan pembaruan bobot dan bias menggunakan optimasi *Adam* sesuai persamaan (15).

9. Menerapkan hasil pelatihan jaringan FFNN untuk memprediksi residual *testing*, kemudian melakukan denormalisasi terhadap hasil prediksi residual tersebut.
10. Membentuk model *hybrid* ARFIMA–FFNN dengan menggabungkan hasil prediksi ARFIMA dan prediksi residual FFNN sesuai persamaan (16), kemudian mengevaluasi akurasi model menggunakan MAE dan MAPE sesuai persamaan (17) dan (18).
11. Melakukan peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat menggunakan model *hybrid* ARFIMA–FFNN terbaik untuk 10 hari kerja ke depan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal analisis dilakukan dengan mengamati plot deret waktu nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) untuk memperoleh gambaran mengenai pola dan karakteristik data yang akan dimodelkan. Plot deret waktu tersebut disajikan pada Gambar 1.

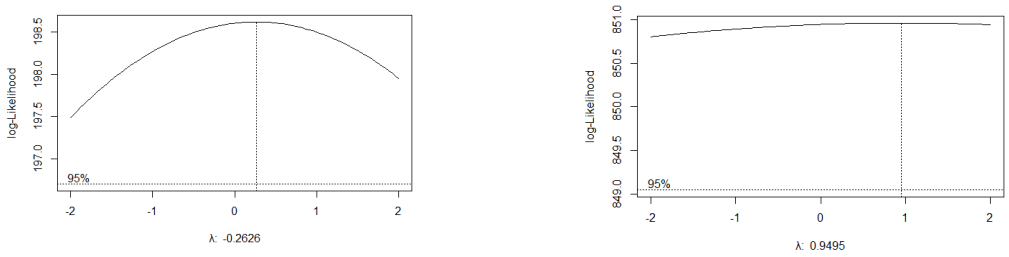


Gambar 1. Plot Deret Waktu Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat Periode Januari 2023 – September 2025

Berdasarkan plot deret waktu pada Gambar 1, data menunjukkan pola fluktuatif dengan kecenderungan meningkat pada akhir periode pengamatan, yang mengindikasikan pelemahan nilai rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, disertai volatilitas yang cukup tinggi akibat pengaruh kondisi ekonomi global dan domestik. Hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa nilai tukar USD/IDR memiliki rata-rata sebesar Rp15.779 dengan nilai maksimum Rp16.943 dan nilai minimum Rp14.632, sehingga diperoleh jangkauan sebesar Rp2.311, simpangan baku sebesar Rp538,75, dan variansi sebesar 290.248,98. Rentang data yang cukup besar ini menunjukkan bahwa pergerakan nilai tukar bersifat dinamis dan tidak stabil, sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menangkap pola linier maupun nonlinier pada data.

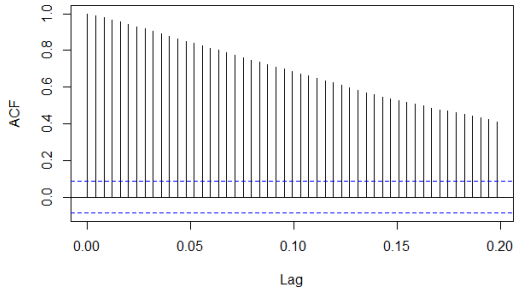
Penentuan proporsi pembagian data dilakukan melalui percobaan terhadap tiga skenario, yaitu 75%:25%, 80%:20%, dan 90%:10%, dengan pemilihan proporsi terbaik didasarkan pada pemenuhan asumsi stasioneritas dalam pemodelan ARFIMA. Berdasarkan hasil evaluasi, hanya proporsi 80%:20% yang memenuhi asumsi stasioneritas dengan satu kali transformasi, sedangkan proporsi 75%:25% dan 90%:10% memerlukan lebih dari satu kali transformasi sehingga kurang merepresentasikan karakteristik data secara optimal. Oleh karena itu, ditetapkan sebanyak 520 data *training* dan 130 data *testing* yang digunakan dalam seluruh tahapan pemodelan.

Pengujian stasioneritas dalam varians dilakukan menggunakan transformasi Box–Cox. Berdasarkan hasil plot Box–Cox pada Gambar 2, data awal belum stasioner dalam varians sehingga dilakukan transformasi hingga diperoleh *rounded value* mendekati 1, dengan bentuk transformasi $T(X_t) = \frac{X_t^{-0,2626}-1}{-0,2626}$.



Gambar 2. Plot Box-Cox Sebelum dan Setelah Dilakukan Transformasi

Setelah transformasi dilakukan, data menjadi lebih stabil dan memenuhi asumsi stasioneritas dalam varians (Wei, 2006). Selanjutnya, pengujian stasioneritas dalam rata-rata dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), dengan hasil *p-value* sebesar 0,1217, karena nilai tersebut lebih besar dari taraf signifikansi 5%, data transformasi awal dinyatakan belum stasioner dalam rata-rata, sehingga dilakukan *differencing*. Analisis deret waktu mengenal dua pendekatan *differencing*, yaitu *differencing* dengan bilangan bulat (*integer differencing*) untuk data berkarakteristik *short memory*, dan *differencing* dengan bilangan pecahan (*fractional differencing*) untuk data berkarakteristik *long memory*, sehingga diperlukan proses identifikasi *long memory* terlebih dahulu. Identifikasi *long memory* dilakukan secara visual menggunakan plot ACF dan secara kuantitatif menggunakan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) dan *Hurst Exponent*.



Gambar 3. Plot ACF Data *Training* Transformasi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat

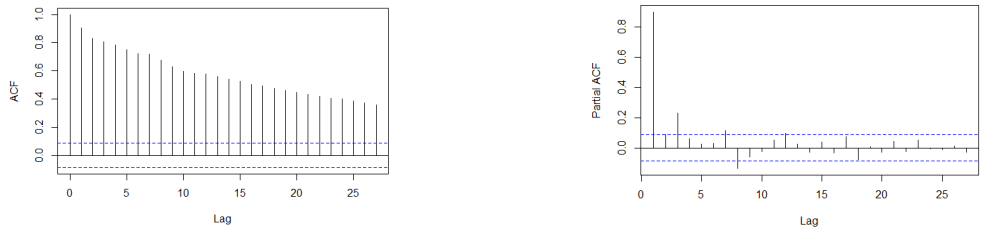
Plot ACF pada Gambar 3 menunjukkan pola autokorelasi yang menurun secara lambat menyerupai bentuk hiperbolik, yang mengindikasikan adanya karakteristik *long memory* pada data (Wei, 2006). Hasil identifikasi kuantitatif disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Hurst

Metode Estimasi	**Nilai *Hurst***
Simple R/S Hurst Estimation	0,8365
Corrected R over S Hurst Exponent	0,9887
Empirical Hurst Exponent	0,9804
Corrected Empirical Hurst Exponent	0,9537
Theoretical Hurst Exponent	0,5464

Tabel 1 menunjukkan bahwa seluruh estimator empiris menghasilkan nilai H > 0,5, yaitu *Simple R/S* (0,8365), *Corrected R over S* (0,9887), *Empirical* (0,9804), dan *Corrected Empirical* (0,9537), sehingga seluruh pendekatan konsisten menunjukkan bahwa data nilai tukar USD/IDR memiliki karakteristik *long memory* dengan persistensi yang kuat (Natanael et al., 2018; Rusadi et al., 2025). Estimator terkoreksi menghasilkan nilai yang mendekati 1, yang berarti kecenderungan tren jangka panjang yang sangat persisten. Adapun *Theoretical Hurst Exponent* (0,5464) merupakan nilai acuan pada deret acak tanpa *long memory* untuk

ukuran sampel yang sama, bukan estimasi dari data, dan seluruh estimasi empiris berada jauh di atasnya. Untuk memastikan bahwa data hasil *fractional differencing* telah stasioner dalam rata-rata, dilakukan kembali uji ADF dan diperoleh *p-value* sebesar 0,0207 yang lebih kecil dari 0,05, sehingga H_0 ditolak dan data dinyatakan telah stasioner dalam rata-rata. Selanjutnya, identifikasi orde model ARFIMA (p,d,q) dilakukan berdasarkan pola plot ACF dan PACF setelah data melalui proses *differencing* menggunakan parameter d = 0,3365, sebagaimana disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Setelah *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa beberapa lag awal masih berada di luar batas signifikansi, yang menunjukkan adanya autokorelasi signifikan sehingga komponen *autoregressive* dan *moving average* perlu dimodelkan. Dengan orde maksimum p = 3 dan q = 3, diperoleh 16 model tentatif ARFIMA (p,d,q) yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Model Tentatif ARFIMA

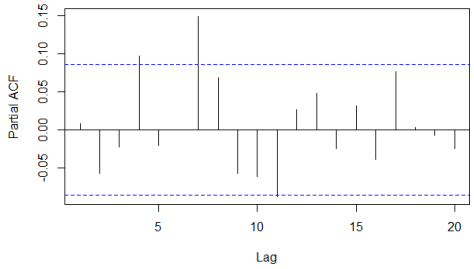
Model	AR(0)	AR(1)	AR(2)	AR(3)
MA(0)	ARFIMA (0,d,0)	ARFIMA (1,d,0)	ARFIMA (2,d,0)	ARFIMA (3,d,0)
MA(1)	ARFIMA (0,d,1)	ARFIMA (1,d,1)	ARFIMA (2,d,1)	ARFIMA (3,d,1)
MA(2)	ARFIMA (0,d,2)	ARFIMA (1,d,2)	ARFIMA (2,d,2)	ARFIMA (3,d,2)
MA(3)	ARFIMA (0,d,3)	ARFIMA (1,d,3)	ARFIMA (2,d,3)	ARFIMA (3,d,3)

Tabel 2 memuat seluruh kombinasi orde AR (p) pada kolom dan orde MA (q) pada baris, dengan d = 0,3365 yang tetap sebagai hasil estimasi pada tahap sebelumnya. Setiap sel pada tabel tersebut merupakan satu kandidat model yang kemudian dievaluasi pada Tabel 3.

Tabel 3. Evaluasi Model ARFIMA

No	ARFIMA (p,d,q)	Signifikansi Parameter	Ljung-Box	Uji Normalitas	BIC
1	ARFIMA (0,d,0)	Tidak Signifikan	0,0000	0,0023	-2671,956
2	ARFIMA (0,d,1)	Signifikan	0,0000	0,0159	-2947,139
3	ARFIMA (0,d,2)	Signifikan	0,1906	0,0348	-3004,252
4	ARFIMA (0,d,3)	Tidak Signifikan	0,0000	0,0379	-2966,205
5	ARFIMA (1,d,0)	Signifikan	0,2510	0,0860	-3132,123
6	ARFIMA (1,d,1)	Signifikan	0,7225	0,0693	-3131,768
7	ARFIMA (1,d,2)	Tidak Signifikan	0,9764	0,0657	-3134,641
8	ARFIMA (1,d,3)	Tidak Signifikan	0,9681	0,0422	-3128.494
9	ARFIMA (2,d,0)	Tidak Signifikan	0,7148	0,1028	-3128,924
10	ARFIMA (2,d,1)	Signifikan	0,8618	0,0825	-3134,987
11	ARFIMA (2,d,2)	Tidak Signifikan	0,9753	0,0414	-3128,483
12	ARFIMA (2,d,3)	Tidak Signifikan	0,9078	0,1075	-3127,257
13	ARFIMA (3,d,0)	Signifikan	0,9839	0,0646	-3134,919
14	ARFIMA (3,d,1)	Tidak Signifikan	0,9703	0,0607	-3128,717
15	ARFIMA (3,d,2)	Tidak Signifikan	0,9707	0,0725	-3122,477
16	ARFIMA (3,d,3)	Tidak Signifikan	0,9618	0,1244	-3121,151

Berdasarkan hasil tersebut, model ARFIMA (2,*d*,1) dipilih sebagai model terbaik karena seluruh parameternya signifikan, residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal dengan *p-value* uji Ljung–Box sebesar 0,8618 dan uji normalitas sebesar 0.0825, serta memiliki nilai BIC terkecil yaitu −3134,987, sehingga model ini dinyatakan paling optimal dalam memodelkan data nilai tukar USD/IDR dibandingkan model tentatif lainnya. Residual model ARFIMA selanjutnya digunakan sebagai input pada pemodelan FFNN, dengan struktur input dibentuk berdasarkan lag residual yang signifikan pada plot PACF residual, yang teridentifikasi hingga lag 11 (Gambar 5).



Gambar 5. Plot PACF Residual Data *Training* Skala Transformasi

Data residual kemudian dinormalisasi menggunakan *Min–Max Normalization* ke rentang [−1, 1] agar proses pelatihan jaringan lebih stabil (Siang, 2009). Hasil *tuning* menghasilkan arsitektur FFNN terbaik dengan 2 unit input, 3 unit tersembunyi, dan 1 unit *output* (2-3-1), fungsi aktivasi *Tanh* pada lapisan tersembunyi, fungsi linier pada lapisan *output*, *learning rate* 0,0001, *batch size* 32, *epoch* 100, fungsi *loss* MAE, serta optimasi Adam. Proses pelatihan jaringan menggunakan algoritma *backpropagation* dengan pembaruan bobot dan bias melalui optimasi Adam menghasilkan bobot dan bias akhir sebagaimana disajikan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Bobot dan Bias Akhir Lapisan Input ke Tersembunyi dengan Residual ARFIMA (2, 0,3365, 1)

i	j		
	h_1	h_2	h_3
1	0,3097	0,0628	0,2191
2	0,5346	−0,7072	0,0039
bias	−0,0470	0,0472	0,0516

Tabel 5. Bobot dan Bias Akhir Lapisan Tersembunyi ke Output dengan Residual ARFIMA (2, 0,3365, 1)

k	bias	j		
		h_1	h_2	h_3
1	−0,0506	1,1035	−1,0803	−0,7047

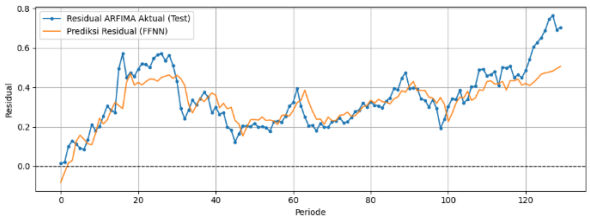
Berdasarkan nilai bobot dan bias akhir yang telah diperoleh dari proses pelatihan jaringan menggunakan residual *training* model ARFIMA (2, 0,3365, 1) sebagaimana tercantum pada Tabel 4 dan Tabel 5, selanjutnya dibentuk persamaan model FFNN (2-3-1)

$$\hat{e}_t = -0{,}0506 + 1{,}1035z_1 - 1{,}0803z_2 - 0{,}7047z_3$$

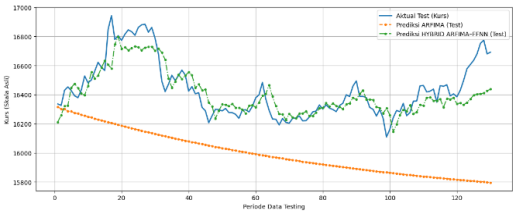
dengan,

$$z_1 = f(-0{,}0470 + 0{,}3097e_{t-1} + 0{,}5346e_{t-2})$$
$$z_2 = f(\ 0{,}0472 + 0{,}0628e_{t-1} - 0{,}7072e_{t-2})$$
$$z_3 = f(\ 0{,}0516 + 0{,}2191e_{t-1} + 0{,}0039e_{t-2})$$

Persamaan FFNN (2-3-1) yang telah terbentuk kemudian diterapkan untuk memprediksi residual data *testing* sebanyak 130 data.



Gambar 6a. Perbandingan Hasil Prediksi Residual ARFIMA terhadap Residual *Testing*

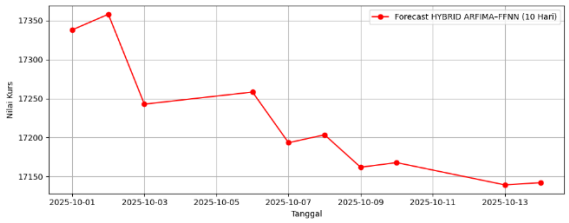


Gambar 6b. Perbandingan Prediksi Model ARFIMA dan ARFIMA-FFNN terhadap Data Aktual *Testing*

Kedua garis pada Gambar 6a tersebut menunjukkan pola pergerakan yang relatif searah, yang menandakan bahwa model FFNN (2-3-1) berhasil menangkap pola nonlinier pada residual model ARFIMA (2, 0,3365, 1) yang tidak mampu ditangkap oleh pendekatan linier. Kedua model selanjutnya dikombinasikan melalui pendekatan *hybrid* sesuai persamaan (16), sehingga terbentuk model *hybrid* ARFIMA (2, 0,3365, 1)-FFNN (2-3-1) yang dinyatakan sebagai $\hat{X}_t^{Hybrid} = \hat{X}_t^{ARFIMA} + (-0{,}0506 + 1{,}1035z_1 - 1{,}0803z_2 - 0{,}7047z_3)$. Model *hybrid* tersebut diterapkan untuk memprediksi data *testing* nilai tukar USD/IDR.

Gambar 6b mengindikasikan bahwa penggabungan model ARFIMA dengan FFNN memberikan peningkatan kemampuan prediksi yang lebih baik. Untuk membandingkan akurasi kedua model, dilakukan pengukuran MAPE sesuai persamaan (18), dan diperoleh MAPE model ARFIMA (2, 0,3365, 1) sebesar 2.6509%, sedangkan model *hybrid* ARFIMA (2, 0,3365, 1)-FFNN (2-3-1) sebesar 0,5024%. Selisih sebesar 2.1485% ini menunjukkan bahwa penggabungan model ARFIMA dengan FFNN melalui pendekatan *hybrid* mampu meningkatkan akurasi peramalan secara signifikan dibandingkan penggunaan model ARFIMA secara tunggal.

Berdasarkan model *hybrid* ARFIMA (2, 0,3365, 1)–FFNN (2-3-1) terpilih, dilakukan peramalan nilai tukar USD/IDR untuk 10 hari kerja ke depan pada periode 1–14 Oktober 2025. Horizon peramalan 10 hari kerja dipilih karena peramalan jangka pendek lebih relevan untuk mendukung pengambilan keputusan ekonomi dan cenderung menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan horizon yang lebih panjang (Kiplangat, 2024).



Gambar 7. Peramalan *Hybrid* ARFIMA (2, 0,3365, 1)-FFNN (2-3-1)

Gambar 7 menunjukkan bahwa nilai tukar USD/IDR pada periode tersebut diproyeksikan berada pada kisaran Rp17.139.32–Rp17.358.10 per dolar AS, dengan puncak pelemahan terjadi pada 2 Oktober 2025. Dibandingkan data aktual September 2025 yang berada di kisaran Rp16.430–Rp16.775, hasil ini mengindikasikan proyeksi pelemahan rupiah sekitar 3–5% memasuki awal Oktober 2025. Meskipun terdapat koreksi setelah mencapai puncaknya, nilai kurs tetap bertahan di kisaran Rp17.000-an hingga akhir periode peramalan, yang menunjukkan bahwa pelemahan rupiah bersifat *persistent* dan sejalan dengan karakteristik *long memory* yang teridentifikasi pada data USD/IDR dengan nilai *Hurst Exponent* H = 0,8365. Proyeksi pelemahan rupiah ke level tersebut berpotensi meningkatkan biaya impor bahan baku industri, energi, dan pangan, sehingga dapat mendorong tekanan inflasi di dalam negeri (Satyatama, 2024). Dengan tingkat akurasi yang

sangat baik (MAPE = 0,5024%), hasil peramalan ini dapat menjadi referensi bagi pelaku usaha maupun otoritas moneter dalam mengambil langkah antisipasi terhadap pergerakan nilai tukar rupiah ke depan.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan model peramalan *hybrid* ARFIMA–FFNN untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) menggunakan data harian JISDOR Bank Indonesia periode Januari 2023 hingga September 2025. Data USD/IDR terbukti memiliki karakteristik *long memory* yang ditunjukkan oleh nilai *Hurst Exponent* H = 0,8365 dan parameter diferensiasi fraksional d = 0,3365, sehingga model ARIMA standar kurang sesuai untuk diaplikasikan pada data ini.

Model terbaik yang diperoleh adalah ARFIMA (2, 0,3365, 1)–FFNN (2-3-1), dipilih berdasarkan nilai BIC terkecil (−3134,987) dengan residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Model *hybrid* ini menghasilkan MAPE sebesar 0,5024%, jauh lebih kecil dibandingkan model ARFIMA tunggal yang menghasilkan MAPE sebesar 2,6509%. Penurunan nilai MAPE sebesar 2,1485% menunjukkan bahwa integrasi FFNN secara signifikan meningkatkan akurasi peramalan melalui kemampuannya menangkap pola nonlinier pada residual ARFIMA.

Hasil peramalan untuk 10 hari kerja ke depan (1–14 Oktober 2025) memproyeksikan nilai tukar USD/IDR berada pada kisaran Rp17.139,32–Rp17.358,10, mengindikasikan pelemahan rupiah sekitar 3–5% yang bersifat *persistent* dibandingkan periode September 2025. Dengan tingkat akurasi yang sangat baik, model *hybrid* ARFIMA–FFNN ini berpotensi menjadi salah satu alat bantu peramalan jangka pendek bagi pelaku usaha maupun otoritas moneter, dengan catatan evaluasi hanya berdasarkan satu periode *holdout* dan belum melibatkan variabel ekonomi eksternal.

DAFTAR PUSTAKA

Aladag, C. H., Egrioglu, E., & Kadilar, C. (2012). Improvement in forecasting accuracy using the hybrid model of ARFIMA and feed forward neural network. *American Journal of Intelligent Systems*, *2*(2), 12–17.

Caraka, R. E., Sugiyarto, W., Yasin, H., & Mahmud, Z. (2016). Long Memory Models to Forecasting Temperature. *Seminar Nasional Meteorologi Dan Klimatologi*.

Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, *74*(366a), 427–431.

Dowe, D. L., Peiris, S., & Kima, E. (2025). A novel ARFIMA-ANN hybrid model for forecasting time series—and its role in explainable AI. *Journal of Econometrics and Statistics*, *5*(1), 107–127.

Fitroh, K. A., Santoso, R., & Suparti, S. (2023). Pemodelan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat Menggunakan Regresi Nonparametrik Campuran Kernel dan Spline. *Jurnal Gaussian*, *11*(4), 522–531.

Granger, C. W. J., & Joyeux, R. (1980). An introduction to long-memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*, *1*(1), 15–29.

Hosking, J. R. M. (1981). Fractional Differencing. *Biometrika*, 68(1), 165–176.

Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015), San Diego, CA, USA*. https://arxiv.org/abs/1412.6980

Kiplangat, D. C. (2024). Forecasting currency exchange rates using EMD-ARIMA model. *International Journal of Science and Research Archive*, *13*(2), 1469–1484. https://doi.org/10.30574/ijsra.2024.13.2.2273

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., McGee, V. E., Andriyanto, U. S., & Basith, A. (1999). *Metode & Aplikasi Peramalan. Terjemahan Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith*. Erlangga.

Mirani, K. P., Margareth, A. N., Cahyarani, N., & Maulana, A. (2021). Strategi Kebijakan Fiskal Pemerintah Dalam Meningkatkan Perekonomian Indonesia Pada Masa Pandemi Covid-19. *Bilancia: Jurnal Ilmiah Akuntansi*, *5*(2), 193–204.

Lubis, N. H., & Syarvina, W. (2023). Analisis Pengaruh Nilai Tukar (Kurs) dan Inflasi terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. Al-Istimrar: *Jurnal Ekonomi Syariah*, 2(2), 150-162.

Natanael, D. K., Safitri, D., & Suparti, S. (2018). Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, *6*(1).

Prameswati, D., Nabiha, F. H., Octaviani, F. T., Puri, G. A., Nugroho, K. A. P., & Nuraya, A. S. (2025). Dinamika Inflasi di Indonesia, Analisis Faktor-Faktor Penyebab dan Dampaknya. *JSE: Jurnal Sharia Economica*, 4(3), 53-67.

Prasetyo, V. R., Lazuardi, H., Mulyono, A. A., & Lauw, C. (2021). Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Regresi Linier. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi (TEKNOSI)*, *7*(1), 8–17.

Rakshit, D., & Paul, R. K. (2024). Hybrid ARFIMA-LRNN Model for Forecasting Commodity Prices. *Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*.

Rosadi, Kurniawan, D., & Wuri, N. (2011). *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R: Aplikasi untuk Bidang Ekonomi, Bisnis, dan Keuangan / Dedi Rosadi*. ANDI.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, *323*(6088), 533–536.

Rusadi, A. F., Rahkmawati, Y., & Handayani, F. (2025). Penerapan Model Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar (USD/IDR). *Jurnal Gaussian*, *14*(2), 535–546.

Satyatama, A. P. (2024*).* Analisis Dampak Melemahnya Nilai Rupiah Terhadap Harga Barang Impor, Inflasi, dan Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia Tahun 2020-2024*. Community Engagement & Emergence Journal (CEEJ)*, 5(6), 1905-1914.

Siang, J. J. (2009). *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya menggunakan Matlab*. Andi Offset.

Thamrin, A., & Masdjojo, G. N. (2025). Analisis Faktor-Faktor Perubahan Kurs (Valuta Asing). *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA)*, *9*(1), 1633–1654.

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