

FORECASTING HARGA GOLD DALAM GAME ALBION ONLINE MENGGUNAKAN MODEL LSTM (LONG SHORT-TERM MEMORY)

Fergiano Deren Ryandi^{1*}, Sofi Defiyanti², Mohamad Jajuli³

^{1,2,3}Universitas Singaperbangsa Karawang; Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361; (0267) 641177

Keywords:

Albion Online;
Gold;
Forecasting;
LSTM;
Time Series;
MAPE

Correspondent Email:

2210631170070@student.unsika.ac.id

Abstrak. Pasar ekonomi dalam gim MMORPG *Albion Online* memiliki tingkat kompleksitas dan volatilitas yang tinggi, khususnya pada pergerakan harga *Gold* sebagai mata uang premium. Fluktuasi harga yang tidak menentu sering kali menyebabkan kerugian ekonomi bagi para pemain dalam menentukan momentum transaksi. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem peramalan (*forecasting*) harga *Gold* dengan menggunakan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan arsitektur *Triple-Stacked*. Data yang digunakan merupakan data deret waktu (*time series*) harga *Gold* selama periode satu bulan lima belas hari yang dikumpulkan per jam. Pra-pemrosesan data dilakukan melalui tahap pembersihan data dan normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk meningkatkan efisiensi pelatihan model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM yang dikembangkan mampu memprediksi harga dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, dibuktikan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,90%. Visualisasi perbandingan antara data aktual dan prediksi menunjukkan kedekatan yang signifikan, terutama pada peramalan jangka pendek. Sistem ini diharapkan dapat menjadi instrumen pendukung keputusan bagi pemain dalam mengoptimalkan strategi perdagangan di ekosistem ekonomi *Albion Online*.



Copyright © 2026 The Author(s), Published by Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0).

Abstract. The economic market in the MMORPG game *Albion Online* exhibits high levels of complexity and volatility, particularly in the price movement of *Gold* as a premium currency. Uncertain price fluctuations often lead to economic losses for players when determining transaction momentum. This study aims to build a *Gold* price forecasting system using the *Long Short-Term Memory* (LSTM) model with a *Triple-Stacked* architecture. The data used is *time series* data of *Gold* prices over a period of one month and fifteen days, collected hourly. Data pre-processing was conducted through data cleaning and normalization using the *Min-Max Scaling* method to enhance model training efficiency. The results show that the developed LSTM model is capable of predicting prices with very high accuracy, evidenced by a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) of 3.50% for a 24-hour horizon and 5.15% for a 72-hour horizon. These results categorize the model as a highly accurate forecasting classification. This system is expected to serve as a decision-support instrument for players to optimize trading strategies within the *Albion Online* economic ecosystem.

1. PENDAHULUAN

Albion Online adalah game Massively Multiplayer Online Role-Playing Game (MMORPG) yang dikembangkan oleh Sandbox Interactive, dengan ciri khas sistem ekonomi sepenuhnya digerakkan oleh pemain [9]. Aktivitas ekonomi internal seperti produksi, perdagangan, hingga distribusi dilakukan oleh komunitas pemain tanpa kontrol harga langsung dari pengembang [9]. Karakteristik ini menciptakan dinamika pasar yang kompleks di mana Gold berfungsi sebagai mata uang premium yang diperdagangkan secara bebas menggunakan mata uang dasar, yaitu Silver [10]. Volatilitas nilai tukar mata uang virtual dalam game menjadi tantangan utama karena ketidakpastian rentang varians yang tinggi dan berubah dinamis [7]. Tanpa alat prediksi yang andal, pemain rentan mengalami kerugian finansial atau kehilangan momentum keuntungan dalam menentukan transaksi strategis seperti pembelian status premium atau investasi item langka [8].

Sebagian besar pemain hanya mengandalkan intuisi atau analisis teknikal dasar yang tidak mampu menangkap komponen non-linearitas dan ketergantungan jangka panjang (*long-term dependency*) [2]. Di sisi lain, pendekatan statistik klasik seperti ARIMA efektif untuk data berpola linear namun kurang fleksibel menghadapi fluktuasi asimetris dan noise pasar yang ekstrem [15]. Kesenjangan (*gap analysis*) inilah yang mendasari pentingnya penggunaan model Deep Learning berbasis Long Short-Term Memory (LSTM) [2], [3]. Penelitian ini berfokus pada penerapan model LSTM untuk memprediksi harga Gold di Albion Online berdasarkan data historis murni tanpa melibatkan variabel makro global eksternal [2]. Tujuan utamanya adalah mengukur serta mengevaluasi tingkat akurasi peramalan model LSTM menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [15].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Ekonomi Virtual dalam Game MMORPG

Ekonomi virtual merupakan sistem sirkulasi di mana barang, aset, dan mata uang digital diproduksi, dikonsumsi, serta dipertukarkan antar-pemain dalam dunia virtual [9]. Nilai dari komoditas ini sepenuhnya ditentukan oleh relasi permintaan dan penawaran komunitas pengguna, yang dipengaruhi oleh pembaruan mekanisme game (*patch notes*) serta kebijakan monetisasi pengembang [8].

2.2 Peramalan (Forecasting) dan Normalisasi

Peramalan adalah metode analisis sistematis atas data masa lampau untuk memitigasi risiko ketidakpastian masa depan [11]. Mengingat jaringan saraf tiruan sangat sensitif terhadap rentang nilai masukan, normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling* diterapkan untuk mengubah skala nominal menjadi interval [0, 1]:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

2.3 Recurrent Neural Network (RNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM)

RNN dirancang khusus memproses data sekuensial dengan memanfaatkan *hidden state* sebagai bentuk memori internal [6]. Namun, RNN konvensional memiliki kelemahan mendasar berupa *vanishing gradient* pada sekuens panjang. LSTM menyempurnakan kelemahan tersebut dengan memperkenalkan *cell state* dan tiga struktur gerbang (*forget gate*, *input gate*, dan *output gate*) yang berfungsi meregulasi aliran informasi jangka panjang secara optimal.

2.4 Metodologi CRISP-DM dan Evaluasi

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) terdiri atas enam tahapan berulang: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [11]. Untuk mengevaluasi keandalan hasil ramalan, digunakan indikator statistik RMSE dan MAPE [15]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

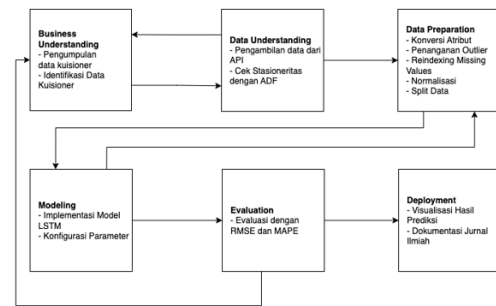
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right| \quad (3)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dijalankan menggunakan kerangka kerja CRISP-DM. Tahap awal dilakukan pengumpulan data kebutuhan pemain melalui kuesioner daring via Discord komunitas Albion Online Indonesia. Pada fase *Data Understanding*, data deret waktu harga Gold diperoleh langsung melalui API *Albion Data Project* per jam selama 45 hari dari periode 1 Agustus hingga 15 September 2025 dengan total 1.081 titik data. Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

Pada tahap *Data Preparation*, dilakukan proses penyelarasan indeks waktu (*reindexing*), penanganan nilai kosong (*missing values*) melalui teknik interpolasi linear, dan transformasi penskalaan nilai via *Min-Max Scaling*. Setelah itu, dataset dipisahkan secara kronologis dengan proporsi 80% data latih (*training*) dan 20% data uji (*testing*).

Fase *Modeling* mengimplementasikan arsitektur *Triple-Stacked LSTM* (tiga lapisan berurutan masing-masing dengan 64 unit neuron). Lapisan pertama dan kedua menggunakan parameter *return_sequences = True*, sedangkan lapisan ketiga menggunakan *return_sequences = False*. Lapisan *Dropout* sebesar 0.2 disisipkan di antara setiap blok layer untuk mencegah generalisasi berlebih (*overfitting*). Proses optimasi memanfaatkan *Adam Optimizer* (learning rate 0.001) dengan fungsi kerugian *Mean Squared Error* (MSE). Pelatihan model dibatasi maksimal 50 epoch dengan ukuran batch 32, serta diperkuat fitur *Early Stopping* yang memantau nilai loss dengan toleransi (*patience*) sebesar 5 epoch.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses peramalan harga Gold Albion Online berjalan sesuai dengan tahapan metodologi CRISP-DM. Data historis harga Gold berhasil diakuisisi melalui API *Albion Online Data Project* dan dianalisis pada tahap *Data Understanding* untuk mengidentifikasi pola tren serta volatilitas pasar. Pada tahap *Data Preparation*, dilakukan penanganan nilai kosong, normalisasi menggunakan *MinMaxScaler*, serta pembentukan *window size* sebesar 72 jam untuk mengubah data deret waktu menjadi format yang sesuai bagi model LSTM.

Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji untuk memvalidasi performa model. Pada tahap *Modeling*, arsitektur *Triple-Stacked LSTM* dibangun dengan integrasi lapisan *Dropout* dan mekanisme *Early Stopping* yang secara otomatis menghentikan pelatihan pada *epoch* ke-27 guna mencapai titik konvergensi yang optimal. Hasil evaluasi pada tahap *Evaluation* menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi dengan nilai MAPE sebesar 3,50% untuk horison 24 jam dan 5,15% untuk horison 72 jam. Temuan ini didukung dengan visualisasi perbandingan data aktual dan prediksi serta perhitungan metrik RMSE untuk memperkuat interpretasi reliabilitas model dalam menghadapi fluktuasi harga pada ekosistem ekonomi Albion Online.

4.1.1 Business Understanding

Tahap awal dalam metodologi CRISP-DM adalah *Business Understanding*, yang bertujuan untuk memahami ranah permasalahan dan kebutuhan pengguna dalam ekosistem ekonomi *game* Albion Online. Berdasarkan hasil pengumpulan data melalui kuesioner terhadap

24 responden, ditemukan bahwa fluktuasi harga Gold merupakan faktor kritikal yang mempengaruhi pengalaman bermain dan stabilitas aset digital pemain. Mayoritas responden diidentifikasi sebagai pemain aktif dengan intensitas bermain setiap hari dan telah memiliki pengalaman bermain selama lebih dari satu tahun. Profil responden yang berpengalaman ini menunjukkan bahwa pemahaman mengenai nilai tukar Gold sangat krusial dalam keberlanjutan progres karakter mereka di dalam *game*. Data ini diperoleh dengan menyebarkan tautan kuesioner secara daring melalui *platform* Discord pada kanal komunitas Albion Online Indonesia. Pemilihan media ini dilakukan karena Discord merupakan pusat koordinasi dan interaksi utama para pemain aktif, sehingga memungkinkan kuesioner menjangkau responden yang relevan secara efektif. Pengambilan data melalui kuesioner dilakukan pada hari Minggu. Pemilihan waktu ini didasarkan pada karakteristik perilaku pemain, di mana hari libur (*weekend*) merupakan masa puncak aktivitas (*peak player*) terutama di *Discord* tersebut.



Gambar 4.1 Hasil Kuesioner Tingkat Urgensi

Berdasarkan gambar 4.1, terlihat bahwa mayoritas responden memberikan skor tertinggi (skala 4 dan 5) terhadap keinginan untuk menggunakan sistem prediksi harga Gold jika tersedia secara akurat. Hal ini membuktikan adanya kebutuhan pasar terhadap instrumen pendukung keputusan yang berbasis data.



Gambar 4.2 Hasil kuisisioner kerugian dari Gold

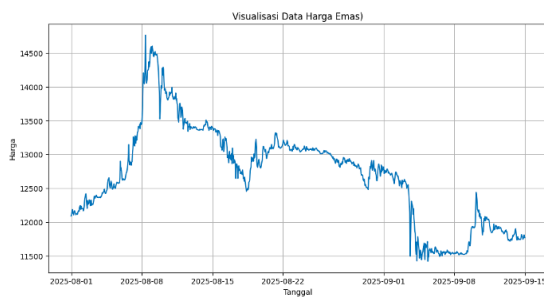
Selanjutnya, gambar 4.2 menampilkan hasil kuesioner mengenai pengalaman pemain terkait dinamika harga Gold, menunjukkan adanya dampak ekonomi yang nyata bagi komunitas. Mayoritas responden menyatakan bahwa mereka "Sering" mengalami kerugian materi atau kehilangan momentum keuntungan akibat perubahan harga Gold yang tidak terprediksi. Pola jawaban ini, ditambah dengan persentase signifikan responden yang menjawab "Beberapa kali", membuktikan bahwa volatilitas harga di pasar Albion Online merupakan hambatan serius yang mempengaruhi efisiensi investasi pemain.

Berdasarkan identifikasi tersebut, penelitian ini difokuskan untuk mengembangkan model prediksi harga Gold menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pemilihan LSTM didasari oleh kemampuannya dalam menangani data deret waktu yang bersifat non-stasioner serta memiliki ketergantungan jangka panjang. Secara bisnis, sistem ini diharapkan dapat menjadi instrumen pendukung keputusan yang mampu memitigasi risiko kerugian akibat volatilitas pasar. Dengan adanya prediksi yang terukur, pemain dapat mengoptimalkan strategi perdagangan, meningkatkan efisiensi alokasi sumber daya, dan melakukan perencanaan investasi jangka panjang dengan lebih presisi.

4.1.2 Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data deret waktu (*time series*) harga Gold pada *game* Albion Online. Karakteristik *time series* dibuktikan dengan adanya *timestamp* yang tercatat secara kronologis dengan interval satu jam. Data diambil melalui *API Albion Online Data Project* mulai dari tanggal 01 Agustus 2025 hingga 15 September 2025. Dikarenakan data yang tersedia pada *API* hanya 30 hari. Pengambilan data dilakukan setiap 15 hari untuk mempermudah penjadwalan mengambil data. Data yang sudah diambil diupload ke *Google Drive* dengan format *csv*.

Pembatasan rentang waktu ini dilakukan untuk mengisolasi data pada satu periode *patch* atau pembaruan sistem yang konsisten. Dalam ekosistem ekonomi *game* Albion Online, setiap pembaruan *patch* besar sering kali membawa perubahan fundamental pada mekanisme pasar.



Gambar 4.3 Karakteristik data Time Series

Dengan membatasi data pada satu siklus *patch* yang homogen, model LSTM dapat mempelajari pola volatilitas murni tanpa terganggu oleh anomali eksternal akibat perubahan regulasi *game*, sehingga menjamin validitas dan relevansi hasil prediksi dalam lingkungan ekonomi yang stabil.

```
result = adfuller(df['price'])
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
```

```
ADF Statistic: -0.905299
p-value: 0.786223
```

Gambar 4.4 Cek Stasioneritas

Setelah itu, dilakukan pengujian stasioneritas menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0.786223 dan ADF Statistic sebesar -0.905299 seperti yang dapat dilihat pada gambar 4.4. Mengingat nilai *p-value* > 0.05, maka dapat disimpulkan bahwa data harga Gold bersifat non-stasioner. Hal ini menunjukkan adanya tren yang tidak stabil pada data, sehingga penggunaan model seperti LSTM menjadi relevan untuk menangkap pola non-linear yang kompleks dalam dataset ini. Ketidakstasioneran yang terjadi menunjukkan bahwa rentang varians dan nilai tengah harga Gold *Albion Online* terus bergeser akibat tingginya intensitas fluktuasi pasar.

4.1.3 Data Preparation

Tahap *Data Preparation* merupakan langkah krusial untuk memastikan kualitas data sebelum dimasukkan ke dalam model LSTM. Proses ini dibagi menjadi dua fase utama yaitu ekstraksi awal dan pembersihan data (*cleaning*), serta transformasi data untuk kebutuhan pemodelan.

A. Konversi atribut

Data mentah yang diperoleh dari API *Albion Online Data Project* terlebih dahulu difilter berdasarkan rentang waktu yang relevan untuk penelitian. Pada tahap ini, dilakukan konversi atribut *timestamp* ke dalam format *datetime* untuk memudahkan manipulasi urutan waktu seperti yang dapat dilihat pada gambar 4.5.

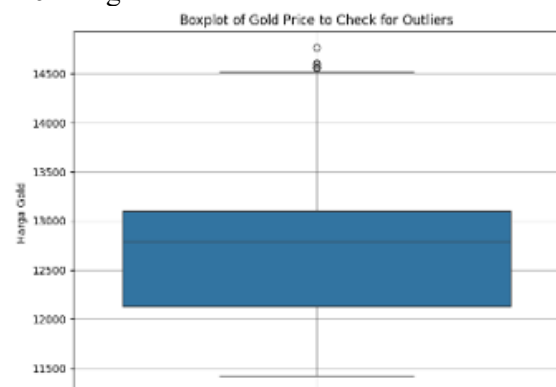
```
df.info()
df['timestamp'] = pd.to_datetime(df['timestamp'])
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1081 entries, 0 to 1080
Data columns (total 2 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   price       1081 non-null   int64
1   timestamp   1081 non-null   object
dtypes: int64(1), object(1)
memory usage: 11.8+ KB
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1081 entries, 0 to 1080
Data columns (total 2 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   price       1081 non-null   int64
1   timestamp   1081 non-null   datetime64[ns]
dtypes: datetime64[ns](1), int64(1)
memory usage: 11.8 KB
```

Gambar 4.5 Konversi atribut kolom timestamp

B. Penanganan Outlier

Dalam proses pembersihan data, dilakukan verifikasi terhadap potensi anomali harga menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR). Berdasarkan hasil perhitungan matematika tersebut, visualisasi sebaran data menggunakan *boxplot* disajikan pada Gambar 4.6 sebagai berikut:



Gambar 4.6 Boxplot untuk cek outlier

Berdasarkan Gambar 4.6, terdeteksi adanya pencilan (*outlier*) yang terdistribusi secara asimetris pada sisi atas. Melalui analisis lebih lanjut, ditemukan bahwa jumlah outlier secara spesifik berjumlah 6 data, dengan rincian nilai harga tertinggi mencapai 14.763,0 Gold pada tanggal 8 Agustus 2025 pukul 09:00:00, dan fluktuasi data ekstrim tersebut terus

berlanjut secara sekuensial hingga tanggal 9 Agustus 2025 pukul 02:00:00.

Jumlah outlier: 6
Nilai outlier:

	price
2025-08-08 09:00:00	14763.0
2025-08-08 21:00:00	14560.0
2025-08-08 22:00:00	14591.0
2025-08-09 00:00:00	14568.0
2025-08-09 01:00:00	14602.0
2025-08-09 02:00:00	14557.0

Gambar 4.7 Jumlah outlier

Seperti yang dapat dilihat pada gambar 4.7, kemunculan 6 data ekstrem yang terjadi secara beruntun dalam rentang waktu kurang dari 24 jam ini diidentifikasi sebagai lonjakan harga (*price spike*) yang valid, bukan disebabkan oleh kesalahan teknis pencatatan sistem (*system error*). Anomali temporal ini mencerminkan adanya guncangan pasar sesaat (*temporary market shock*), seperti tingginya volume aksi borong Gold massal oleh para pemain pada jam sibuk tersebut untuk kebutuhan transaksi premium atau pendanaan perang *guild*.

Oleh karena itu, pada penelitian ini seluruh pencilaan tersebut sengaja tidak dihapus atau dihilangkan dari dataset. Mengingat data yang digunakan adalah data deret waktu (*time series*) per jam yang bersifat kronologis, penghapusan baris data akan memicu terjadinya celah waktu (*gap*) yang dapat merusak kesinambungan struktur sekuensial *sliding window* (72 jam) yang dibutuhkan pada proses pemodelan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Guna mereduksi dampak nilai ekstrem ini tanpa merusak kontinuitas informasi asli datanya, penanganan dilakukan melalui tahap transformasi penskalaan nilai (*scaling data*) menggunakan *Min-Max Scaler* pada fase prapemrosesan berikutnya.

C. Reindexing dan Penanganan Missing Values

Karakteristik data *real-time* dari API seringkali memiliki celah waktu (*gap*) atau frekuensi yang tidak konsisten. Berdasarkan hasil pengecekan setelah proses *reindexing* dengan frekuensi per jam (*hourly frequency*), ditemukan sebanyak 4 baris data kosong (*missing values*). Untuk mengatasi hal tersebut, digunakan metode Interpolasi Linear guna mengisi nilai harga pada jam-jam yang kosong.

Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menjaga kontinuitas tren harga berdasarkan titik data sebelum dan sesudahnya.

Data Sebelum Interpolasi (dengan Missing Values)	
	price
2025-08-18 10:00:00	NaN
2025-08-18 11:00:00	NaN
2025-08-19 00:00:00	NaN
2025-08-30 09:00:00	NaN
Data Setelah Interpolasi	
	price
2025-08-18 10:00:00	12469.333333
2025-08-18 11:00:00	12484.666667
2025-08-19 00:00:00	12934.500000
2025-08-30 09:00:00	12503.500000

Gambar 4.8 Reindexing dan penanganan missing value

Hasil akhir setelah dilakukan interpolasi menunjukkan bahwa jumlah *missing value* menjadi 0 (nol), sehingga dataset memiliki urutan waktu yang kontinu tanpa ada data yang hilang. Dengan demikian, dataset dinyatakan valid dan siap digunakan dengan total baris data sebanyak 1.081 baris.

D. Normalisasi Data

Mengingat algoritma LSTM sensitif terhadap skala input, dilakukan transformasi data menggunakan teknik *Min-Max Scaling*. Seluruh nilai harga Gold dinormalisasi ke dalam rentang [0, 1]. Proses ini bertujuan untuk mempercepat saat pelatihan model dan agar fungsi aktivasi pada *gate* LSTM, seperti *tanh* dan *sigmoid*, tidak mengalami kejenuhan (*saturation*) yang dapat menghambat proses pembelajaran model (Pan, 2024).

	Harga Asli (Original)	Harga Normalisasi (Scaled)
2025-08-01 00:00:00	12092.0	0.200539
2025-08-01 01:00:00	12103.0	0.203831
2025-08-01 02:00:00	12168.0	0.223286
2025-08-01 03:00:00	12187.0	0.228973
2025-08-01 04:00:00	12133.0	0.212811
...	...	...
2025-09-14 20:00:00	11757.0	0.100269
2025-09-14 21:00:00	11771.0	0.104460
2025-09-14 22:00:00	11811.0	0.116432
2025-09-14 23:00:00	11782.0	0.107752
2025-09-15 00:00:00	11770.0	0.104180

Gambar 4.9 Normalisasi Data

E. Split Data

Setelah data berada dalam skala yang seragam, dataset dibagi menjadi data latih (*training set*) sebesar 80% dan data uji (*testing set*) sebesar 20% (Khatib Sulaiman et al., 2023).

4.1.4 Modeling

Pada tahap ini, dilakukan perancangan dan pelatihan model menggunakan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pemilihan model ini didasarkan pada kemampuan LSTM dalam mengatasi masalah *vanishing gradient* pada data *time series* yang panjang melalui mekanisme *gates* (input, forget, dan output gate).

A. Arsitektur Model LSTM

Implementasi model dalam penelitian ini menggunakan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan struktur tiga lapisan bertumpuk (*triple-stacked LSTM*) untuk menangkap pola temporal yang kompleks pada harga *Gold*. Penggunaan tiga lapisan ini bertujuan agar model dapat mempelajari representasi fitur dari level rendah hingga level abstraksi yang lebih tinggi. Untuk menjaga kontinuitas informasi antar lapisan, dua lapisan pertama dikonfigurasi dengan fungsi *return sequences*, sementara lapisan ketiga memproses data menuju *output layer*.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 72, 64)	16,896
dropout (Dropout)	(None, 72, 64)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 72, 64)	33,024
dropout_1 (Dropout)	(None, 72, 64)	0
lstm_2 (LSTM)	(None, 64)	33,024
dropout_2 (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 1)	65

Total params: 249,029 (972.77 KB)
 Trainable params: 83,009 (324.25 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 KB)
 Optimizer params: 166,020 (648.52 KB)

Gambar 4.10 Struktur Model LSTM

Struktur model LSTM seperti yang dapat dilihat pada gambar 4.10 dirancang menggunakan kombinasi lapisan bertumpuk (*stacked layers*) untuk melakukan ekstraksi fitur temporal secara dari data harga *Gold Albion Online*. Proses dimulai pada *Input Layer* yang menerima matriks data deret waktu metode *sliding window* sepanjang 72 jam ke belakang (*lookback period* = 72). Data mentah sekuensial tersebut kemudian dialirkan ke LSTM Layer 1 (64 Unit) untuk diekstrak pola fluktuasi volatilitas jangka pendeknya secara lokal, di mana parameter *return_sequences=True* diaktifkan agar seluruh vektor deret waktu diteruskan secara utuh ke lapisan berikutnya.

Selanjutnya, LSTM Layer 2 (64 Unit) menerima output sekuensial dari lapisan pertama untuk dikonstruksi dan dirangkum

menjadi representasi pola tren harian yang lebih makro dengan tetap mempertahankan parameter *return_sequences=True*. Fitur temporal tersebut kemudian disaring kembali oleh LSTM Layer 3 (64 Unit) sebagai lapisan penutup untuk menangkap siklus musiman pasar virtual yang abstrak, di mana konfigurasi diubah menjadi *return_sequences=False* guna meringkas output sekuensial.

Pada setiap celah setelah lapisan LSTM, disisipkan *Dropout Layer* dengan *rate* 0.2 yang bekerja menonaktifkan 20% neuron secara acak di tiap *epoch* pelatihan untuk bertindak sebagai teknik regulasi jaringan demi memecah ketergantungan antar-neuron sekaligus mencegah terjadinya *overfitting*. Proses diakhiri pada *Dense Layer* (1 Unit) sebagai *output layer* terhubung penuh (*fully connected*) yang menerima representasi fitur temporal final dari LSTM Layer 3.

B. Konfigurasi Hiperparameter dan Pelatihan

Optimasi model dilakukan melalui penyesuaian hiperparameter spesifik guna mencapai nilai galat yang minimum. Algoritma *Adaptive Moment Estimation* (Adam) ditetapkan sebagai *optimizer* dengan *learning rate* sebesar 0.001 untuk mengatur pembaruan bobot secara adaptif. Evaluasi performa selama proses iterasi menggunakan fungsi kerugian *Mean Squared Error* (MSE) sebagai indikator antara nilai prediksi dan observasi aktual harga *Gold*.

Prosedur pelatihan dikonfigurasi dengan batas maksimal 50 *epoch* dan ukuran *batch* sebesar 32. Namun, guna meningkatkan efisiensi dan mencegah *overfitting*, diterapkan mekanisme *Early Stopping* yang memantau nilai *validation loss*.

```
early_stop = EarlyStopping(
    monitor='loss',           # Memantau nilai loss
    patience=5,              # Berhenti jika dalam 5 epoch loss tidak turun
    restore_best_weights=True # Mengambil bobot terbaik saat berhenti
)
```

Gambar 4.11 Early Stopping

Berdasarkan hasil eksperimen, proses pelatihan berhenti secara otomatis pada epoch ke-27 karena model telah mencapai titik konvergensi yang stabil. Hal ini memastikan bahwa bobot internal model berada pada kondisi paling optimal dengan kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap data harga di masa mendatang

```

Epoch 23/50
793/793 22s 28ms/step - loss: 0.0016
Epoch 24/50
793/793 23s 29ms/step - loss: 0.0015
Epoch 25/50
793/793 23s 29ms/step - loss: 0.0016
Epoch 26/50
793/793 23s 29ms/step - loss: 0.0015
Epoch 27/50
793/793 23s 29ms/step - loss: 0.0014
Pelatihan model LSTM selesai.

```

Gambar 4.12 Pelatihan Model

4.1.5 Evaluation

Tahap evaluasi bertujuan untuk mengukur performa model LSTM yang telah dikembangkan dengan membandingkan nilai prediksi terhadap data aktual. Pada tahap ini, pengujian difokuskan pada kemampuan model dalam memprediksi harga Gold Albion Online pada tiga horison waktu yang berbeda, yaitu 24 jam, 48 jam, dan 72 jam ke depan.

A. Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil eksperimen yang dilakukan pada data uji, diperoleh nilai galat yang direpresentasikan melalui Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

```

results.append({
    'Horizon': f'{h} Jam',
    'RMSE': f'{rmse:.2f}',
    'MAPE': f'{mape:.2f}%'
})

# Create DataFrame
results_df = pd.DataFrame(results)
print("Hasil Evaluasi Prediksi")
print(results_df.to_markdown(index=False))

```

```

Hasil Evaluasi Prediksi Multi-Step
| Horizon | RMSE | MAPE |
|:-----|:-----|:-----|
| 24 Jam | 456.49 | 3.50% |
| 48 Jam | 579.05 | 4.78% |
| 72 Jam | 614.26 | 5.15% |

```

Gambar 4.13 Hasil Uji RMSE dan MAPE

Hasil perbandingan performa untuk ketiga horison waktu tersebut disajikan pada Tabel 4.1 berikut:

Tabel 4.1 Hasil Uji RMSE dan MAPE

Waktu	RMSE	MAPE
24 Jam	456,49	3,50%
48 Jam	579,05	4,78%
72 Jam	614,26	5,15%

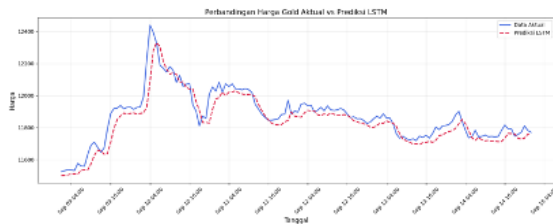
Data pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi pada prediksi jangka pendek (24 jam) dengan nilai MAPE sebesar 3,50%. Terjadi peningkatan nilai galat seiring dengan bertambahnya jarak horison waktu, di mana pada 72 jam nilai MAPE meningkat menjadi 5,15%.

Meskipun terjadi penurunan akurasi, nilai MAPE pada seluruh horison waktu tetap berada di bawah ambang batas 10%. Berdasarkan standar evaluasi *forecasting*, hasil ini mengategorikan model LSTM yang dikembangkan ke dalam klasifikasi prediksi yang sangat akurat (*highly accurate forecasting*). Hal ini membuktikan bahwa arsitektur LSTM yang diimplementasikan dalam penelitian ini mampu menangkap pola volatilitas harga Gold dalam game Albion Online dengan sangat baik, bahkan untuk proyeksi hingga tiga hari ke depan.

4.1.6 Deployment

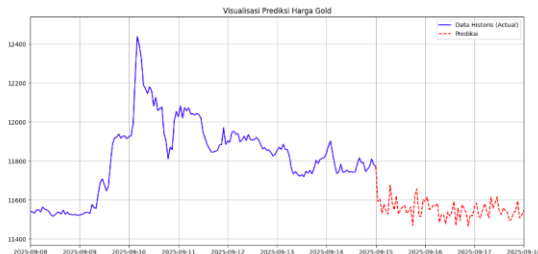
Tahap *Deployment* dalam penelitian ini difokuskan pada penyediaan luaran berupa model prediktif yang siap digunakan dan penulisan karya ilmiah untuk publikasi jurnal. Mengingat tujuan utama penelitian adalah menghasilkan solusi berbasis *Deep Learning* yang optimal untuk prediksi harga Gold, maka keberhasilan tahap ini diukur dari portabilitas model dan kontribusi literatur yang dihasilkan.

Hasil akhir dari pemodelan diekspor ke dalam format berkas *.keras* yang menyimpan seluruh parameter arsitektur, bobot (*weights*), serta konfigurasi *optimizer* secara utuh. Penyimpanan dilakukan bersamaan dengan objek normalisasi data (*scaler*). Hal ini memastikan bahwa model dapat dimuat kembali pada lingkungan pemrograman yang berbeda tanpa kehilangan akurasi, sehingga memudahkan peneliti lain atau pengembang sistem untuk melakukan pengujian lanjutan atau integrasi model secara langsung.



Gambar 4.1 Visualisasi Perbandingan Model dan Data Aktual

Berdasarkan visualisasi grafik pada gambar 4.14 menunjukkan perbandingan antara nilai pergerakan harga Gold aktual (garis biru solid) dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model LSTM (garis merah putus-putus). Secara keseluruhan, kurva hasil prediksi model LSTM mampu mengikuti pola fluktuasi, tren naik-turun, serta tingkat volatilitas data harga aktual secara presisi dengan deviasi atau tingkat galat yang sangat minim. Kedekatan jarak antara kedua kurva tersebut membuktikan keandalan dan akurasi tinggi dari arsitektur *Triple-Stacked LSTM* yang telah dilatih dalam menangkap karakteristik temporal non-linear pada pasar ekonomi virtual *Albion Online*.



Gambar 4.1 Visualisasi Forecasting 72 Jam

Visualisasi grafik pada gambar 4.14 menyajikan hasil peramalan (*forecasting*) harga Gold ke depan yang dibagi menjadi dua komponen utama temporal. Bagian pertama merupakan kurva Data Historis Aktual (garis biru solid) yang merekam pergerakan harga riil dari tanggal 8 hingga 15 September 2025, di mana terlihat adanya guncangan pasar berupa lonjakan harga ekstrem (*price spike*) yang kemudian melandai secara bertahap. Bagian kedua adalah kurva Prediksi (garis merah putus-putus) dimulai dari tanggal 15 hingga 18 September 2025, yang merepresentasi kemampuan model dalam memproyeksikan nilai harga di masa depan berdasarkan pola

sekuensial masa lalu yang telah dipelajari. Terlihat bahwa hasil peramalan masa depan tersebut mampu menangkap sifat volatilitas pasar dengan fluktuasi naik-turun yang rapat, sekaligus menjaga nilai prediksi tetap berada dalam batas rentang harga yang logis dan konvergen.

Sebagai bagian dari strategi penyebaran informasi ilmiah, seluruh proses penelitian dari tahap *business understanding* hingga *evaluation* didokumentasikan untuk diterbitkan dalam bentuk jurnal ilmiah. Hal ini bertujuan untuk memberikan kontribusi akademis terkait penerapan algoritma LSTM pada domain ekonomi digital dalam game. Selain itu, penyediaan model dalam bentuk berkas digital memungkinkan adanya transparansi hasil penelitian, di mana pihak akademisi lain dapat memvalidasi temuan akurasi (MAPE 3,50% - 5,15%) yang telah dicapai dalam penelitian ini.

4.2 Hasil Pembahasan

Secara garis besar, penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah sistem prediksi harga Gold pada *game Albion Online* dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi menggunakan pendekatan *Deep Learning*. Dengan mengintegrasikan arsitektur *Triple-Stacked LSTM*, penelitian ini mampu mengatasi tantangan volatilitas harga yang ekstrem dan memberikan estimasi pergerakan nilai Gold yang presisi untuk kebutuhan investasi pemain.

Rangkaian proses ini dijalankan secara sistematis menggunakan kerangka kerja *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) guna memastikan metodologi penelitian yang valid dan terukur. Tahap awal dimulai dengan *Business Understanding*, di mana penelitian difokuskan pada penyediaan solusi teknis bagi komunitas pemain untuk melakukan perencanaan investasi Gold secara rasional di tengah volatilitas pasar virtual yang tinggi. Melalui tahap *Data Understanding*, dilakukan eksplorasi terhadap data historis harga per jam yang menunjukkan karakteristik non-stasioner, serta divalidasi kualitasnya menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR) untuk memastikan tidak adanya anomali atau *outliers* yang dapat mengganggu performa model.

Proses berlanjut pada tahap *Data Preparation*, di mana dilakukan normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling* untuk mentransformasi nilai nominal harga ke rentang

0 hingga 1. Langkah ini, sesuai dengan acuan dari penelitian (Pan, 2024), terbukti krusial dalam menjaga stabilitas fungsi aktivasi LSTM dan mempercepat titik konvergensi model selama pelatihan. Memasuki tahap *Modeling*, dibangun arsitektur *Triple-Stacked LSTM* dengan parameter *lookback* 72 jam yang terbukti efektif menangkap ketergantungan jangka panjang (*long-term dependencies*) dibandingkan model RNN konvensional. Hal ini didukung oleh penggunaan mekanisme *Dropout* sebesar 0.2 dan *Early Stopping* yang secara otomatis menghentikan pelatihan pada *epoch* ke-27 untuk mencegah *overfitting*.

Selanjutnya, pada tahap *Evaluation*, ketangguhan model diuji melalui perbandingan performa pada horison waktu 24, 48, dan 72 jam. Hasil pengujian menunjukkan bahwa meskipun terjadi penurunan performa model akibat akumulasi kesalahan, nilai MAPE yang dihasilkan (3,50% hingga 5,15%) tetap berada dalam kategori "Sangat Akurat" berdasarkan klasifikasi Lewis (1982) karena nilainya yang konsisten di bawah ambang batas 10%. Rangkaian riset ini ditutup dengan tahap *Deployment* yang difokuskan pada penyediaan laporan teknis komprehensif sebagai bentuk transfer pengetahuan. Dengan demikian, seluruh integrasi tahapan CRISP-DM ini berhasil menghasilkan model prediktif yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah untuk domain ekonomi digital dalam *game*.

5. KESIMPULAN

- Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model *Triple-Stacked LSTM* melalui tahapan terstruktur CRISP-DM untuk memprediksi volatilitas harga Gold pada game Albion Online. Proses penanganan data yang kontinu menggunakan interpolasi linear dan normalisasi data terbukti meningkatkan stabilitas pelatihan model.
- Model LSTM menunjukkan performa prediksi yang sangat andal dan akurat (*highly accurate forecasting*) dengan nilai MAPE sebesar 3,50% untuk horison prediksi 24 jam, 4,78% untuk 48 jam, dan 5,15% untuk proyeksi jangka menengah 72 jam ke depan.
- Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi pendekatan *multivariate*

forecasting dengan melibatkan fitur volume transaksi harian, serta melakukan komparasi model hybrid seperti CNN-LSTM atau *Gated Recurrent Unit* (GRU).

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Allah SWT, Dr. Sofi Defiyanti, M.Kom., dan Mohamad Jajuli, M.Si. selaku dosen pembimbing, Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang, keluarga tercinta, teman-teman ECFOTIC, serta seluruh pihak dan komunitas responden Discord yang telah memberikan dukungan penuh terhadap kelancaran riset ini

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier", *JITET*, vol. 10, no. 1, Jan. 2022.
- [2] F. D. S. Alhamdani, G. I. Marthasari, and C. S. K. Aditya, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Time Series Long Short - Term Memory Neural Network," *REPOSITOR*, vol. 3, no. 4, pp. 375-386, 2021.
- [3] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25-31, 2022.
- [4] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah, and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Informatika*, 2023.
- [5] F. Fauzi, S. Aulia, A. R. Syaifullah, and T. W. Utami, "Peramalan Harga Emas Menggunakan Pendekatan Long-Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 10, 2024.
- [6] A. Yunita, M. I. Pratama, M. Z. Almuzakki, et al., "Performance analysis of neural network architectures for time series forecasting: A comparative study of RNN, LSTM, GRU, and hybrid models," *Communications in Computer and Information Science*, 2025.
- [7] P. Delfabbro, A. Delic, and D. L. King, "Understanding the mechanics and consumer risks associated with play-to-earn (P2E) gaming," *Journal of Behavioral Addictions*, vol. 11, no. 3, pp. 716-726, 2022.
- [8] M. Gawron and A. Strzelecki, "Consumers' adoption and use of e-currencies in virtual markets in the context of an online game," *Journal of Theoretical and Applied Electronic*

- Commerce Research*, vol. 16, no. 5, pp. 1266–1279, 2021.
- [9] H. Linnainmaa, "Virtual Economy Design in MMORPGs," Bachelor's thesis, Aalto University, Espo, 2021.
- [10] A. Xie, X. Hu, M. Wang, and X. Zhao, "Exploring the Sustainable Development of Web3 Game Token Economy," *Sustainability*, vol. 16, no. 15, 2024.
- [11] J. Khatib Sulaiman, T. Haryanto, and I. P. Bogor, "Pemanfaatan Model Long Short Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Emas Sebagai Instrumen Investasi Dalam Mempersiapkan Ancaman Resesi Global 2023," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 2, p. 614, 2023.
- [12] M. Li, M. Soltanolkotabi, and I. Oymak, "Gradient Descent with Early Stopping is Provably Robust to Label Noise for Overparameterized Neural Networks," *arXiv preprint arXiv:2003.04787*, 2020.
- [13] X. Pan, "Stock Price Prediction System LSTM Based on Deep Learning," *Journal of Economics and Public Finance*, vol. 10, no. 4, p. p235, 2024.
- [14] A. Pranolo, F. U. Setyaputri, A. K. I. Paramarta, et al., "Enhanced Multivariate Time Series Analysis Using LSTM: A Comparative Study of Min-Max and Z-Score Normalization Techniques," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 16, no. 2, pp. 210–220, 2024.
- [15] S. Sautomo and H. F. Pardede, "Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, 2021.