



## Perbandingan ARIMA dan LSTM pada Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Salsabila Selavieamanda Adyarta<sup>1</sup>, Ani Oktarini Sari<sup>2\*</sup>

Email: <sup>1</sup>15220012@nusamandiri.ac.id, <sup>2</sup>ani.aos@nusamandiri.ac.id

<sup>1,2</sup>Sains Data, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Nusa Mandiri

Diterima: 05 April 2020 | Direvisi: 05 Mei 2020 | Disetujui: 27 Mei 2020

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

### Abstrak

Pergerakan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat bersifat dinamis dan cenderung tidak stasioner, sehingga diperlukan model peramalan yang mampu mengakomodasi karakteristik data tersebut secara optimal. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi dan membandingkan kinerja algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat melalui skema perbandingan yang setara menggunakan pendekatan univariat. Data penelitian berupa data harian sekunder yang diperoleh dari Yahoo Finance selama periode Januari 2021 hingga Mei 2026. Selanjutnya, data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan proporsi 80:20. Model ARIMA dikembangkan melalui proses penentuan parameter terbaik menggunakan grid search berdasarkan hasil uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF), kemudian dilakukan pengujian diagnostik menggunakan uji Ljung-Box dan Jarque-Bera. Adapun model LSTM dirancang dengan dua lapisan tersembunyi (hidden layer) serta menerapkan mekanisme early stopping untuk mencegah terjadinya overfitting. Kinerja kedua model diukur menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Error (MAE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model ARIMA(1,1,0), dengan nilai MAPE sebesar 0,51%, RMSE sebesar 118,80, dan MAE sebesar 84,72, sedangkan ARIMA memperoleh nilai MAPE sebesar 1,87%, RMSE sebesar 388,17, dan MAE sebesar 310,20. Berdasarkan hasil tersebut, LSTM dinilai lebih efektif dalam memprediksi pergerakan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat. Model terbaik kemudian dimanfaatkan untuk menghasilkan prediksi nilai tukar selama 30 hari ke depan dan diimplementasikan dalam dashboard interaktif berbasis Streamlit sebagai media penyajian hasil prediksi.

**Kata kunci:** Nilai Tukar Rupiah, ARIMA, Long Short-Term Memory, Peramalan Deret Waktu, Machine Learning

### Comparison of ARIMA and LSTM in Predicting the Rupiah to US Dollar Exchange Rate

#### Abstract

The Rupiah–United States Dollar exchange rate exhibits dynamic fluctuations and tends to be non-stationary, necessitating a forecasting model capable of effectively capturing these data characteristics. This study aims to evaluate and compare the performance of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Long Short-Term Memory (LSTM) algorithms in forecasting the Rupiah–United States Dollar exchange rate using an equivalent comparison scheme based on a univariate approach. The study utilized secondary daily exchange rate data obtained from Yahoo Finance covering the period from January 2021 to May 2026. The dataset was subsequently divided into training and testing sets using an 80:20 ratio. The ARIMA model was developed by determining the optimal parameters through a grid search based on the results of the Augmented Dickey-Fuller (ADF) stationarity test, followed by diagnostic evaluation using the Ljung-Box and Jarque-Bera tests. Meanwhile, the LSTM model was constructed with two hidden layers and incorporated an early stopping mechanism to prevent overfitting. The performance of both models was evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Error (MAE). The experimental results indicate that the LSTM model achieved higher forecasting accuracy than the ARIMA(1,1,0) model, with a MAPE of 0.51%, RMSE of 118.80, and MAE of 84.72, whereas the ARIMA model produced a MAPE of 1.87%, RMSE of 388.17, and MAE of 310.20. These findings demonstrate that the LSTM model is more effective in

*forecasting the Rupiah–United States Dollar exchange rate. The best-performing model was subsequently employed to generate a 30-day exchange rate forecast and implemented in a Streamlit-based interactive dashboard to facilitate the visualization of forecasting results.*

**Keywords:** Rupiah Exchange Rate, ARIMA, Long Short-Term Memory, Time Series Forecasting, Machine Learning

## 1. PENDAHULUAN

Sebagai penghubung antara aktivitas ekonomi dalam negeri dan pasar internasional, nilai tukar mata uang memegang peranan penting dalam perekonomian suatu negara. Pergerakannya dapat memengaruhi berbagai indikator makroekonomi, seperti neraca perdagangan, inflasi, tingkat ketenagakerjaan, dan stabilitas ekonomi[1]. Di Indonesia, perubahan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat (USD) menjadi perhatian berbagai pemangku kepentingan karena memiliki dampak terhadap perdagangan internasional, investasi, inflasi, biaya impor, serta efektivitas kebijakan moneter. Fluktuasi nilai tukar dipengaruhi oleh beragam faktor ekonomi domestik dan global, antara lain kebijakan moneter, kinerja neraca perdagangan, pergerakan arus modal internasional, serta ketidakpastian akibat kondisi geopolitik global. Interaksi berbagai faktor tersebut menciptakan dinamika nilai tukar yang kompleks dan berubah secara terus-menerus[2]. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi yang mampu menghasilkan estimasi yang andal sebagai dasar dalam mendukung proses pengambilan keputusan di bidang ekonomi dan keuangan.

Kompleksitas pergerakan nilai tukar yang terus meningkat dalam beberapa tahun terakhir menegaskan pentingnya penggunaan metode peramalan yang mampu menangkap karakteristik data secara akurat. Informasi hasil prediksi yang andal menjadi referensi penting bagi pemerintah dalam merancang kebijakan ekonomi serta bagi pelaku pasar dalam merumuskan keputusan investasi secara lebih efektif [3]. Peramalan berbasis *time series* berfokus pada analisis karakteristik data masa lalu guna mengembangkan model yang mampu merepresentasikan pola pergerakan data. Model tersebut kemudian dimanfaatkan untuk menghasilkan prediksi yang akurat serta mendukung kegiatan pemantauan dan pengendalian nilai pada periode berikutnya [4]. Salah satu pendekatan yang telah banyak digunakan dalam analisis deret waktu adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dalam proses peramalan, metode ini mengandalkan pola yang diperoleh dari data historis sebagai dasar pembentukan prediksi. ARIMA dikembangkan melalui penggabungan model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) sehingga mampu merepresentasikan karakteristik deret waktu secara lebih baik [5]. Sebagai metode peramalan deret waktu, ARIMA mampu merepresentasikan hubungan antara observasi masa lalu dan pola tren yang terkandung dalam data. Karakteristik tersebut menjadikan model ini banyak diadopsi untuk menyelesaikan berbagai permasalahan prediksi pada sektor ekonomi dan keuangan[6].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah mendorong pemanfaatan metode berbasis deep learning sebagai alternatif untuk mengatasi keterbatasan model statistik konvensional. Salah satu algoritma yang banyak diterapkan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mempelajari ketergantungan jangka pendek maupun jangka panjang pada data berurutan. Melalui mekanisme *memory cell* yang dikendalikan oleh *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, LSTM mampu mempertahankan informasi penting dari data historis sehingga lebih efektif dalam menangkap pola nonlinier dan fluktuasi yang kompleks. Berbagai kajian terkini melaporkan LSTM secara konsisten lebih akurat dibandingkan model statistik konvensional maupun arsitektur pembelajaran mesin lain pada berbagai pasangan mata uang [7], [8].

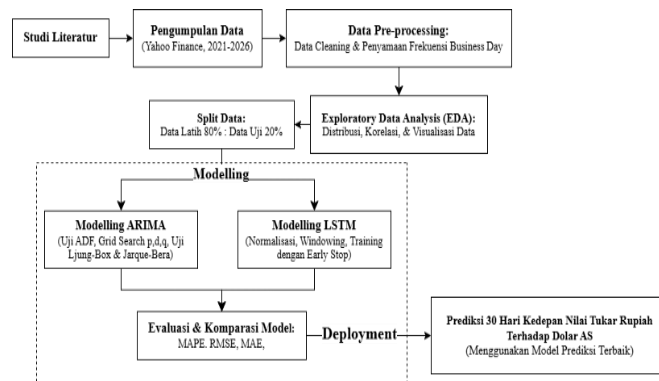
Meskipun demikian, tinjauan sistematis terhadap literatur peramalan nilai tukar berbasis pembelajaran mesin menunjukkan penelitian yang ada masih berfokus pada mata uang utama dunia, sementara kajian komparatif untuk mata uang negara berkembang seperti Rupiah relatif terbatas [9]. Penelitian nasional terdahulu juga umumnya membandingkan ARIMA dan LSTM dengan skema input yang tidak setara, misalnya ARIMA univariat dibandingkan LSTM yang dilengkapi variabel tambahan [10], [11], [12], [13], sehingga keunggulan yang dilaporkan belum tentu murni berasal dari kapabilitas arsitektur. Sebagian besar penelitian tersebut juga menggunakan rentang data yang relatif singkat dan belum mencakup periode pelemahan Rupiah belakangan ini, serta tidak selalu melengkapi pembangunan model ARIMA dengan pengujian stasioneritas dan kelayakan residual yang memadai [14], [15].

Penelitian ini menggunakan data harian nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat selama periode Januari 2021 hingga Mei 2026 yang diperoleh dari Yahoo Finance. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja algoritma ARIMA dan LSTM dalam memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat menggunakan skema eksperimen yang setara. Pada model ARIMA, proses pemodelan diawali dengan pengujian stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), dilanjutkan dengan penentuan parameter optimal melalui *grid search*, serta evaluasi diagnostik menggunakan uji Ljung–Box dan Jarque–Bera. Sementara itu, model LSTM dibangun menggunakan dua lapisan *hidden layer* dan menerapkan mekanisme *early stopping* untuk mengurangi risiko *overfitting*. Selanjutnya, performa kedua model dibandingkan menggunakan tiga metrik evaluasi yang umum digunakan pada prediksi deret waktu, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan bukti empiris mengenai efektivitas kedua metode pada data deret waktu finansial serta menjadi referensi bagi peneliti dan praktisi dalam menentukan algoritma prediksi yang sesuai dengan karakteristik data yang dianalisis. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan bagi pengembangan penelitian selanjutnya, khususnya dalam eksplorasi model prediksi yang lebih adaptif dan memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi. Kontribusi penelitian ini adalah skema pembandingan yang metodologis setara, kelengkapan uji diagnostik statistik, serta implementasi model terbaik ke dalam *dashboard* interaktif berbasis web sebagai sarana pemanfaatan praktis hasil penelitian.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain komparatif eksperimental (*computational experiment*) yang membandingkan performa ARIMA dan LSTM pada dataset nilai tukar yang identik secara univariat. Data sekunder berupa nilai tukar harian Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat diperoleh dari Yahoo Finance melalui pustaka *yfinance* pada bahasa pemrograman Python, mencakup periode 1 Januari 2021 hingga 27 Mei 2026, menghasilkan 1.409 observasi setelah penyamaan frekuensi ke hari bursa (*business day*) dan pengisian nilai kosong menggunakan metode *forward-fill*. Empat variabel pendukung, yaitu indeks kekuatan Dolar global (DXY), harga emas dunia, harga minyak dunia, dan Indeks Harga Saham Gabungan, turut dikumpulkan namun hanya digunakan pada tahap eksplorasi data untuk analisis korelasi, bukan sebagai input model akhir, agar skema pembandingan tetap setara. Dataset dibagi menjadi data latih (80%, 1 Januari 2021–28 April 2025) dan data uji (20%, 29 April 2025–27 Mei 2026) secara kronologis.

Alur penelitian secara keseluruhan mengikuti tahapan pada Gambar 1, dimulai dari studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan, eksplorasi data, pembagian data, pemodelan paralel ARIMA dan LSTM, evaluasi dan komparasi, hingga penerapan model terbaik pada *dashboard*.



Gambar 1. Diagram Prosedur Penelitian

### 2.1. Pemodelan ARIMA

Model ARIMA dibangun mengikuti kerangka umum pada Persamaan (1) berikut, sebagaimana juga diterapkan pada kajian peramalan nilai tukar dan harga komoditas terdahulu [14], [15]:

$$\Delta^d Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta^d Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

dengan  $Y_t$  adalah nilai tukar pada waktu  $t$ ,  $\Delta^d$  adalah operator *differencing* orde  $d$ ,  $\phi_i$  dan  $\theta_j$  berturut-turut adalah koefisien komponen autoregresif dan rata-rata bergerak,  $\varepsilon_t$  adalah galat, dan  $c$  adalah konstanta. Sebelum estimasi, dilakukan uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) pada data latih, apabila belum stasioner, dilakukan *differencing*. Pencarian *grid* orde  $p$  dan  $q$  pada rentang 0–3 dilakukan dengan kriteria pemilihan berupa MAPE data uji. Kelayakan model diuji melalui uji *Ljung-Box* (autokorelasi residual) dan uji *Jarque-Bera* (normalitas residual).

### 2.2. Pemodelan LSTM

Model LSTM dibangun secara univariat menggunakan riwayat nilai tukar itu sendiri, dengan data dinormalisasi ke rentang 0–1 menggunakan *MinMaxScaler* dan disusun melalui pendekatan jendela geser (*lookback window*) 30 hari. Arsitektur terdiri atas dua lapisan LSTM (64 dan 32 unit) yang masing-masing diikuti lapisan *dropout* 0,2, serta satu lapisan *dense* sebagai keluaran akhir, mengikuti mekanisme *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* pada struktur sel memori [16]. Pelatihan menggunakan *optimizer Adam* dengan fungsi kerugian MSE, ukuran *batch* 32, dan mekanisme *early stopping* (*patience 10 epoch*) untuk mencegah *overfitting*.

### 2.3. Metrik Evaluasi

Kedua model dievaluasi menggunakan tiga metrik pada Persamaan (2)–(4), sebagaimana lazim digunakan pada kajian peramalan deret waktu keuangan [14], [17]:

$$MAPE = \left( \frac{1}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - (\hat{Y})_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\left( \frac{1}{n} \right) \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (3)$$

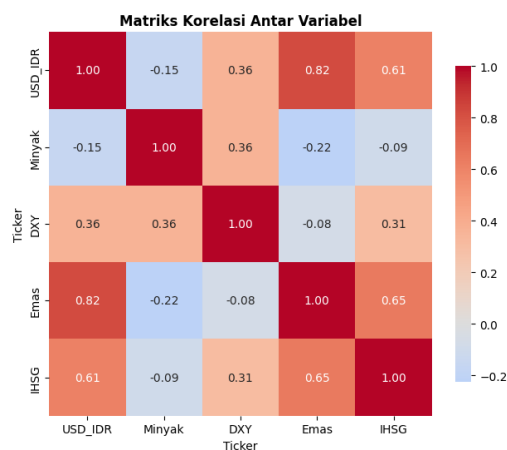
$$MAE = \left( \frac{1}{n} \right) \sum_{t=1}^n |Y_t - (\hat{Y})_t| \quad (4)$$

dengan  $Y_t$  adalah nilai aktual,  $\hat{Y}_t$  adalah nilai prediksi, dan  $n$  adalah jumlah data uji. Model dengan nilai ketiga metrik yang secara konsisten lebih rendah dinyatakan sebagai model dengan akurasi lebih baik.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Eksplorasi dan Korelasi Data

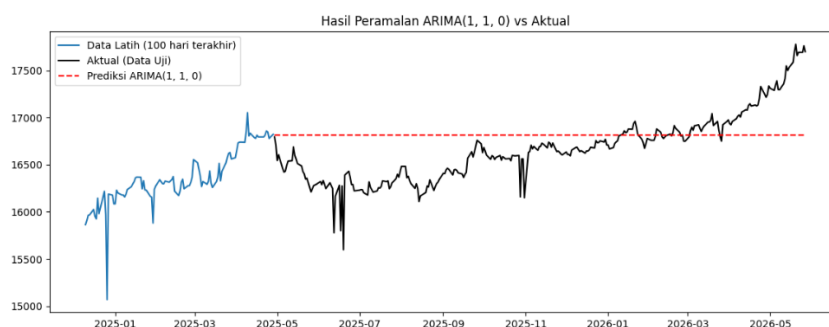
Nilai tukar USD/IDR pada periode pengamatan bergerak pada rentang Rp13.828,14 hingga Rp17.777,00, dengan rata-rata Rp15.461,96 dan deviasi standar 901,74, menunjukkan tren pelemahan yang cukup konsisten. Analisis korelasi pada Gambar 2 menunjukkan harga emas dunia memiliki korelasi positif terkuat terhadap nilai tukar (0,8207), diikuti IHSG (0,6094) dan DXY (0,3631), sementara harga minyak dunia berkorelasi negatif (-0,1540), sejalan dengan kajian keterhubungan harga komoditas dan nilai tukar mata uang [18]. Meskipun demikian, keempat variabel pendukung ini tidak diikutsertakan pada model akhir karena kedua model dibangun univariat.



Gambar 2. Matriks Korelasi Antar Variabel

#### 3.2. Hasil Pemodelan ARIMA

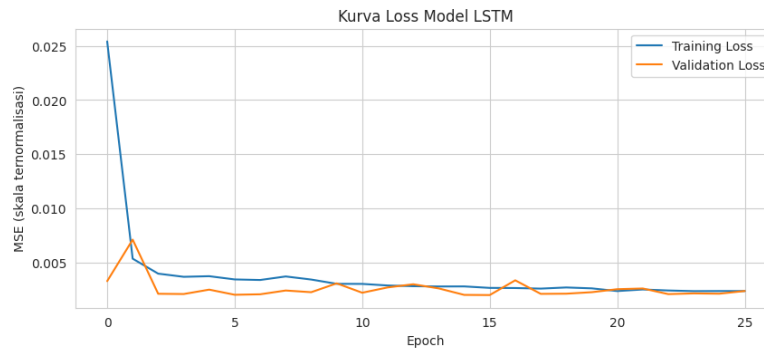
Uji ADF menunjukkan data level tidak stasioner (statistik -0,7048;  $p=0,8455$ ), namun stasioner setelah *differencing* satu kali (statistik -25,3671;  $p<0,001$ ). Pencarian grid menghasilkan ARIMA(1,1,0) sebagai model terbaik berdasarkan MAPE data uji terendah (1,8686%), dengan koefisien ar.L1 sebesar -0,2314 ( $p<0,001$ ) yang signifikan secara statistik. Hasil prediksi ARIMA(1,1,0) terhadap data aktual disajikan pada Gambar 3, memperlihatkan garis prediksi yang relatif datar akibat asumsi linearitas model, kurang responsif terhadap tren jangka panjang pada rentang uji 282 hari. Model ARIMA(1,1,0) menghasilkan MAPE 1,87%, RMSE 388,17, dan MAE 310,20 pada data uji. Uji *Ljung-Box* menunjukkan residual bersifat *white noise* ( $p=0,9999$  pada lag 10), namun uji *Jarque-Bera* menolak normalitas residual ( $p<0,001$ ), sehingga model tetap valid untuk estimasi titik meski estimasi selang kepercayaan berpotensi kurang akurat.



Gambar 3. Hasil Peramalan ARIMA(1,1,0) terhadap Data Aktual

#### 3.3. Hasil Pemodelan LSTM

Model LSTM dilatih selama 26 *epoch* sebelum *early stopping* aktif, dengan kurva *loss* pelatihan dan validasi yang menurun tajam pada *epoch* awal kemudian stabil tanpa indikasi *overfitting* signifikan. Hasil prediksi LSTM terhadap data aktual pada Gambar 4 menunjukkan kemampuan mengikuti tren non-linear dan pergerakan naik pada akhir periode uji secara jauh lebih dekat dibandingkan ARIMA. Model LSTM menghasilkan MAPE 0,51%, RMSE 118,80, dan MAE 84,72 pada data uji, jauh lebih baik dibandingkan ARIMA pada ketiga metrik.

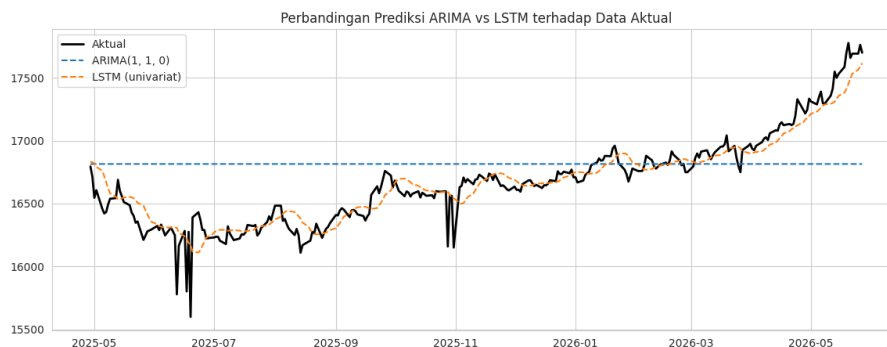


Gambar 4. Hasil Peramalan LSTM terhadap Data Aktual

### 3.4 Perbandingan Performa Model

Tabel 1. Perbandingan Performa ARIMA dan LSTM

| Model            | MAPE (%) | RMSE     | MAE      |
|------------------|----------|----------|----------|
| LSTM (univariat) | 0,5097   | 118,8008 | 84,7224  |
| ARIMA (1,1,0)    | 1,8686   | 388,1693 | 310,1962 |



Gambar 5. Perbandingan Prediksi ARIMA dan LSTM terhadap Data Aktual

Tabel 1 dan Gambar 5 menunjukkan LSTM secara konsisten mengungguli ARIMA pada seluruh metrik evaluasi. Merujuk kriteria akurasi MAPE Lewis (1982), kedua model tergolong sangat akurat ( $MAPE < 10\%$ ), namun LSTM tetap menunjukkan keunggulan yang jauh lebih besar. Temuan ini sejalan dengan kajian yang membandingkan *Multilayer Perceptron*, *Random Forest*, dan LSTM untuk nilai tukar Euro terhadap Dolar Amerika Serikat yang juga menyimpulkan LSTM sebagai model dengan akurasi tertinggi [7], serta kajian hibrida yang menegaskan keunggulan pendekatan pembelajaran mendalam dibandingkan model statistik konvensional [8]. Keunggulan LSTM kemungkinan besar disebabkan kemampuannya menangkap pola non-linear dan tren jangka panjang, sementara ARIMA yang bekerja pada asumsi linearitas hanya menghasilkan prediksi relatif mendatar pada rentang uji yang panjang. Menariknya, MAPE ARIMA pada penelitian ini (1,87%) berbeda dari kajian serupa yang melaporkan MAPE ARIMA 1% pada data bulanan [10], kemungkinan disebabkan perbedaan frekuensi data dan rentang prediksi yang diuji. Hasil ini konsisten dengan Adha dkk.[19] yang juga melaporkan LSTM berbasis dua lapisan (64 unit) dengan *dropout* dan *optimizer Adam* menghasilkan prediksi harga komoditas yang lebih akurat dibandingkan model pembanding, serta penelitian lain [20] yang menegaskan pentingnya uji stasioneritas ADF dan kriteria AIC dalam pemilihan orde model statistik deret waktu sebelum dibandingkan dengan pendekatan lain.

### 3.5 Prediksi 30 Hari ke Depan dan Implementasi *Dashboard*

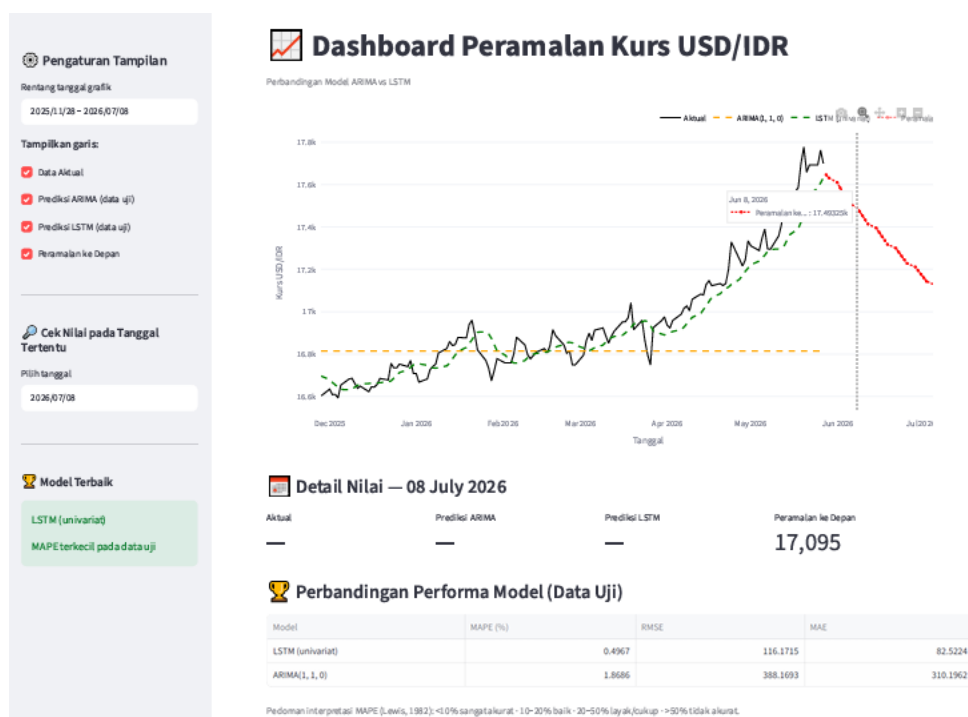
Model LSTM sebagai model terbaik dilatih ulang menggunakan keseluruhan data untuk menghasilkan prediksi 30 hari bursa ke depan (28 Mei–8 Juli 2026), sebagaimana disajikan pada Tabel 2, yang menunjukkan proyeksi kelanjutan tren pelemahan Rupiah secara bertahap.

Tabel 2. Hasil Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar AS 30 Hari ke Depan (Model LSTM)

| Tanggal     | Prediksi (Rp) | Tanggal      | Prediksi (Rp) |
|-------------|---------------|--------------|---------------|
| 28 Mei 2026 | 17.715,00     | 18 Juni 2026 | 17.799,00     |
| 29 Mei 2026 | 17.718,00     | 19 Juni 2026 | 17.805,00     |
| 1 Juni 2026 | 17.722,00     | 22 Juni 2026 | 17.811,00     |
| 2 Juni 2026 | 17.726,00     | 23 Juni 2026 | 17.817,00     |

| Tanggal      | Prediksi (Rp) | Tanggal      | Prediksi (Rp) |
|--------------|---------------|--------------|---------------|
| 3 Juni 2026  | 17.732,00     | 24 Juni 2026 | 17.823,00     |
| 4 Juni 2026  | 17.738,00     | 25 Juni 2026 | 17.828,00     |
| 5 Juni 2026  | 17.744,00     | 26 Juni 2026 | 17.834,00     |
| 8 Juni 2026  | 17.750,00     | 29 Juni 2026 | 17.840,00     |
| 9 Juni 2026  | 17.757,00     | 30 Juni 2026 | 17.846,00     |
| 10 Juni 2026 | 17.763,00     | 1 Juli 2026  | 17.851,00     |
| 11 Juni 2026 | 17.769,00     | 2 Juli 2026  | 17.857,00     |
| 12 Juni 2026 | 17.775,00     | 3 Juli 2026  | 17.863,00     |
| 15 Juni 2026 | 17.781,00     | 6 Juli 2026  | 17.868,00     |
| 16 Juni 2026 | 17.787,00     | 7 Juli 2026  | 17.874,00     |
| 17 Juni 2026 | 17.793,00     | 8 Juli 2026  | 17.880,00     |

Hasil model selanjutnya diimplementasikan ke dalam *dashboard* interaktif berbasis Streamlit, yang menampilkan grafik perbandingan data aktual, prediksi ARIMA, prediksi LSTM, dan peramalan ke depan secara bersamaan, dilengkapi panel pengaturan tampilan, detail nilai pada tanggal tertentu, tabel perbandingan performa, serta fasilitas ekspor data mentah, sehingga hasil penelitian dapat dimanfaatkan secara aplikatif oleh pengguna non-teknis. Pengujian *dashboard* pada beberapa sesi pelatihan ulang menunjukkan variasi nilai metrik dan arah proyeksi, sebagai konsekuensi sifat stokastik pelatihan jaringan syaraf tiruan, meskipun kesimpulan keunggulan LSTM atas ARIMA tetap konsisten pada setiap sesi.



Gambar 6. *Dashboard* Interaktif Perbandingan ARIMA dan LSTM

#### 4. KESIMPULAN

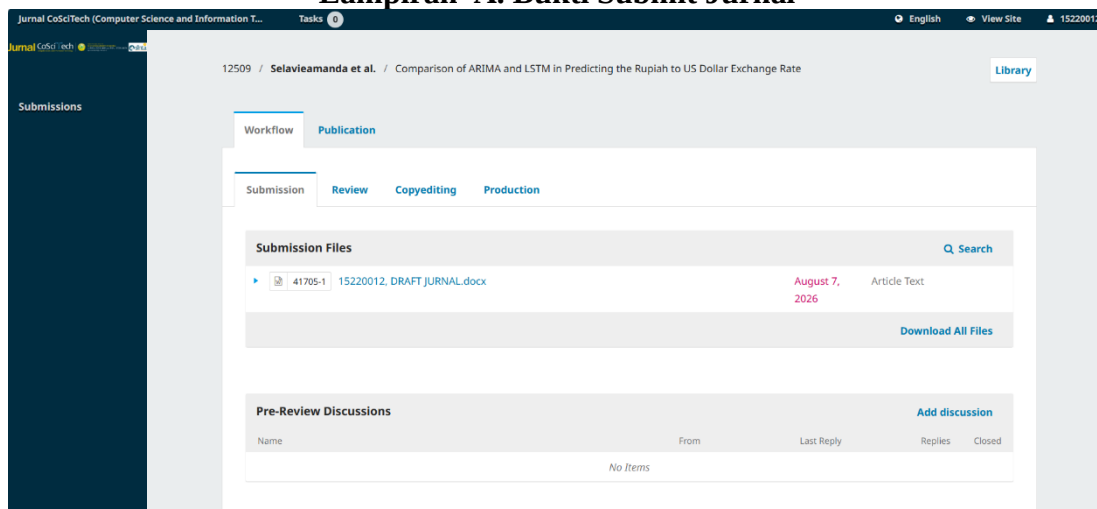
Penelitian ini membandingkan performa ARIMA dan LSTM secara setara untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat menggunakan data harian 2021–2026. Model ARIMA(1,1,0) menghasilkan MAPE 1,87%, RMSE 388,17, dan MAE 310,20, dengan residual yang bersifat *white noise* namun tidak berdistribusi normal. Model LSTM menghasilkan akurasi yang jauh lebih baik, yaitu MAPE 0,51%, RMSE 118,80, dan MAE 84,72, serta lebih mampu mengikuti pola non-linear dan tren jangka panjang pada data uji. LSTM terbukti unggul secara konsisten pada seluruh metrik evaluasi sehingga terpilih sebagai model terbaik, yang selanjutnya digunakan untuk memprediksi nilai tukar 30 hari ke depan dan diimplementasikan pada *dashboard* interaktif berbasis web. Penelitian ini menunjukkan bahwa skema pembandingan yang setara secara metodologis penting untuk memastikan keunggulan model yang dilaporkan benar-benar mencerminkan kapabilitas arsitektur, bukan perbedaan variabel input. Keterbatasan penelitian mencakup pendekatan univariat yang belum melibatkan variabel

makroekonomi pendukung serta variasi hasil antar sesi pelatihan LSTM, sehingga penelitian selanjutnya disarankan menguji model multivariat, arsitektur hibrida, maupun pendekatan *ensemble multiple runs* untuk memperoleh hasil yang lebih stabil.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Perdana and A. Zubair, "Penerapan Python Untuk Visualisasi Dan Peramalan Pada Nilai Tukar Usd/Idr Menggunakan Metode Sarima," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 9, no. 5, pp. 7788–7797, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.14835.
- [2] Safwandi, M. Yahya, M. Riza, and M. Dayyan, "Pemodelan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar: Implikasi Praktis Melalui Pendekatan Regresi Linear Dan Nonlinear," *IHTIYATH J. Manaj. Keuang. Syariah,* vol. 9, no. 1, pp. 91–114, 2025, doi: 10.32505/ihthyath.v9i1.12426.
- [3] Nasywa Syaharani and Marizsa Herlina, "Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika: Metode ARFIMA dengan LWE," *Bandung Conf. Ser. Stat.,* vol. 5, no. 2, 2025, doi: 10.29313/bcss.v5i2.21322.
- [4] S. P. Fauzani and D. Rahmi, "Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.,* vol. 2, no. 4, pp. 269–277, 2023, doi: 10.55826/tmit.v2i4.283.
- [5] D. Shaffa Ameera, A. Terza Damaliana, and M. Idhom, "Penerapan Model Hibrida Arima-Lstm Pada Prediksi Inflasi Di Indonesia," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 9, no. 3, pp. 3743–3749, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i3.13371.
- [6] E. Dwi, A. Aprilia, W. I. Nabilla, A. S. Pohan, and R. S. Lubis, "Penerapan Model Arima Pada Nilai Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan Untuk Data yang Hilang," *JISTech (Journal Islam. Sci. Technol.,* vol. 10, no. 2, pp. 198–207, 2025.
- [7] O. Abouzaid and F. Boussedra, "Artificial intelligence and exchange rate forecasting: assessing predictive accuracy and macroeconomic sensitivity," *Front. Appl. Math. Stat.,* vol. 11, no. September, pp. 1–14, 2025, doi: 10.3389/fams.2025.1654093.
- [8] Y. Cui and J. Jiang, "Hybrid Deep Learning Techniques Integrated with Machine Learning for Foreign Exchange Rate Forecasting," *Electron.,* vol. 15, no. 7, 2026, doi: 10.3390/electronics15071463.
- [9] M. Ayitey Junior, P. Appiahene, O. Appiah, and C. N. Bombie, "Forex market forecasting using machine learning: Systematic Literature Review and meta-analysis," *J. Big Data,* vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.1186/s40537-022-00676-2.
- [10] W. ANDANI and N. SATYAHADEWI, "PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLLAR AMERIKA MENGGUNAKAN ARIMA, VAR DAN RANDOM FOREST," *CENDEKIA J. Ilmu Pengetah.,* vol. 5, no. 1, pp. 204–216, Jan. 2025, doi: 10.51878/cendekia.v5i1.4305.
- [11] B. W. Pangesti and A. Fahrurrozi, "Prediksi Nilai Tukar US Dollar dan Ringgit Malaysia Terhadap Rupiah Menggunakan Metode Long Short Term Memory," *J. Komput. dan Teknol.,* vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.58290/jukomtek.v2i1.82.
- [12] R. Azhari, R. Saragih, and Novriyenni, "Prediction of the Dollar Exchange Rate Against the Rupiah Based on Indonesian Economic Growth using the Long Shortterm Memory (LSTM) Method," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.,* vol. 5, no. 1, pp. 2808–4519, 2025.
- [13] R. Sumargo and I. Wasito, "Deep Learning for Exchange Rate Prediction Within Time Constrain," *Sinkron,* vol. 8, no. 3, pp. 1259–1271, 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i3.13633.
- [14] I. A. M. and A. Witanti, "Peramalan Harga Emas Indonesia Menggunakan Metode ARIMA," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.,* vol. 11, 2024, doi: 10.35957.
- [15] Wellie Sulistijanti and Revino Januar Rachmadi, "Peramalan nilai tukar dolar Amerika Serikat (USD) terhadap rupiah Indonesia (IDR) Menggunakan Metode ARIMAX," *INFOTECH J. Inform. Teknol.,* vol. 6, no. 2, pp. 131–142, 2025, doi: 10.37373/infotech.v6i2.1741.
- [16] F. A. Masipupu, A. Setiawan, and B. Susanto, "Prediksi Laju Inflasi dengan Metode Long Short-Term Memory (LSTM) Berdasarkan Data Laju Inflasi dan Pengeluaran Kota Ternate," *Jambura J. Probab. Stat.,* vol. 6, no. 1, pp. 28–34, 2025, doi: 10.37905/jjps.v6i1.30627.
- [17] Nusandika Patria, "Optimasi Prediksi Saham dengan Neural Network pada PT Xyz," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.,* vol. 4, no. 3, pp. 928–936, 2024, doi: 10.51454/decode.v4i3.782.
- [18] S. Chen, B. H. Chang, H. Fu, and S. Q. Xie, "Dynamic analysis of the relationship between exchange rates and oil prices: a comparison between oil exporting and oil importing countries," *Humanit. Soc. Sci. Commun.,* vol. 11, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.1057/s41599-024-03183-2.
- [19] D. A. Adha, A. Ramadhan, H. Maulana, P. P. H. Harahap, and E. Ismanto, "Peramalan Harga Emas Berbasis Time Series Menggunakan Arsitektur LSTM Deep Learning Gold Price Forecasting Based on Time Series Using the LSTM Deep Learning Architecture," *J. Comput. Sci. Inf. Technol. (CoSciTech),* vol. 6, no. 2, pp. 329–336, 2025.
- [20] M. I. Alfaridzi et al., "Comparison of SARIMA and Prophet models for forecasting international tourist arrivals to Indonesia based on monthly time series data," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.,* vol. 6, no. 3, pp. 546–552, 2025.

## Lampiran A. Bukti Submit Jurnal



Submit jurnal di : **Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)**

<https://ejurnal.umri.ac.id/index.php/coscitech/authorDashboard/submission/12509>