

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Rodiatul Adawiyah Dalimuthe^{*1}, Rizal Tjut Adek², Cut Agusniar³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia
Email: ¹rodiatul.200170133@mhs.unimal.ac.id, ²rizal@unimal.ac.id, ³cutagusniar@unimal.ac.id

Abstrak

Emas merupakan aset investasi yang penting, terutama dalam menghadapi kondisi ekonomi yang tidak stabil. Fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk keputusan otoritas keuangan, inflasi, dan dinamika ekonomi global. Mampu memprediksi harga emas dengan akurasi tinggi sangat berharga bagi investor dalam mengambil keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga emas dan mengembangkan aplikasi berbasis web yang terhubung dengan *yahoo finance* untuk memperoleh data harga emas secara *real-time*. Algoritma LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu dengan ketergantungan jangka panjang. LSTM memiliki arsitektur yang memungkinkan model untuk mengingat informasi yang relevan dalam jangka panjang dan melupakan data yang tidak relevan. Dalam studi ini, model LSTM yang dikembangkan menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 19,81, menunjukkan bahwa prediksi rata-rata menyimpang sekitar 19,81 unit dari nilai aktual. Selain itu, tingkat akurasi prediksi yang tinggi ditunjukkan oleh *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) rata-rata sebesar 0,83%. Hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa LSTM adalah metode yang efektif untuk prediksi harga emas. Aplikasi web yang dihasilkan memungkinkan pengguna untuk mengakses proyeksi harga emas secara interaktif, sehingga dapat membantu investor dalam pengambilan keputusan berbasis data dengan lebih tepat dan mudah diakses.

Keywords: *Long Short Term-Memory (LSTM), prediksi harga emas, yahoo finance*

1. PENDAHULUAN

Emas memiliki peranan penting dalam sektor keuangan sebagai aset yang memberikan perlindungan nilai yang stabil, terutama saat ekonomi bergejolak [1]. Sering dijuluki sebagai *safe haven*, emas menjadi pilihan utama investor yang mencari keamanan di tengah ketidakpastian ekonomi [2]. Nilai logam mulia ini dipengaruhi oleh beragam faktor ekonomi global, termasuk kebijakan keuangan, dinamika ekonomi internasional, inflasi, dan suku bunga [3]. Dengan demikian, kemampuan memprediksi harga emas secara akurat menjadi sangat krusial bagi investor dan pembuat kebijakan dalam mengambil keputusan investasi dan manajemen risiko yang tepat.

Harga emas memiliki hubungan erat dengan inflasi, di mana kenaikan inflasi biasanya diikuti oleh peningkatan harga emas [4]. Emas juga dikenal memiliki likuiditas tinggi, memudahkan proses jual beli saat diperlukan. Namun, seperti investasi lainnya, emas tidak lepas dari risiko, termasuk fluktuasi harga yang signifikan dalam waktu singkat [5]. Situasi ini menciptakan kebutuhan akan metode prediksi harga emas yang lebih akurat, terutama dengan memanfaatkan teknologi yang mampu mengolah data secara lebih kompleks dan mendalam.

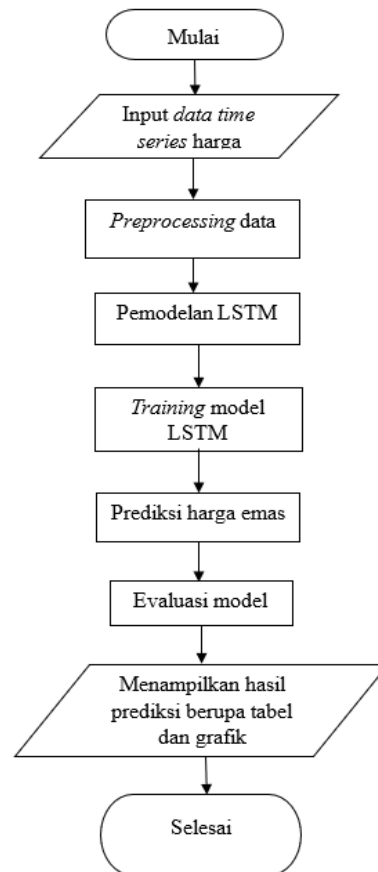
Kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang analisis *big data*, telah membawa perubahan besar dalam metode prediksi [6]. Teknik informatika menjadi kunci dalam menganalisis data kompleks dan menyusun prediksi yang lebih akurat. Algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM), sebuah varian dari *Recurrent Neural Network*, telah terbukti efektif dalam memproses data deret waktu [7]. LSTM dirancang untuk mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam data, menjadikannya sangat cocok untuk prediksi harga emas yang memiliki pola historis berkelanjutan [8].

Penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma LSTM untuk memprediksi harga emas dan pengembangan aplikasi berbasis web yang terhubung dengan *yahoo finance*. Aplikasi ini bertujuan memberikan prediksi harga emas secara *real-time*, meningkatkan aksesibilitas dan interaktivitas bagi pengguna. Dengan memanfaatkan teknologi informasi, penelitian ini diharapkan dapat menyediakan solusi yang andal bagi investor dan pengambil keputusan, serta berkontribusi pada pengembangan strategi investasi yang lebih efisien dan berkelanjutan di masa depan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan mengambil data secara daring dari situs resmi *yahoo finance*, data tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode ini memanfaatkan keunggulan arsitektur LSTM dalam mengelola informasi. LSTM memiliki tiga gerbang utama yaitu *forget gate*,

input gate, dan *output gate*, yang memungkinkannya untuk menyimpan informasi penting dan mengabaikan yang tidak relevan. Sistem ini membuat LSTM sangat efektif dalam menganalisis data deret waktu seperti harga emas, dengan kemampuan untuk mempertimbangkan tren jangka panjang dan pola-pola historis dalam data. Metode penelitian memiliki tahapan sebagai berikut. Berikut adalah skema sistem penelitian.



Gambar 2. 1 Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari *yahoo finance*, meliputi harga emas harian (*open*, *high*, *low*, dan *close*) selama tiga tahun terakhir. Sebelum dimasukkan ke dalam model, data ini melalui proses pengolahan awal, termasuk normalisasi, untuk mempersiapkannya agar sesuai dengan kebutuhan analisis dan prediksi.

2.2 Preprocessing Data

Data dari *yahoo finance* menjalani *preprocessing*, yang mencakup normalisasi dan pembagian menjadi set pelatihan (80%) dan pengujian (20%). Normalisasi menggunakan *MinMaxScaler* dari *scikit-learn* dilakukan untuk menyesuaikan skala data ke rentang 0 hingga 1, mempersiapkan data untuk analisis lebih lanjut.

2.3 Pemodelan LSTM

Model LSTM dikonstruksi menggunakan *TensorFlow*, terdiri dari lapisan-lapisan berurutan yang meliputi beberapa lapisan LSTM dan sebuah lapisan dense untuk *output*. Teknik *Dropout* diterapkan untuk mengurangi risiko *overfitting*. Model ini menggunakan algoritma optimasi Adam, yang dipilih karena kemampuannya mencapai konvergensi dengan lebih cepat dan stabil dengan menggunakan variasi *epoch* dan *batch size* untuk menemukan konfigurasi yang optimal.

2.4 Evaluasi Model

Model diuji menggunakan dua metrik evaluasi utama yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAE digunakan untuk mengukur besaran kesalahan prediksi dalam unit asli data, sedangkan MAPE menghitung persentase kesalahan prediksi relatif terhadap nilai sebenarnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan dibahas hasil dari penelitian yang telah dilakukan terkait prediksi harga emas menggunakan algoritma *long short-term memory* (LSTM). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pergerakan harga emas di masa depan dengan menggunakan data historis yang tersedia, memanfaatkan kemampuan LSTM dalam menangani data time series yang memiliki pola jangka panjang. Dalam bab ini, hasil yang diperoleh dari proses pelatihan dan pengujian model LSTM akan dipaparkan secara rinci. Pembahasan meliputi evaluasi performa model berdasarkan metrik akurasi yang relevan, analisis terhadap prediksi yang dihasilkan, serta perbandingan antara harga prediksi dengan harga aktual. Selain itu akan diuraikan mengenai hasil dari penelitian beserta pengujian yang telah dilakukan. Selain itu, disampaikan juga mengenai pembahasan dari penelitian maupun pengujian yang telah dilakukan.

Hasil dan pembahasan seharusnya merupakan bab yang paling banyak isinya pada sebuah paper. Isi Hasil dan Pembahasan dapat mencapai 40-60% dari keseluruhan paper.

3.1 Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari harga emas harian yang mencakup variabel harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), dan harga penutupan (*close*). Data diambil untuk periode dari 01 Januari 2022 hingga 30 September 2024. Sedangkan data sampel yang akan diuji mengambil sampel sebanyak 2 sampel data perbulannya.

Tabel 3. 1 Data Harga Emas

Tanggal	Harga <i>Open</i>	Harga <i>High</i>	Harga <i>Low</i>	Harga <i>Close</i>
01/01/2022	1.830.10	1.830.10	1.784.40	1.797.00
03/01/2022	1.830.10	1.830.10	1.798.80	1.799.40
04/01/2022	1.800.50	1.815.30	1.800.00	1.814.00
05/01/2022	1.813.10	1.824.50	1.813.10	1.824.60
06/01/2022	1.787.10	1.791.30	1.787.10	1.788.70
...
25/09/2024	2.656.30	2.664.20	2.649.30	2.659.20
26/09/2024	2.662.30	2.669.90	2.660.80	2.669.90
27/09/2024	2.670.00	2.672.10	2.641.70	2.644.30
28/09/2024	2.660.90	2.670.90	2.623.20	2.647.10
30/09/2024	2.660.90	2.662.10	2.623.20	2.636.10

3.2 Proses Normalisasi Data

Sebelum digunakan dalam model, data tersebut dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* agar berada pada rentang 0 hingga 1. Normalisasi ini penting untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang sama, sehingga model dapat belajar secara optimal tanpa bias pada fitur dengan nilai yang lebih besar.

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

Keterangan :

X_{norm} : Nilai hasil normalisasi

X : Nilai data asli

X_{min} : Nilai minimum dalam data

X_{max} : Nilai maksimum dalam data

Sebagai contoh, berikut diimplementasikan contoh perhitungan normalisasi data pada tanggal 03 Januari 2022.

Tabel 3. 2 Data Untuk Perhitungan normalisasi

Tanggal	Harga <i>Open</i>	Harga <i>High</i>	Harga <i>Low</i>	Harga <i>Close</i>
03/01/2022	1.830.10	1.830,10	1.798.90	1.799.40

Perhitungan normalisasinya adalah sebagai berikut.

$$X_{norm} = \frac{1.830.10 - 1.623.30}{2.670.10 - 1.623.30} = 0.198$$

Maka hasil normalisasi dari perhitungan harga open, high, low dan close pada 03 Januari 2022 adalah sebagai berikut.

Tabel 3. 3 Tabel Hasil Normalisasi

Tanggal	Harga <i>Open</i>	Harga <i>High</i>	Harga <i>Low</i>	Harga <i>Close</i>
03/01/2022	0,198	0.197	0,169	0,164

Berdasarkan perhitungan normalisasi diatas, maka hasil normalisasi seluruh data 01 Januari 2022 hingga 30 September 2022 dengan mengambil sampel sebanyak 2 data perbulannya adalah sebagai berikut.

Tabel 3. 4 Hasil Normalisasi Seluruh Data Uji

Tanggal	Harga <i>Open</i>	Harga <i>High</i>	Harga <i>Low</i>	Harga <i>Close</i>
03/01/2022	0,198	0.197	0,169	0,164
19/01/2022	0,185	0.21	0,187	0,204
07/02/2022	0,18	0.189	0,179	0,183
22/02/2022	0,272	0.275	0,258	0,263
11/03/2022	0,346	0.355	0,324	0,334
...
26/06/2024	0,654	0.659	0,65	0,628
03/07/2024	0,676	0.704	0,682	0,684
22/07/2024	0,744	0.743	0,741	0,714
05/08/2024	0,782	0.788	0,717	0,723
30/08/2024	0,856	0.86	0,839	0,809

3.3 Perhitungan LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu algoritma dalam bidang pembelajaran mendalam (*deep learning*), metode ini digunakan untuk memodelkan data runtun waktu dan merupakan pengembangan dari jaringan saraf tiruan (*neural network*) [9]. LSTM adalah kemajuan dari struktur RNN, yang pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 [10]. Sejak itu, banyak peneliti telah terus memperluas pengembangan arsitektur LSTM dalam berbagai bidang seperti pengenalan suara dan prediksi, menunjukkan perkembangan yang signifikan dalam aplikasinya. Dalam membangun model LSTM, terdapat beberapa langkah yang perlu diperhatikan. Tahapan-tahapan ini mencakup konstruksi unit LSTM, penentuan nilai awal untuk bobot dan bias, kalkulasi *gates*, serta pengintegrasian unit LSTM dengan lapisan-lapisan lain dalam jaringan saraf. Berikut perhitungannya.

1. Inisialisasi bobot dan Bias

Inisialisasi ini bertujuan untuk menentukan nilai awal dari bobot dan bias yang akan digunakan dalam perhitungan di setiap neuron. Bobot dan bias akan dihitung selama fase pelatihan menggunakan data historis. Ini dilakukan melalui optimasi untuk meminimalkan kesalahan prediksi.

1. Perhitungan *forget gate*

forget gate berperan penting dalam menentukan seberapa banyak informasi yang akan dipertahankan atau dibuang dari memori jaringan.

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{2}$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{3}$$

$$C_t' = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{4}$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t C_t' \tag{5}$$

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{6}$$

Berikut adalah hasil perhitungan *forget gate*, *input gate*, *candidate layer*, *cell state* dan *output gate* untuk seluruh data sampel.

Tabel 3. 5 Hasil Perhitungan LSTM

Tanggal	<i>Forget Gate</i>	<i>Input Gate</i>	<i>Candidate Layer</i>	<i>Cell State</i>	<i>Output Gate</i>
03/01/2022	0,5883	0,6064	0,5466	0,6256	0,5883
19/01/2022	0,5894	0,6074	0,551	0,6294	0,5894
07/02/2022	0,5873	0,6054	0,5426	0,6221	0,5873
22/02/2022	0,602	0,6198	0,6007	0,6733	0,602
11/03/2022	0,6143	0,632	0,6458	0,7153	0,6143
...
22/07/2024	0,6775	0,6937	0,8227	0,9094	0,6775
05/08/2024	0,6816	0,6977	0,8305	0,9203	0,6816
30/08/2024	0,6939	0,7096	0,8549	0,9536	0,6939
03/09/2024	0,6915	0,7072	0,8502	0,947	0,6915
18/09/2024	0,7015	0,7169	0,8678	0,9729	0,7015

Langkah berikutnya adalah perhitungan *hidden state*, *hidden state* menyimpan data yang telah diolah, yang berasal dari masukan saat ini dan konteks sebelumnya.

$$h_t = O_t \tanh(C_t) \tag{7}$$

Setelah didapatkan hasil *hidden state* maka langkah selanjutnya adalah menghitung hasil prediksi harga emas. Berikut adalah rumus untuk menghitung hasil prediksi harga emas menggunakan algoritma LSTM.

$$y_t = \tanh(h_t) \tag{8}$$

Hasil perhitungan prediksi seluruh data sampel prediksi menggunakan algoritma LSTM adalah sebagai berikut.

Tabel 3. 6 Hasil Perhitungan Prediksi

Tanggal	<i>Hidden State</i>	Hasil Prediksi
03/01/2022	0,2186	0,2152
19/01/2022	0,2207	0,2172
07/02/2022	0,2167	0,2134
22/02/2022	0,2452	0,2404
11/03/2022	0,269	0,2627
...
Tanggal	<i>Hidden State</i>	Hasil Prediksi

07/04/2022	0,2513	0,2462
21/04/2022	0,2569	0,2514
09/05/2022	0,232	0,2279
23/05/2022	0,2282	0,2243
16/06/2022	0,2217	0,2181

Setelah mendapatkan data hasil prediksi, maka dilakukan perhitungan nilai metrik evaluasi MAE dan MAPE. Berikut contoh perhitungannya pada data 03 Januari 2022.

a. Perhitungan MAE

Rumus untuk menghitung MAE adalah sebagai berikut :

Rumus untuk menghitung MAE adalah sebagai berikut :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Harga \text{ aktual} - Harga \text{ prediksi}|$$

$$MAE = 0.164 - 0.2152$$

$$MAE = 0.0512$$

b. Perhitungan MAPE

Berikut adalah rumus untuk menghitung nilai MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Harga \text{ aktual} - Harga \text{ prediksi}}{Harga \text{ aktual}} \right) \times 100$$

$$MAPE = \frac{0.164 - 0.2152}{0.164} \times 100$$

$$MAPE = 31.22 \%$$

Hasil dari perhitungan matriks evaluasi MAE dan MAPE pada seluruh data latih adalah sebagai berikut.

Tabel 3.7 Hasil Perhitungan Matriks Evaluasi

Tanggal	Data Aktual	Hasil Prediksi	MAE	MAPE
03/01/2022	1.799.40	0,2152	0,0512	31,222
19/01/2022	1.843.10	0,2172	0,0132	6,4807
07/02/2022	1.820.60	0,2134	0,0304	16,5967
22/02/2022	1.906.10	0,2404	0,0226	8,5758
11/03/2022	1.982.70	0,2627	0,0713	21,3526
...
22/07/2024	2.392.00	0,3644	0,3496	48,9587
05/08/2024	2.401.70	0,3701	0,3529	48,8083
30/08/2024	2.493.80	0,3874	0,4216	52,1179
03/09/2024	2.489.90	0,384	0,421	52,3029
18/09/2024	2.570.70	0,3974	0,4826	54,8448

2. Denormalisasi Data

Tahapan mengembalikan informasi yang sebelumnya telah diseragamkan ke dalam rentang atau besaran awalnya. Dengan kata lain, ini merupakan proses pemulihan data ke format semula setelah sebelumnya disesuaikan untuk keperluan analisis. Rumus denormalisasi data adalah sebagai berikut.

$$X_{denormalisasi} = X_{normalisasi} \times (max - min) + min \quad (9)$$

Setelah dilakukan proses denormalisasi, maka diperoleh harga asli dari setiap nilai. Berikut adalah tabel hasil prediksi LSTM.

Tabel 3.8 Hasil Denormalisasi Data Prediksi

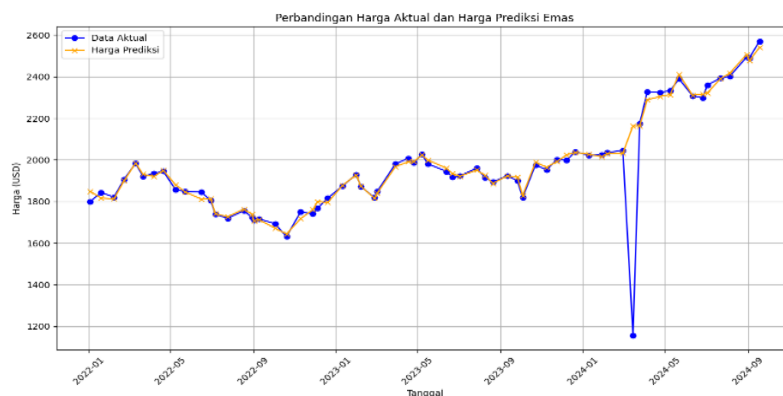
Tanggal	Data Aktual	Harga Prediksi	MAE	MAPE
03/01/2022	1.799.40	1.848.53	49.13	2.73
19/01/2022	1.843.10	1.816.23	26.864	1.457
07/02/2022	1.820.60	1.812.17	8.427	0.462
22/02/2022	1.906.10	1.898.84	7.258	0.3808
11/03/2022	1.982.70	1.984.34	1.642	0.0829
....
22/07/2024	2.392.00	2.389.33	2.661	0.1113
05/08/2024	2.401.70	2.416.46	14.768	0.6149
30/08/2024	2.493.80	2.506.48	12.688	0.5088
03/09/2024	2.489.90	2.475.58	14.318	0.5751
<i>Average</i>			19.809	0.83%

3.4 Akurasi dan Hasil Evaluasi Model

Dari tabel hasil prediksi, untuk tanggal 03/01/2022, tercatat nilai MAE 49,13 dan MAPE 2,73%. Ini mengindikasikan bahwa pada prediksi tersebut, harga yang diprediksi menyimpang 49,13 USD dari harga emas aktual, dengan persentase kesalahan sekitar 2,73% dari nilai sebenarnya. Pada prediksi berikutnya, tanggal 19/01/2022, nilai MAE turun menjadi 26,864 dan MAPE 1,457%, menunjukkan peningkatan akurasi model dibandingkan prediksi sebelumnya. Secara keseluruhan, rata-rata MAE dari seluruh prediksi adalah 19,81, sementara rata-rata MAPE mencapai 0,83%. Angka-angka ini menggambarkan kinerja model prediksi yang cukup akurat, dengan rata-rata penyimpangan absolut 19,81 USD dari harga aktual dan tingkat kesalahan persentase yang sangat rendah, yaitu 0,83%.

Dalam proses pengembangan model, berbagai konfigurasi diuji untuk menemukan performa optimal. Eksperimen menunjukkan bahwa meningkatkan jumlah *epoch* di atas 100 cenderung meningkatkan risiko *overfitting* tanpa memberikan peningkatan akurasi yang signifikan. Sementara itu, penggunaan *batch size* yang terlalu besar (128) membuat model kurang stabil, dan *batch size* yang terlalu kecil (16) memperlambat proses pelatihan secara signifikan. Setelah serangkaian pengujian, ditemukan bahwa konfigurasi dengan 100 *epoch* dan *batch size* 32 memberikan hasil terbaik, mencapai keseimbangan optimal antara akurasi prediksi dan stabilitas model.

Hasil ini mengindikasikan bahwa model LSTM yang digunakan efektif dalam memprediksi harga emas, meskipun terdapat variasi tingkat kesalahan pada periode-periode tertentu, yang mungkin disebabkan oleh fluktuasi harga emas yang terjadi. Berikut adalah grafik perbandingan harga aktual dan harga prediksi emas menggunakan algoritma LSTM.



Gambar 3. 1 Grafik Perbandingan Harga Aktual dan Harga Prediksi

Grafik ini menunjukkan perbandingan antara harga aktual dan harga prediksi emas dari tahun 2022 hingga 2024. Garis biru mewakili data aktual, sementara garis kuning dengan tanda silang menunjukkan harga prediksi.

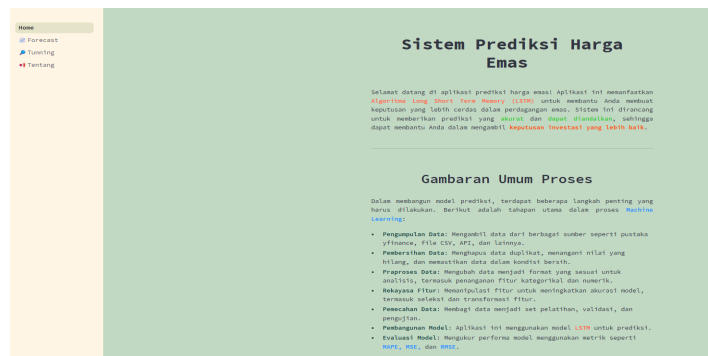
Secara umum, kedua garis ini berjalan berdekatan, menandakan bahwa model prediksi cukup akurat dalam mengikuti tren harga emas aktual.

3.5 Implementasi Sisten

Aplikasi berbasis web dikembangkan menggunakan *streamlit*, yang memungkinkan pengguna untuk memantau prediksi harga emas secara *real time* dengan antarmuka yang mudah digunakan. Data harga emas dapat langsung diperbarui dari *yahoo finance*, sehingga pengguna dapat memperoleh informasi prediksi yang selalu *up-to-date*. Berikut adalah tampilan dari web prediksi harga emas menggunakan algoritma LSTM.

1. Laman *Home*

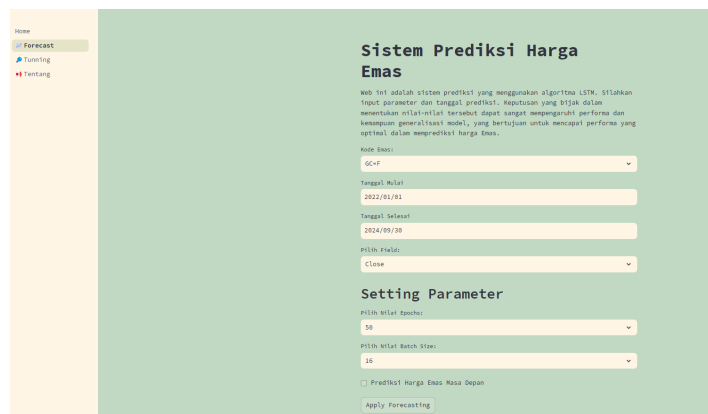
Halaman *home* menampilkan penjelasan teori mengenai proses prediksi harga emas. Memberikan penjelasan umum mengenai tahapan yang terlibat dalam proses prediksi seperti pengumpulan data, *preprocessing* data dan pembuatan model dan evaluasi hasil prediksi



Gambar 3. 2 Tampilan *Home*

2. Laman *Forecast*

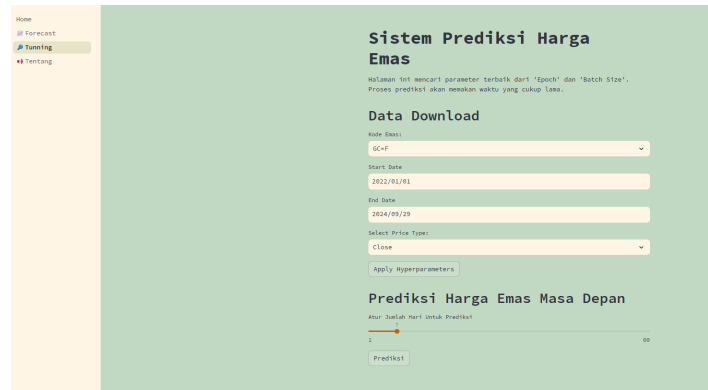
Laman *forecast* ini berperan sebagai pusat kegiatan peramalan harga emas. Proses ini menggunakan data riwayat yang bersumber dari Yahoo Finance. Pada halaman ini, pengguna memiliki kesempatan untuk menyesuaikan berbagai parameter dan melakukan pengaturan terkait proses prediksi.



Gambar 3. 3 Tampilan Halaman *Forecast*

3. Laman *Tuning*

Laman *tuning* pada situs web prediksi harga emas dikhususkan untuk meningkatkan kinerja model peramalan. Hal ini dilakukan dengan mengevaluasi berbagai kombinasi parameter jumlah *epoch* dan ukuran *batch*. Tujuan utama halaman ini adalah membantu pengguna menemukan konfigurasi parameter optimal yang menghasilkan kinerja terbaik dalam meramalkan harga emas, sehingga dapat menghasilkan model yang lebih tepat dan andal.

Gambar 3. 4 Tampilan Halaman *Tuning*

4. Laman Tentang

Laman Tentang menguraikan signifikansi emas sebagai instrumen investasi yang stabil dan dianggap sebagai aset pelindung nilai bagi para penanam modal. Aplikasi ini memanfaatkan model LSTM untuk meramalkan harga emas berdasarkan data historis, yang bertujuan membantu pengguna memahami kecenderungan pergerakan harga emas di masa mendatang. Sumber data harga emas yang digunakan berasal dari *Yahoo Finance*, yang menjamin ketepatan dan keandalan informasi yang disajikan.



Gambar 3. 5 Tampilan Halaman Tentang

4. DISKUSI

Penelitian ini membuktikan keunggulan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam meramalkan harga emas dengan tingkat ketepatan yang tinggi, dibuktikan oleh nilai MAE 19,81 dan rata-rata MAPE 0,83%. Pencapaian ini menunjukkan kemampuan model LSTM dalam mengenali pola historis yang relevan pada data runtun waktu, sejalan dengan riset serupa yang meramalkan harga Bitcoin dan saham syariah menggunakan metode yang sama.

Meski demikian, terdapat kendala seperti *overfitting*, sebagaimana diungkapkan dalam penelitian Sujjada et al. (2024) yang mencatat bahwa kinerja model LSTM pada data uji lebih rendah dibandingkan data latih. Namun, penelitian ini memitigasi risiko tersebut dengan memanfaatkan data *real-time* dari *yahoo finance*, sehingga model tetap responsif terhadap dinamika pasar. Di sisi lain, Budiprasetyo et al. (2023) mendemonstrasikan bahwa variasi struktur LSTM dengan lapisan ganda dapat meningkatkan akurasi, meskipun dalam penelitian ini model yang lebih sederhana telah memberikan hasil yang memuaskan.

Pengembangan aplikasi berbasis web dalam penelitian ini memberikan nilai tambah dibandingkan studi sebelumnya yang berfokus pada pengujian algoritma semata. Aplikasi ini memungkinkan pengguna mengakses proyeksi harga emas secara interaktif dan *real-time*, sehingga membantu investor dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memperkuat validitas LSTM sebagai alat prediktif, tetapi juga menawarkan solusi praktis dalam memanfaatkan teknologi untuk mendukung kegiatan investasi.

Meski demikian, penelitian ini memiliki batasan dalam penggunaan data, hanya mengandalkan harga emas harian dari *yahoo finance*. Integrasi data dari sumber yang lebih beragam, termasuk indikator ekonomi lain, dapat meningkatkan kemampuan model dalam memahami dinamika pasar secara lebih komprehensif.

5. KESIMPULAN

Model LSTM dalam studi ini menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi harga emas. MAE sebesar 19,81 menandakan rata-rata penyimpangan prediksi sekitar 19,81 unit (kemungkinan USD per ons) dari nilai aktual. MAPE sebesar 0,83% mengindikasikan tingkat akurasi yang sangat tinggi, dengan kesalahan prediksi kurang dari 1% dari nilai sebenarnya.

Penelitian ini membuktikan kemampuan algoritma LSTM dalam mengenali pola historis dan memberikan prediksi akurat harga emas. Aplikasi web yang dikembangkan, mengintegrasikan model LSTM dengan data *yahoo finance*, memungkinkan pemantauan prediksi *real-time* untuk membantu pengambilan keputusan investor. Meskipun demikian, masih ada ruang untuk peningkatan, seperti penggabungan variabel ekonomi tambahan dan penggunaan model hibrida untuk menangani fluktuasi pasar yang lebih kompleks. Pengembangan lebih lanjut diharapkan dapat menghasilkan alat yang lebih bermanfaat bagi pengambil keputusan di sektor investasi.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Tholib, N. K. Agusmawati, and F. Khoiriyah, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode LSTM dan GRU," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3250.
- [2] T. G. Lasijan, R. Santoso, and A. R. Hakim, "Prediksi Harga Emas Dunia Menggunakan Metode Long Short-Term Memory," *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 287–295, Jul. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.287-295.
- [3] P. Bidang, K. Sains, P. Informatika, S. Putro, A. Hermawan, and D. Avianto, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan Linear Regression," *Jurnal Edik Informatika*, vol. 9, no. 2, 2023, doi: 10.22202/ei.2023.v9i2.6990.
- [4] L. Sahrina Hasibuan and Y. Novialdi, "Prediction of Bulk and Packaged Cooking Oil Prices Using the Long Short-Term Memory (LSTM) Algorithm," *Jurnal Komputer Agri-Informatika*, pp. 149–157, 2023, doi: <http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/116042>.
- [5] A. R. H. Dwika and D. Avianto, "Implementasi Algoritma LSTM untuk Prediksi Harga Cabai Merah Keriting di Yogyakarta," *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*, vol. 5, no. 1, pp. 635–648, Jan. 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i1.534.
- [6] B. A. Aprian, Y. Azhar, V. Rahmayanti, and S. Nastiti, "Prediksi Pendapatan Kargo Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory," *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 6, no. 2, 2020, doi: <https://doi.org/10.35143/jkt.v6i2.3621>.
- [7] A. Sujjada and F. Sembiring, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long ShortTerm Memory," *Jurnal Invotek Polbeng Seri informatika*, vol. 9, no. 1, 2024, doi: :DOI10.35314/isi.v9i1.4247.
- [8] F. Husaini, I. Permana, M. Afdal, and F. N. Salisah, "Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory untuk Prediksi Produksi Kelapa Sawit," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 366–374, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1187.
- [9] U. Khaira *et al.*, "Prediksi Kemunculan Titik Panas Di Lahan Gambut Provinsi Riau Menggunakan Long Short Term Memory," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol. 5, no. 3, 2020, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v5i3.1931>.
- [10] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, 2021, doi: <https://doi.org/10.35957/jatsisi.v8i3.1159>.