

Gold Price Prediction Based On Long Short-Term Memory (LSTM) For Investment Decision-Making

Prediksi Harga Emas Berbasis Long Short Term Memory (LSTM) Untuk Keputusan Investasi

Indra Yustiana ¹⁾; Siti Khoerunisa ²⁾; M. Ikhsan Thohir ³⁾

^{1),2),3)}Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Email: ¹⁾indra.yustiana@nusaputra.ac.id; ²⁾siti.khoerunisa_ti21@nusaputra.ac.id

³⁾ikhsan.thohir@nusaputra.ac.id

How to Cite :

Yustiana, I., Khoerunisa, S., Thohir, M. I. (2026). Gold Price Prediction Based on Long Short-Term Memory (LSTM) for Investment Decision-Making. Jurnal Media Computer Science, 5(1)

ARTICLE HISTORY

Received [30 Juli 2026]

Revised [20 Januari 2026]

Accepted [25 Januari 2026]

KEYWORDS

Gold Price Prediction, Long Short-Term Memory (LSTM), Investment Decisions, Historical Data, Deep Learning Models.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Pergerakan harga emas merupakan indikator penting dalam menentukan strategi investasi, khususnya di tengah kondisi pasar yang dinamis dan penuh ketidakpastian. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga emas berbasis Long Short-Term Memory (LSTM), yaitu salah satu varian dari Recurrent Neural Network (RNN) yang efektif dalam menangkap pola temporal pada data historis. Tujuan dari penerapan model ini adalah untuk menghasilkan prediksi harga emas yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih tepat. Metode penelitian yang digunakan melibatkan pengumpulan data harga emas harian dalam rentang waktu tertentu, yang dipadukan dengan variabel ekonomi lainnya seperti harga minyak, nilai tukar mata uang, dan suku bunga. Data kemudian diproses melalui tahapan pra-pemrosesan berupa normalisasi dan pembagian ke dalam data pelatihan, validasi, dan pengujian. Arsitektur model yang dikembangkan terdiri dari satu lapisan LSTM dengan 64 neuron dan satu lapisan output, dilatih selama 50 epoch dengan batch size sebesar 32. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa prediksi yang sangat baik. Hal ini dibuktikan dengan nilai evaluasi Mean Absolute Error (MAE) sebesar 26.12, Mean Squared Error (MSE) sebesar 1269.15, Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 35.63, dan nilai R² sebesar 0.9858, yang berarti model mampu menjelaskan 98.58% variasi dalam data aktual. Selain itu, visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengikuti tren harga emas dan memberikan prediksi yang konsisten terhadap kenaikan harga dalam 30 hari ke depan. Model ini juga berhasil diimplementasikan ke dalam platform web berbasis TensorFlow.js, memungkinkan akses prediksi harga secara real-time yang efisien dan responsif.

ABSTRACT

The movement of gold prices serves as a critical indicator in investment decision-making, especially in dynamic and uncertain market conditions. This study aims to develop a gold price prediction model based on Long Short-Term Memory (LSTM), a type of Recurrent Neural Network (RNN) capable of capturing temporal patterns in historical price data. The goal of implementing this model is to generate more accurate predictions

compared to conventional methods, thereby supporting more informed investment decisions. The research utilizes daily gold price data over a specific period, combined with other economic indicators such as oil prices, exchange rates, and interest rates. The data undergoes preprocessing steps, including normalization and division into training, validation, and testing sets. The proposed model architecture consists of a single LSTM layer with 64 neurons and an output layer, trained over 50 epochs with a batch size of 32. The results show that the LSTM model achieves high prediction accuracy. This is demonstrated by evaluation metrics including a Mean Absolute Error (MAE) of 26.12, Mean Squared Error (MSE) of 1269.15, Root Mean Squared Error (RMSE) of 35.63, and an R^2 score of 0.9858, indicating that the model can explain 98.58% of the variance in actual gold price data. Furthermore, the visualization of the results indicates that the model is capable of closely following gold price trends and consistently predicting upward price movements over the next 30 days. The model has also been successfully implemented into a web-based platform using TensorFlow.js, enabling users to access real-time predictions in an efficient and responsive manner.

PENDAHULUAN

Investasi emas memegang peranan penting dalam perencanaan keuangan karena sifatnya yang tahan terhadap inflasi dan fluktuasi pasar. Emas juga berfungsi sebagai aset lindung nilai (*hedging asset*) dan *safe haven* di tengah ketidakpastian ekonomi global. Nilainya yang cenderung stabil dan meningkat menjadikan emas sebagai pilihan investasi jangka panjang yang populer. Meskipun demikian, harga emas tetap dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti nilai tukar mata uang, tingkat suku bunga, inflasi, serta kondisi ekonomi dan politik global. Dalam beberapa tahun terakhir, volatilitas harga emas mengalami peningkatan yang signifikan akibat pandemi, kebijakan moneter, dan konflik geopolitik. Kondisi ini menunjukkan pentingnya pemahaman mendalam terhadap prediksi harga emas agar investor dapat membuat keputusan yang tepat dan memperoleh keuntungan optimal.

Dengan berkembangnya teknologi, metode prediksi berbasis kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) semakin banyak diterapkan dalam dunia investasi, termasuk dalam analisis harga emas. Salah satu pendekatan AI yang menjanjikan adalah *deep learning*, khususnya model *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode ini mampu mengenali pola data historis yang kompleks dan non-linier, sesuatu yang tidak dapat ditangkap secara optimal oleh metode prediksi konvensional seperti regresi linier dan ARIMA. ARIMA, misalnya, hanya cocok untuk data stasioner dan kurang fleksibel dalam mengenali perubahan musiman, sedangkan regresi linier terbatas pada hubungan antar variabel yang bersifat linier.

Harga emas sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor ekonomi makro seperti nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, inflasi, dan suku bunga. Sebagai aset lindung nilai terhadap inflasi dan fluktuasi nilai tukar, perubahan dalam variabel-variabel tersebut dapat memberikan dampak signifikan terhadap harga emas (Fluktuasi dkk., 2025). Di sisi lain, LSTM dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dan *long-term dependencies* yang sering muncul pada model RNN standar. Dengan memanfaatkan mekanisme memori khusus, LSTM mampu mempertahankan informasi penting dalam jangka panjang (Sianturi dkk., 2023). Selain itu, penelitian terdahulu menunjukkan bahwa integrasi variabel eksternal seperti suku bunga, inflasi, dan indeks saham global dapat meningkatkan akurasi prediksi harga emas berbasis LSTM secara signifikan (Irwansyah dkk., 2023).

Berdasarkan laporan World Gold Council (2023), harga emas mengalami kenaikan lebih dari 50% dalam kurun waktu lima tahun, dari sekitar USD 1.300 per troy ounce pada awal 2019 menjadi

lebih dari USD 2.000 pada tahun 2023 (World Gold Council, 2023). Kenaikan ini dipicu oleh ketidakpastian global seperti pandemi COVID-19, konflik geopolitik, dan inflasi yang tinggi. Fluktuasi harga yang ekstrem ini semakin menekankan pentingnya penggunaan model prediksi yang akurat guna mendukung pengambilan keputusan investasi yang tepat (Lasijan dkk., 2023).

Model LSTM merupakan jenis *Recurrent Neural Network* (RNN) yang telah dimodifikasi dengan penambahan *memory cell* untuk menyimpan informasi jangka panjang. LSTM dirancang untuk mengatasi masalah *exploding* maupun *vanishing gradient* yang sering terjadi saat memproses data deret waktu dalam jangka panjang. Berkat kemampuannya tersebut, LSTM memberikan hasil prediksi yang lebih akurat, terutama untuk data *time series* seperti harga emas (LSTM, t.t.). Dalam penelitian ini, model LSTM digunakan untuk menganalisis data historis harga emas yang diperoleh dari situs *investing.com*, sebuah platform data keuangan yang terpercaya (Investing.com, 2023). Dengan menggabungkan data historis dan berbagai variabel ekonomi terkait, model ini diharapkan mampu menghasilkan prediksi harga emas yang lebih akurat.

Prediksi harga yang dihasilkan oleh model LSTM ini dapat menjadi dasar bagi investor dalam menyusun strategi investasi yang optimal, sehingga risiko dapat diminimalkan dan keuntungan dapat dimaksimalkan. Dengan demikian, penelitian ini memiliki urgensi dan relevansi yang tinggi dalam pengembangan strategi investasi berbasis data dan teknologi kecerdasan buatan. Keberhasilan model LSTM dalam memprediksi harga emas juga diharapkan dapat memberikan wawasan baru bagi investor dalam merespons dinamika pasar dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dan adaptif.

LANDASAN TEORI

Harga Emas dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi

Emas merupakan salah satu aset investasi yang penting, terutama dalam menghadapi kondisi ekonomi yang tidak stabil. Emas juga merupakan komoditas berharga yang diterima secara luas di seluruh dunia setelah mata uang. Dibandingkan dengan instrumen investasi lainnya, emas cenderung lebih aman dan bebas risiko. Hal ini menjadikan emas sebagai alternatif investasi yang banyak diminati oleh investor karena nilainya yang stabil dan cenderung meningkat, serta sangat jarang mengalami penurunan harga secara signifikan (Lasijan dkk., 2023).

Data harga emas yang digunakan dalam penelitian ini diambil dalam satuan *troy ounce* (USD/oz), sebagaimana standar yang umum digunakan dalam perdagangan emas internasional (Jamaludin & Toto Haryanto, 2023). Untuk keperluan prediksi dan penyajian data dalam konteks lokal, harga emas tersebut dikonversi ke dalam satuan gram dan dalam mata uang rupiah (IDR) berdasarkan kurs dolar yang berlaku saat itu. Konversi dilakukan dengan menggunakan rumus berikut :

$$\text{Harga per gram (Rp)} = \frac{\text{Harga USD/oz} \times \text{Kurs USD/IDR}}{31,1035}$$

Rumus konversi mengikuti alur logis. Harga emas dalam satuan USD per troy ounce (USD/oz) dikalikan dengan kurs USD terhadap rupiah (USD/IDR) untuk mengubahnya menjadi harga emas dalam rupiah per ounce (Rp/oz). Setelah mendapatkan nilai dalam rupiah, hasilnya kemudian dibagi 31.1035, yaitu jumlah gram dalam satuan troy ounce, untuk memperoleh harga emas dalam satuan rupiah per gram (Rp/gram). Dimana 1 troy ounce (oz) setara dengan 31,1035 gram. Konversi ini bertujuan agar hasil prediksi lebih relevan dan aplikatif bagi pengguna di Indonesia, terutama dalam mendukung keputusan investasi. Namun, dalam proses pelatihan dan pemodelan data tetap diproses dalam satuan aslinya yaitu USD/oz guna menjaga konsistensi dengan sumber data serta validitas model prediksi.

Fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk kebijakan pemerintah, tingkat inflasi, suku bunga, nilai tukar, serta kondisis ekonomi makro lainnya yang menyebabkan

volatilitas harga dari waktu ke waktu (Yuwono dkk., 2025). Kemampuan untuk memprediksi harga emas secara akurat sangat berharga bagi investor dalam mengambil keputusan investasi yang tepat. Penurunan suku bunga, ketidakstabilan ekonomi, dan ketegangan geopolitik secara umum dapat mendorong kenaikan harga emas, karena investor cenderung beralih ke aset yang dianggap lebih aman. Selain itu, emas juga dipandang sebagai instrumen lindung nilai (hedging) terhadap inflasi. Ketika inflasi meningkat, harga emas umumnya juga akan naik. Faktor lain seperti kenaikan harga minyak dunia juga turut mempengaruhi harga emas, saat harga minyak mentah meningkat secara signifikan, harga emas sering kali ikut terdorong naik (Sathyanarayana & Mohanasundaram, 2025). Mengidentifikasi bahwa faktor-faktor ekonomi seperti inflasi dan harga emas dunia berpengaruh terhadap pergerakan harga saham di sektor pertambangan. Ini menunjukkan bahwa harga emas tidak berdiri sendiri, tetapi dipengaruhi oleh dinamika ekonomi yang lebih luas (الاردن 2021).

Keputusan Investasi

Keputusan investasi melibatkan pemilihan instrumen keuangan dengan mempertimbangkan risiko dan potensi keuntungan, di mana harga emas menjadi faktor penting bagi investor yang ingin mengurangi risiko dan memaksimalkan keuntungan. Prediksi harga emas yang akurat dapat membantu investor membuat keputusan yang tepat, baik untuk membeli atau menjual emas, guna memperoleh keuntungan yang optimal. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi investor dalam menentukan pilihan investasi terbaik, baik itu dalam bentuk Bitcoin, emas, saham syariah, atau nilai tukar rupiah terhadap dolar (Rezky, 2022).

Teori Prediksi dan Model Prediksi

Teori Prediksi dan Model Prediksi merupakan konsep dan metode yang digunakan untuk memperkirakan nilai suatu variabel di masa depan berdasarkan data historis dan pola yang telah terbentuk. Prediksi dalam bidang keuangan dan ekonomi bertujuan untuk mengidentifikasi tren dan fluktuasi guna membantu pengambilan keputusan yang lebih baik. Maka perlu adanya model prediksi harga emas sehingga bermanfaat bagi investor untuk melihat bagaimana harga emas di masa yang akan datang dan mendapatkan keuntungan yang diinginkan dalam menentukan pilihan investasi terbaik, apalagi dengan ancaman resesi global yang diprediksi akan terjadi pada tahun 2023 (Pradana & Papiyaya, 2023). Dalam penelitian prediksi harga emas, model deep learning seperti LSTM sering digunakan karena dapat menangkap hubungan jangka panjang dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

Data Time Series

Time Series merupakan serangkaian data yang diurutkan berdasarkan waktu. Data time series terdiri dari pengamatan yang diambil secara teratur dalam interval waktu yang tetap, seperti harian, bulanan, atau tahunan. Tujuan analisis time series adalah untuk mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi dalam data seiring waktu. Dengan memahami pola dan karakteristik data time series, kita dapat membuat prediksi dan prediksi untuk nilai-nilai masa depan, mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi perubahan dalam data, dan membuat keputusan yang lebih baik dalam konteks analisis berbasis waktu (Pangaribuan dkk., 2023). Karakteristik utama data time series:

1. *Dependensi waktu*: nilai saat ini bergantung pada nilai sebelumnya.
2. *Tren*: pergerakan jangka panjang naik, turun, atau stabil.
3. *Musiman*: pola berulang pada waktu tertentu.
4. *Fluktuasi acak*: variasi tak terduga akibat faktor luar.

Karena adanya ketergantungan antar waktu, metode konvensional kurang efektif untuk memproses data ini. Maka digunakan LSTM, jaringan saraf tiruan yang mampu mengenali pola jangka panjang dan mengatasi kelemahan RNN, sehingga efektif untuk prediksi data historis seperti harga emas.

Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) adalah suatu proses penyimpanan data yang dapat memprediksi dan memproses informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu tertentu (Owen dkk., 2022). LSTM adalah jenis jaringan saraf tiruan dalam keluarga Recurrent Neural Networks (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah pada RNN konvensional, yaitu kesulitan mengingat informasi dalam jangka Panjang. LSTM memiliki tiga komponen utama yaitu input gate, forget gate, dan output gate yang berfungsi untuk mengontrol aliran informasi, memungkinkan model untuk "mengingat" atau "melupakan" informasi sesuai kebutuhan. Penerapan LSTM sangat cocok untuk untuk masalah prediksi harga yang melibatkan data time series, seperti harga emas karena LSTM dapat mengidentifikasi pola jangka panjang dan hubungan temporal yang terdapat dalam data historis.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan pemodelan prediksi berbasis Long Short-Term Memory (LSTM), salah satu jenis Recurrent Neural Network (RNN). Pendekatan ini menekankan pada pengolahan data numerik dan analisis statistik untuk menguji hubungan antar variabel secara objektif dan terukur. Pemilihan LSTM didasarkan pada kemampuannya dalam mengenali pola jangka panjang pada data deret waktu, menjadikannya tepat untuk memprediksi pergerakan harga emas yang bersifat dinamis dan bergantung pada data historis.

Sebelum memulai proses penelitian, langkah awal yang dilakukan adalah merancang alur penelitian secara sistematis. Perancangan ini bertujuan untuk memastikan seluruh tahapan berjalan dengan efektif dan efisien dalam pengembangan model prediksi harga emas berbasis Long Short-Term Memory (LSTM), yang berorientasi pada pengambilan keputusan investasi yang lebih tepat. Tahapan pertama dimulai dari perancangan alur penelitian, yang mencakup penyusunan langkah-langkah kerja secara berurutan dan logis. Perancangan ini menjadi kerangka dasar yang akan mengarahkan jalannya proses penelitian. Setelah alur ditetapkan, peneliti melakukan studi literatur guna memperkuat landasan teoritis dan memperoleh wawasan dari penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan prediksi harga emas serta penerapan model LSTM dalam analisis deret waktu. Tahap berikutnya adalah pengumpulan data, yang difokuskan pada data historis harga emas yang diperoleh dari sumber terpercaya seperti *investing.com*. Data yang dikumpulkan mencakup beberapa atribut penting seperti tanggal, harga pembukaan, harga penutupan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan persentase perubahan harga. Semua atribut ini digunakan sebagai fitur input dalam pemodelan.

Setelah data terkumpul, proses preprocessing data dilakukan, meliputi pembersihan data dari nilai yang hilang atau tidak valid, normalisasi untuk meningkatkan kinerja model, dan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Tahap selanjutnya adalah perancangan dan pelatihan model LSTM, yang mencakup penentuan arsitektur model seperti jumlah lapisan (layer), jumlah neuron, fungsi aktivasi, metode optimasi, dan fungsi kerugian (loss function). Model kemudian dibangun dan dilatih menggunakan parameter seperti jumlah epoch dan batch size tertentu, agar mampu belajar dari pola-pola historis yang terdapat dalam data. Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi model untuk mengukur kinerja prediksi dengan menggunakan metrik evaluasi seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan R-squared (R^2). Hasil prediksi dibandingkan dengan harga aktual untuk menilai tingkat akurasi dan keandalan model. Selanjutnya, tahapan analisis dan interpretasi hasil dilakukan untuk memahami sejauh mana model LSTM mampu memprediksi harga emas serta mengevaluasi kekuatan dan kelemahan yang dimiliki. Analisis ini juga mencakup peninjauan pola tren harga yang terbentuk sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi. Terakhir, penelitian diakhiri dengan penyusunan kesimpulan dan saran. Pada tahap ini, disampaikan ringkasan mengenai keakuratan model LSTM dalam

memprediksi harga emas dan rekomendasi pengembangan model ke depan agar lebih optimal. Dengan demikian, seluruh tahapan yang telah dilalui secara sistematis mendukung tercapainya tujuan penelitian, yakni membangun model prediktif yang akurat dan aplikatif dalam konteks investasi emas.

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan mengambil data historis harga emas harian dari situs keuangan terpercaya, yaitu *investing.com*. Data diunduh dalam format Excel dan mencakup atribut penting seperti tanggal, harga penutupan, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan persentase perubahan harga. Atribut-atribut ini digunakan sebagai fitur utama dalam proses analisis dan pemodelan prediksi berbasis LSTM. Pengumpulan data dilakukan secara time-series dengan frekuensi harian, hanya mencakup hari kerja (Senin hingga Jumat), tanpa menyertakan akhir pekan dan hari libur pasar, sehingga mencerminkan kondisi nyata dari aktivitas pasar emas global.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset harga emas harian yang diperoleh dari situs keuangan terpercaya seperti *investing.com*. Data yang digunakan mencakup periode waktu tertentu, dengan kolom tanggal, harga penutupan, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan persentase perubahan harga harian. Dataset ini terlebih dahulu dibersihkan dari data duplikat dan nilai kosong, lalu data diurutkan berdasarkan waktu untuk menjaga konsistensi prediksi berbasis time series.

Data harga emas yang digunakan berasal dari situs *investing.com* dan disajikan dalam satuan USD per troy ounce (USD/oz). Untuk keperluan visualisasi atau interpretasi hasil model di Indonesia, harga emas dapat dikonversi ke dalam rupiah per gram (Rp/gram) dengan menggunakan rumus berikut :

$$\text{Harga per gram (Rp)} = \frac{\text{Harga per ounce (USD)} \times \text{Kurs USD / IDR}}{31,1035}$$

Namun, proses pelatihan dan evaluasi model tetap dilakukan menggunakan data dalam satuan USD/oz agar hasil prediksi lebih akurat dan tidak terdistorsi oleh fluktuasi kurs mata uang.

Pra-pemrosesan Data

Data time series memiliki sifat ketergantungan temporal, sehingga perlu dilakukan pra-pemrosesan sebelum digunakan sebagai input model LSTM. Pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan data agar sesuai dengan format input model LSTM. Tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi :

1. Normalisasi data dengan MinMaxScaling agar berada dalam rentang [0,1].

```
scaler = MinMaxScaler()
scaled_prices = scaler.fit_transform(prices)
```

Gambar 1. Normalisasi data dengan MinMaxScaling

Harga emas (Prices) dinormalisasikan ke rentang [0,1] menggunakan MinMaxScaler, agar cocok untuk input ke model LSTM yang sensitive terhadap skala input.

2. Pembentukan sequence (jangka waktu input), dalam hal ini menggunakan window size sebanyak 30 hari untuk memprediksi 1 hari kedepan.

```
def create_sequences(data, seq_length):  
    X, y = [], []  
    for i in range(len(data) - seq_length):  
        X.append(data[i:i+seq_length])  
        y.append(data[i+seq_length])  
    return np.array(X), np.array(y)  
  
seq_len = 30  
X, y = create_sequences(scaled_prices, seq_len)
```

Gambar 2. Kode Pembentukan sequence 30 hari untuk Memprediksi 1 hari kedepan

Fungsi create_sequence membagi data menjadi potongan-potongan sepanjang 30 hari (untuk input x) dan target prediksi 1 hari setelahnya (y).

3. Pembagian data ke dalam data latih (train), validasi, dan uji (test)

```
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32,  
                    validation_split=0.1, verbose=1)
```

Gambar 3. Kode Pembagian Data Train dan Test

Gambar 3 menunjukkan 80% data x_{train} , y_{train} (Data Latih) dan 20% data x_{test} , y_{test} (Data Uji)

```
split = int(len(X) * 0.8)  
X_train, X_test = X[:split], X[split:]  
y_train, y_test = y[:split], y[split:]
```

Gambar 4. Kode Validasi dari Data Latih

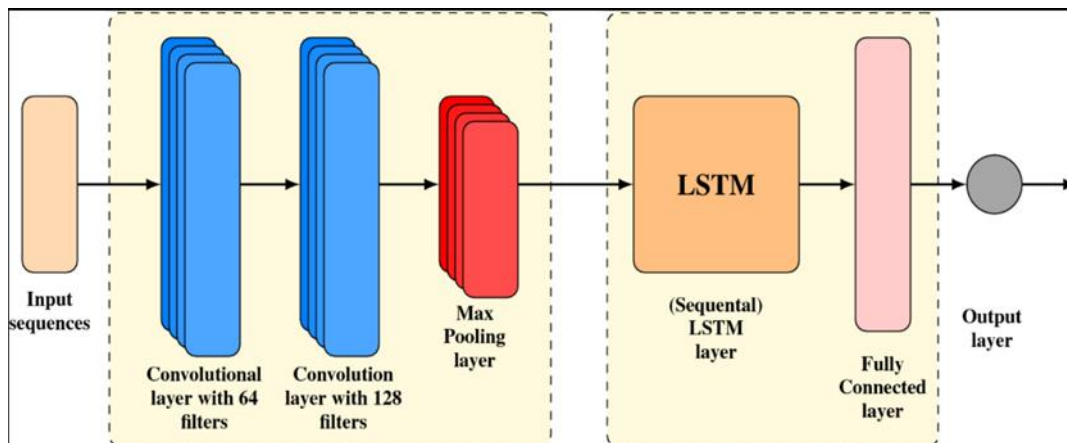
Gambar 4 artinya dari X_{train} (80%), di ambil 10% sebagai data validasi. Jadi, validasi = $0.1 \times 80\% = 8\%$ dari total dataset. Data historis harga emas dalam penelitian ini dibagi menjadi 2 bagian utama, yaitu data pelatihan dan data pengujian dengan proporsi 80:20. Selain itu, 10% dari data pelatihan digunakan sebagai data validasi untuk memantau performa model selama proses pelatihan. Strategi ini bertujuan untuk menguji kemampuan generalisasi model dan menghindari overfitting.

Arsitektur Model LSTM

Model Long Short Term Memory (LSTM) yang dibangun terdiri dari :

1. 1 LSTM layer dengan 64 unit neuron
2. 1 Dense layer sebagai output
3. Optimizer : Adam
4. Loss function : Mean Squared Error (MSE)
5. Epoch : 50
6. Batch size : 32

Model ini di rancang untuk menangkap pola jangka panjang pada data harga emas. Visualisasi arsitektur model dapat dilihat pada gambar berikut:

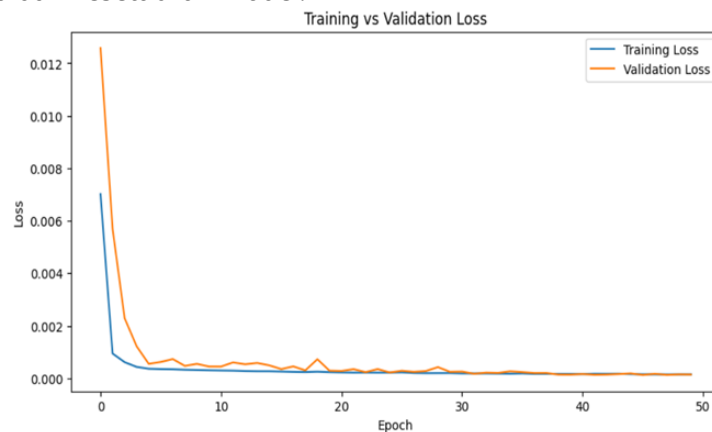


Gambar 5. Arsitektur Model LSTM (Sumber: Owen et al., 2022)

Gambar skematik arsitektur LSTM yang terdiri dari layer input, LSTM layer, dan output layer. Gambar ini diambil dari jurnal "Implementasi Metode Long Short Term Memory Untuk Memprediksi Pergerakan Nilai Harga Emas" oleh Owen et al., (Owen dkk., 2022).

Pelatihan dan Evaluasi Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data hasil pra-pemrosesan yang telah dibagi ke dalam data pelatihan dan data pengujian. Dari total data, 80% digunakan untuk pelatihan, sementara 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Selain itu, sebanyak 10% dari data pelatihan dialokasikan sebagai data validasi, yang berfungsi untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan dan mencegah terjadinya overfitting. Model LSTM dilatih selama 50 epoch dengan ukuran batch 32 menggunakan fungsi kehilangan mean squared error dan optimizer yang digunakan adalah Adam. Selama proses pelatihan, model terus dievaluasi menggunakan data validasi untuk memantau performa dan kestabilan model.



Gambar 6. Grafik Training Loss dan Validation Loss

Gambar 6 grafik training loss dan validation loss selama proses pelatihan model LSTM. Grafik ini menunjukkan bahwa nilai loss baik pada data pelatihan maupun data validasi mengalami penurunan yang signifikan pada awal epoch dan kemudian mencapai nilai yang sangat rendah serta stabil setelah sekitar 10 epoch. Hal ini menandakan bahwa model mampu belajar dengan baik dari data tanpa mengalami overfitting. Kurva training dan validation yang mendekati satu sama lain menunjukkan bahwa model memiliki generalisasi yang baik terhadap data yang tidak terlihat selama pelatihan.

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi akurasi prediksi. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik regresi sebagai berikut :

1. Mean Absolute Error (MAE) yaitu mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan aktual.
Mean Absolute Error (MAE) : $MAE = \frac{1}{n} \sum_i^n |y_i - \hat{y}_i|$
2. Mean Squared Error (MSE) yaitu mengukur rata-rata kuadrat dari selisih antara nilai prediksi dan aktual.
Mean Squared Error (MSE) : $MSE = \frac{1}{n} \sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
3. Root Mean Squared Error (RMSE) yaitu akar kuadrat dari MSE, sehingga memiliki satuan yang sama dengan harga emas.
4. Root Mean Squared Error (RMSE) : $RMSE = \sqrt{MSE}$
R-squared (R^2) yaitu mengukur seberapa besar variasi nilai aktual yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai R^2 mendekati 1 menunjukkan model memiliki performa prediktif yang baik.
5. R-squared (R^2) : $R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}$

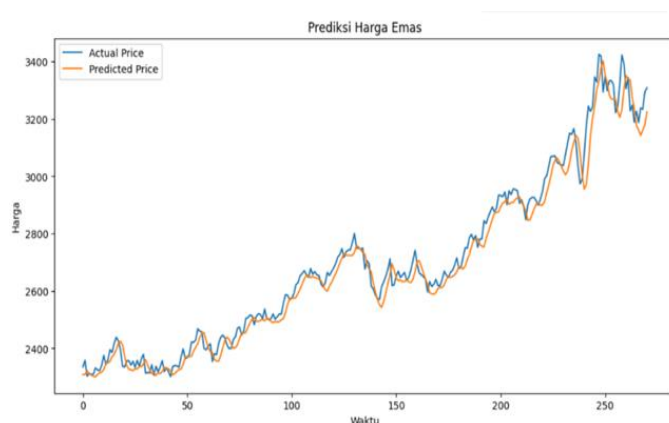
Tabel 1. Hasil Evaluasi Model LSTM

Metrik Evaluasi	Nilai
MAE	26.12
MSE	1269.15
RMSE	35.63
R^2	0.9858

Tabel 1 hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa prediktif yang sangat baik. Nilai MAE dan RMSE yang rendah menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model tergolong kecil. Sedangkan nilai R^2 sebesar 0.9858 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 98.58% variasi data aktual, sehingga sangat efektif digunakan dalam memprediksi harga emas harian sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi. Berdasarkan hasil evaluasi terhadap data latih dan data validasi, model tidak menunjukkan indikasi overfitting karena nilai loss pada validasi tidak meningkat drastis dibandingkan data latih. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup general dalam mengenali pola harga emas.

Visualisasi Hasil Prediksi

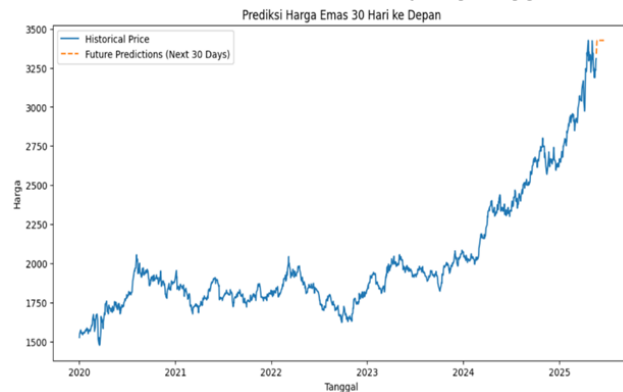
Visualisasi hasil prediksi dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengikuti tren harga aktual.



Gambar 7. Grafik Harga Aktual vs Harga Prediksi

Gambar 7 memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola harga secara umum. Grafik perbandingan antara harga emas aktual (Actual Price) dan harga hasil prediksi (Predicted Price) dari model LSTM. Garis biru menunjukkan harga emas aktual, sedangkan garis oranye menunjukkan

hasil prediksi. Grafik memperlihatkan bahwa model LSTM mampu mengikuti pola tren harga dengan baik, termasuk dalam menangkap fluktuasi naik dan turun secara mendetail. Kemiripan kedua garis menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang tinggi dalam memprediksi data uji.

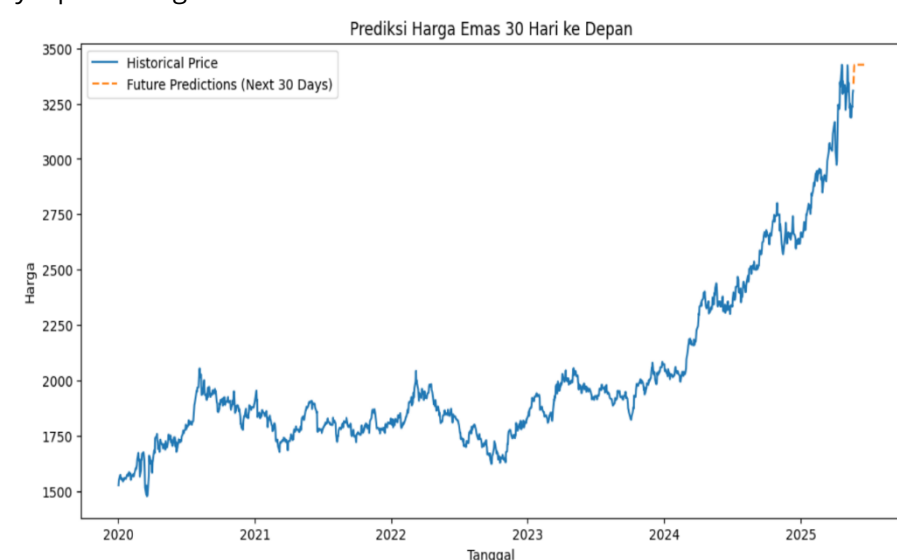


Gambar 8. Grafik prediksi harga emas selama 30 hari ke depan

Grafik prediksi harga emas 30 hari ke depan yang di hasilkan oleh model LSTM. Gambar ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu mempelajari pola historis harga emas secara efektif dan merepresentasikan tren data dengan baik. Garis biru menggambarkan harga historis, sedangkan garis oranye putus-putus menunjukkan hasil prediksi 30 hari ke depan. Tampak bahwa prediksi yang dihasilkan menyambung secara halus dengan tren sebelumnya, tanpa lonjakan atau penurunan ekstrem. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki stabilitas prediksi yang baik, tidak mengalami overfitting terhadap data pelatihan dan akurasi yang tinggi dalam mengikuti pergerakan harga emas.

Prediksi Harga Emas di Masa Depan

Setelah model dilatih, dilakukan prediksi harga emas selama 30 hari ke depan dengan menggunakan data 30 hari terakhir sebagai input. Prediksi ini ditampilkan dalam bentuk grafik untuk memudahkan analisis tren. Grafik menunjukkan tren harga cenderung stabil naik, yang dapat menjadi sinyal positif bagi investor.



Gambar 9. Prediksi Harga Emas 30 Hari Mendatang

Grafik prediksi harga emas selama 30 hari ke depan berdasarkan model LSTM. Garis biru menunjukkan harga historis emas, sementara garis oranye putus-putus merupakan hasil prediksi untuk 30 hari ke depan. Dari grafik terlihat bahwa tren harga emas diperkirakan akan tetap tinggi

dan cenderung meningkat secara bertahap. Hal ini menunjukkan adanya prospek positif terhadap harga emas dalam waktu dekat. Bagi investor, hasil prediksi ini dapat dijadikan dasar untuk mempertahankan atau menambah posisi investasi, khususnya dalam strategi jangka pendek hingga menengah, guna mengoptimalkan potensi keuntungan dari tren kenaikan yang diproyeksikan.

Analisis Dampak Terhadap Keputusan Investasi

Model LSTM yang berhasil memprediksi harga emas dengan akurat dapat menjadi alat bantu dalam proses pengambilan keputusan investasi. Dengan prediksi tren yang akurat, investor dapat menentukan Waktu yang tepat untuk membeli atau menjual emas, Perencanaan diversifikasi asset, Analisis risiko pada kondisi volatilitas tinggi.

Pembahasan

Prediksi harga emas yang meningkat tajam di awal 2020 sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya bahwa emas berperan sebagai safe haven saat krisis global. Fluktuasi tajam sepanjang 2021-2022 konsisten dengan temuan penelitian sebelumnya mengenai pengaruh inflasi, kurs, dan kebijakan moneter terhadap harga emas (Edhie & Fresti, 2021). Peningkatan tren di tahun 2023-2024 juga di dukung oleh studi yang menegaskan bahwa pandemi memiliki efek jangka Panjang terhadap nilai emas (Raheem dkk., 2021). Visualisasi arsitektur model memperkuat interpretasi bahwa model ini mampu menangkap ketergantungan temporal data (Amryliana dkk., 2025). Dalam konteks prediksi harga emas menggunakan LSTM murni. Selain itu, hasil penelitian sebelumnya menyatakan bahwa meskipun efektivitas emas sebagai safe haven sedikit menurun selama pandemi, emas tetap lebih unggul dibanding logam mulia lain (Raheem dkk., 2021).

Model LSTM yang dibangun dalam penelitian ini menunjukkan performa prediktif yang baik. Hasil prediksi yang akurat dan visualisasi tren yang menyerupai data aktual menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan investasi, terutama dalam merespon perubahan harga emas jangka pendek dan menengah.

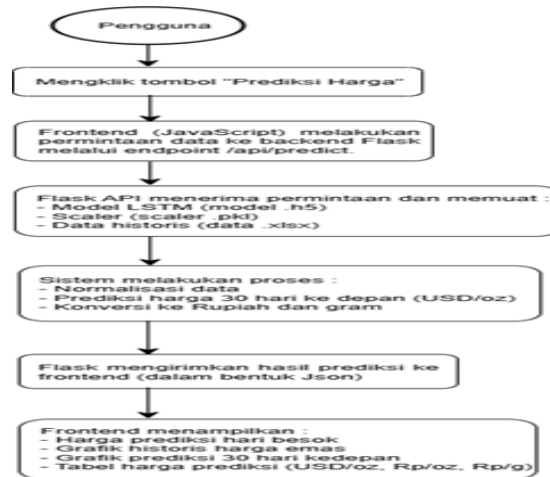
Berdasarkan prediksi model LSTM untuk 30 hari kedepan, tren harga emas menunjukkan kecendrungan naik yang stabil. Hal ini diduga karena faktor eksternal seperti potensi penurunan suku bunga AS, tekanan inflasi global, dan melemahnya nilai dolar. Berdasarkan hasil dan pembahasan di atas, model LSTM terbukti efektif dalam emprediksi harga emas dengan Tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini membuka peluang penerapan lebih lanjut dalam sistem pengambilan keputusan investasi berbasis kecerdasan buatan.

Implementasi Sistem Berbasis Website

Sistem prediksi harga emas yang dikembangkan dalam penelitian ini diimplementasikan dalam bentuk website untuk memberikan kemudahan akses bagi pengguna dalam memperoleh informasi prediksi harga emas secara real-time. Website ini mengintegrasikan model Long Short Term Memory (LSTM) yang telah dilatih sebelumnya untuk melakukan prediksi harga emas selama 30 hari ke depan. Website ini dikembangkan dengan menggunakan framework flask sebagai backend dan tensorflow.js untuk menjalankan model LSTM yang telah dikonversi dari format .h5 ke .json. Proses prediksi dilakukan langsung di sisi klien menggunakan TensorFlow.js, sementara antarmuka website dirancang dengan tampilan yang sederhana dan informatif.

Diagram Alur Sistem

Diagram alur berikut menjelaskan proses kerja sistem prediksi harga emas yang dibangun menggunakan arsitektur web berbasis Flask dan TensorFlow.js. Proses dimulai dari pengguna yang mengakses website melalui browser, kemudian memuat model prediksi berbasis LSTM yang telah dikonversi ke format TensorFlow.js. Model kemudian digunakan untuk memproses data dan menghasilkan output berupa prediksi harga emas.



Gambar 10. Diagram Alur Sistem Prediksi Harga Emas

Gambar di atas menunjukkan alur kerja sistem prediksi harga emas berbasis web yang di kembangkan dalam penelitian ini. Alur sistem pada gambar di atas dapat di jelaskan melalui tahapan berikut :

1. Pengguna mengakses halaman website prediksi harga emas
Pada tahap awal, pengguna membuka aplikasi berbasis web yang telah dikembangkan. Antarmuka utama menampilkan tombol untuk memulai proses prediksi harga.
2. Pengguna mengklik tombol "Prediksi Harga"
Setelah halaman terbuka, pengguna dapat menekan tombol "Prediksi Harga" untuk memulai proses perhitungan prediksi harga emas berdasarkan data terkini.
3. Permintaan dikirim oleh frontend (Javascript) ke backend Flask
Ketika tombol diklik, JavaScript yang berjalan di sisi klien akan mengirimkan permintaan (request) ke backend menggunakan metode Http melalui endpoint /api/predict.
4. Backend Flask menerima permintaan dan memuat komponen yang diperlukan. Setelah menerima permintaan, backend Flask akan memuat : Model prediksi LSTM yang telah dilatih dan di simpan dalam format .h5, Objek scaler yang digunakan untuk normalisasi data dalam format .pkl Data historis harga emas dalam format .xlsx
5. Sistem melakukan proses prediksi
Data historis yang di muat akan di normalisasi terlebih dahulu. Selanjutnya, model LSTM melakukan prediksi harga emas untuk 30 hari kedepan (dalam satuan USD per troy ounce). Hasil prediksi kemudian dikonversi ke dalam Rupiah per ounce dan Rupiah per gram menggunakan kurs tetap dan konversi satuan (1 troy ounce = 31,1035 gram)
6. Hasil prediksi dikirim Kembali ke frontend
Hasil prediksi yang telah diproses dikemas dalam format JSON dan dikirimkan Kembali ke frontend untuk di tampilkan kepada pengguna
7. Frontend menampilkan hasil prediksi kepada pengguna
Setelah menerima hasil dari backend, frontend akan menampilkan Harga prediksi hari berikutnya, Grafik harga historis emas (dalam USD/oz), Grafik prediksi harga emas 30 hari ke depan, Tabel prediksi harga emas lengkap dalam tiga satuan yaitu USD/oz, Rp/oz, dan Rp/gram

Dengan alur sistem ini pengguna dapat memperoleh Gambaran tren harga emas yang diprediksi secara otomatis berdasarkan data historis, yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi.

Tampilan Antarmuka (User Interface)

Tampilan antarmuka awal dari website prediksi harga emas dirancang secara sederhana dan mudah dipahami oleh pengguna. Pada halaman utama, menampilkan judul utama "Prediksi Harga

Emas” yang menunjukkan fungsi utama dari aplikasi. Dibawah judul tersebut, tersedia tombol “Prediksi Harga” yang dapat ditekan oleh pengguna untuk memulai proses prediksi harga emas. Setelah tombol ditekan, sistem akan memproses data dan menampilkan hasil prediksi harga emas untuk hari berikutnya. Nilai prediksi ini disajikan dalam tiga satuan, yaitu USD/oz, Rupiah (IDR), dan Rupiah per gram sehingga memudahkan pengguna dalam memahami hasil dalam konteks lokal maupun internasional.



Gambar 11. Tampilan Halaman Utama Website Prediksi Harga Emas

Gambar di atas menunjukkan tampilan halaman utama dari website prediksi harga emas. Pada halaman ini ditampilkan judul utama yaitu prediksi harga emas yang menggambarkan fungsi utama sistem. Di bawah judul, terdapat tombol prediksi harga yang dapat diklik oleh pengguna untuk memulai proses prediksi. Setelah tombol ditekan, sistem akan menampilkan hasil prediksi harga emas untuk hari berikutnya dalam tiga satuan yaitu USD/oz, Rupiah (IDR) dan Rupiah per gram.

Grafik Harga Historis

Salah satu fitur yang disediakan oleh sistem adalah grafik harga historis emas dari tahun 2020 hingga 2025, yang menampilkan pergerakan harga emas selama periode tersebut. Grafik ini bertujuan untuk memberikan konteks terhadap tren dan fluktuasi harga emas di masa lalu, sehingga pengguna dapat memahami pola pergerakan harga emas secara visual sebagai bahan pertimbangan sebelum melakukan prediksi atau investasi.



Gambar 12. Grafik Harga Historis Emas (2020–2025)

Gambar ini menunjukkan pergerakan harga emas dari tahun 2020 hingga 2025. Grafik ini digunakan untuk memberikan gambaran visual terhadap tren dan fluktuasi harga emas dalam lima tahun terakhir, sehingga membantu pengguna dalam menganalisis pola harga sebelum melihat hasil prediksi.

Grafik Prediksi 30 Hari Mendatang

Setelah pengguna menekan tombol “Prediksi Harga”, sistem akan menampilkan grafik prediksi harga emas untuk 30 hari ke depan berdasarkan hasil dari LSTM. Grafik ini divisualisasikan dalam bentuk garis berwarna kuning cerah dengan titik-titik data yang saling terhubung, yang menggambarkan tren pergerakan harga emas dari hari ke hari secara berurutan. Visualisasi ini membantu pengguna memahami arah perubahan harga emas dalam jangka pendek secara lebih jelas.



Gambar 13. Grafik Prediksi Harga Emas 30 Hari Mendatang

Gambar 13 menampilkan hasil prediksi harga emas selama 30 hari ke depan yang dihasilkan oleh model LSTM. Garis berwarna kuning menunjukkan tren harga dari hari ke hari, memberikan gambaran kepada pengguna mengenai arah pergerakan harga emas untuk keperluan analisis dan pengambilan keputusan investasi.

Tabel Hasil Prediksi 30 Hari Mendatang

Sebagai pelengkap visualisasi grafik, sistem juga menyajikan hasil prediksi dalam bentuk tabel untuk memberikan Gambaran yang lebih detail dan terstruktur. Tabel ini mencantumkan informasi berupa urutan hari, tanggal, dan nilai harga emas yang diprediksi dalam satuan USD/oz untuk 30 hari mendatang. Penyajian data dalam bentuk tabel bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam membaca dan memahami hasil prediksi secara sistematis, terutama bagi pengguna yang ingin melakukan analisis harian terhadap perubahan harga emas. Dengan adanya informasi ini, pengguna dapat memanfaatkan data sebagai dasar dalam pengambilan keputusan, seperti strategi investasi, perencanaan keuangan, atau perbandingan dengan data historis harga emas.

Tabel 2. Potongan Tabel Hasil Prediksi Harga Emas 30 Hari Mendatang

Hari ke-	Tanggal	Harga (USD/oz)	Harga (Rp/oz)	Harga (Rp/gram)
1	2025-05-22	\$3326.39	Rp53.222.240	Rp1.711.133
2	2025-05-23	\$3363.96	Rp53.823.360	Rp1.730.460
3	2025-05-24	\$3405.02	Rp54.480.320	Rp1.751.582
4	2025-05-25	\$3449.09	Rp55.185.440	Rp1.774.252
5	2025-05-26	\$3495.83	Rp55.933.280	Rp1.798.295
6	2025-05-27	\$3544.96	Rp56.719.360	Rp1.823.568
7	2025-05-28	\$3596.34	Rp57.541.440	Rp1.849.999
8	2025-05-29	\$3649.87	Rp58.397.920	Rp1.877.535
9	2025-05-30	\$3705.57	Rp59.289.120	Rp1.906.188
10	2025-05-31	\$3763.57	Rp60.217.120	Rp1.936.024
11	2025-06-01	\$3824.00	Rp61.184.000	Rp1.967.110
12	2025-06-02	\$3887.14	Rp62.194.240	Rp1.999.590

Tabel di atas menyajikan hasil prediksi harga emas selama 30 hari ke depan dalam tiga satuan USD/oz, Rupiah/oz, dan Rupiah per gram (Rp/gram). Data prediksi dimulai dari tanggal 22 Mei 2025 hingga 20 Juni 2025, menunjukkan tren kenaikan harga emas secara bertahap. Konversi dari USD ke Rupiah dilakukan menggunakan kurs tetap, dan harga per gram diperoleh dengan membagi harga per ounce dengan konversi 1 troy ounce = 31,1035 gram. Informasi ini dapat menjadi acuan dalam pengambilan keputusan investasi terkait emas.

Integrasi Model dan Arsitektur Sistem

Model LSTM yang telah dilatih dalam format .h5 dikonversi ke format TensorFlow.js (model.json) menggunakan perintah :

```
tensorflowjs_converter --input_format keras model.h5 ./static/models/
```

Model ini dimuat secara otomatis saat pengguna membuka website dengan perintah JavaScript berikut :

```
async function loadModel() {  
    model = await tf.loadLayersModel('/static/models/model.json');  
    console.log("✅ Model loaded successfully");  
}
```

Akses dan Pengujian Sistem

Sistem prediksi harga emas ini dijalankan secara lokal menggunakan framework flask. Akses terhadap website dilakukan melalui browser dengan alamat <http://127.0.0.1:5000>. Seluruh proses prediksi dilakukan langsung di sisi klien (browser) menggunakan TensorFlow.js, sehingga sistem dapat beroperasi tanpa perlu koneksi ke server eksternal. Pengujian dilakukan pada komputer pengembang dengan spesifikasi standar, dan tampilan antarmuka dapat diakses dengan baik melalui browser Google Chrome. Dengan desain sistem yang ringan dan interaktif, website ini siap untuk dikembangkan lebih lanjut ke lingkungan hosting public apabila dibutuhkan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai prediksi harga emas menggunakan model Long Short Term Memory (LSTM), dapat disimpulkan bahwa metode ini terbukti efektif dalam melakukan prediksi berbasis data historis. Model LSTM menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, dibuktikan dengan nilai evaluasi Mean Absolute Error (MAE) sebesar 26.12, Mean Squared Error (MSE) sebesar 1269.15, Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 35.63, dan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0.9858. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 98,58% variasi pada data harga emas aktual, menjadikannya sebagai alat prediksi yang andal dan akurat.

Struktur arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari satu lapisan LSTM dengan 64 unit neuron, serta satu lapisan output dens yang dilatih selama 50 epoch dengan ukuran batch sebesar 32. Konfigurasi ini memberikan hasil prediksi yang stabil dan konsisten, tanpa menunjukkan gejala overfitting, sebagaimana terlihat dari grafik *training loss* dan *validation loss* yang seimbang. Visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa model dapat mengikuti pola dan tren harga emas dengan baik. Prediksi untuk 30 hari ke depan menunjukkan adanya kecenderungan peningkatan harga secara stabil, sehingga hasil ini dapat dijadikan dasar pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi oleh para investor.

Selain itu, implementasi model ke dalam sistem berbasis website memberikan kemudahan akses bagi pengguna. Melalui integrasi menggunakan *TensorFlow.js*, sistem prediksi dapat dijalankan secara efisien dan responsif secara *real-time*, sehingga memperluas manfaat model ini dalam konteks penggunaan praktis di dunia investasi.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi model prediksi harga emas menggunakan Long Short Term Memory (LSTM), terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan dan penelitian di masa mendatang. Pertama, validasi model dengan menggunakan data *realtime* atau *live data streaming* perlu dipertimbangkan agar sistem yang dikembangkan lebih

adaptif terhadap dinamika pasar yang berlangsung secara langsung. Langkah ini diharapkan mampu meningkatkan ketepatan prediksi dan relevansi hasil yang disajikan kepada pengguna. Kedua, pengembangan fitur rekomendasi investasi menjadi aspek penting yang dapat ditambahkan. Selain menyajikan prediksi harga, sistem juga dapat dilengkapi dengan fitur rekomendasi aksi seperti *buy*, *hold*, atau *sell* yang didasarkan pada hasil prediksi dan analisis risiko. Hal ini akan sangat membantu investor dalam mengambil keputusan investasi yang lebih strategis dan berbasis data. Ketiga, eksplorasi terhadap arsitektur model yang lebih kompleks seperti Bi-Directional LSTM (Bi-LSTM), Stacked LSTM, atau penggabungan dengan model lain seperti Gated Recurrent Unit (GRU), perlu dilakukan guna meningkatkan kemampuan model dalam memahami pola jangka panjang maupun fluktuasi jangka pendek harga emas. Keempat, penerapan teknik *hyperparameter tuning* secara sistematis juga sangat disarankan. Teknik seperti *Grid Search* atau *Bayesian Optimization* dapat digunakan untuk menemukan konfigurasi parameter terbaik, sehingga performa prediksi model dapat ditingkatkan secara signifikan. Dengan demikian, model yang dikembangkan tidak hanya akurat, tetapi juga lebih andal dan efisien dalam berbagai kondisi pasar.

DAFTAR PUSTAKA

- Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Expert Systems with Applications*, 36(7), 10696–10707.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2018). *Investments* (11th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
- Brown, S. J., & Warner, J. B. (1985). Using daily stock returns: The case of event studies. *Journal of Financial Economics*, 14(1), 3–31.
- Chollet, F. (2018). *Deep learning with Python*. New York: Manning Publications.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. Cambridge: MIT Press.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- Kumar, D., & Thenmozhi, M. (2006). Forecasting stock index movements: A comparison of support vector machines and random forest. *Indian Institute of Capital Markets*, 1–20.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (2018). *Forecasting: Methods and applications*. New York: Wiley.
- Mishra, P. K. (2012). Gold price volatility and stock market returns: Evidence from India. *American Journal of Finance and Accounting*, 3(2), 89–104.
- Nelson, D. M., Pereira, A. C. M., & Oliveira, R. A. (2017). Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks. *International Joint Conference on Neural Networks*, 1419–1426.
- Reilly, F. K., & Brown, K. C. (2015). *Investment analysis and portfolio management* (10th ed.). Boston: Cengage Learning.
- Sharma, A., & Kumar, D. (2019). Forecasting of stock prices using machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, 132, 99–106.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series* (3rd ed.). New York: Wiley.
- Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159–175.