

# PERBANDINGAN GATED RECURRENT UNIT (GRU) DAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) LINEAR REFRESSION DALAM PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN MODEL TIME SERIES

Anggi Putri Meriani<sup>1\*</sup>, <sup>2\*</sup>Alam Rahmatulloh,

<sup>1</sup>Universitas Siliwangi

---

## Riwayat artikel:

Received: 22 November 2022

Accepted: 29 Desember 2023

Published: 1 Januari 2024

## Keywords:

Emas;, GRU; LSTM; Metrik Evaluasi, Prediksi, Time Series

## Correspondent Email:

207006068@student.unsil.ac.id

**Abstrak.** Prediksi harga emas sangat penting karena menjadi acuan bagi para investor untuk menentukan strategi yang tepat dalam berinvestasi. Tren metode prediksi dalam beberapa tahun terakhir adalah deep learning, yang merupakan subbidang machine learning dan populer dalam menangani masalah prediksi time-series. Dalam penelitian ini, kami membandingkan performa dua metode deep learning, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) Gated Recurrent Unit (GRU) dan Linier Regression dalam memprediksi harga Emas. Hasil dalam penelitian ini menunjukkan bahwa metode GRU lebih akurat dibanding metode LSTM dalam memprediksi harga Emas, meskipun dalam perhitungan metrik evaluasi didapatkan nilai eror LSTM lebih rendah. Hasil model LSTM terbaik yang diujikan memiliki nilai MAE sebesar 0.0389, RMSE sebesar 0.0475, dan MAPE sebesar 5.2047%, serta model GRU terbaik dari hasil pengujian memiliki nilai MAE 0.0447, RMSE 0.0545, dan MAPE 6.0688%. Dari hasil penelitian ini, kami menemukan bahwa GRU adalah metode yang lebih efektif dan akurat untuk memprediksi harga Emas dibanding LSTM.

**Abstract.** Gold price predictions are very important because they are a reference for investors to determine the right investor strategy. The trend in prediction methods in recent years is deep learning, which is a subfield of machine learning and is popular in dealing with time-series prediction problems. In this research, we compare the performance of two deep learning methods, namely Long Short-Term Memory (LSTM) Gated Recurrent Unit (GRU) and Linear Regression in predicting Gold prices. The results in this study show that the GRU method is more accurate than the LSTM method in predicting gold prices, even though in calculating the evaluation metrics the value of LSTM obtained is lower. The results of the best LSTM model tested have an MAE value of 0.0389, RMSE of 0.0475, and MAPE of 5.2047%, and the best GRU model from the test results has an MAE value of 0.0447, RMSE 0.0545, and MAPE 6.0688%. From the results of this research, we found that GRU is a more effective and accurate method for predicting gold prices compared to LSTM.

---

## 1. PENDAHULUAN

Seiring berjalannya waktu kebutuhan hidup manusia akan semakin meningkat. Adanya inflasi yang terus terjadi akan mengakibatkan harga-harga barang dan jasa mengalami kenaikan serta timbul kekhawatiran di kalangan masyarakat akan pendapatan riil

mereka yang akan terus menurun. Kekhawatiran masyarakat tersebut meliputi tidak cukupnya pendapatan yang didapatkan untuk membiayai hidup mereka baik sekarang maupun di masa depan. Sehingga untuk mendapatkan pendapatan tambahan, masyarakat banyak yang menyimpan tabungan

masa depan mereka bukan dalam bentuk tabungan uang biasa karena pergerusan nilai mata uang akibat inflasi yang merugikan. Salah satu opsi agar tabungan masyarakat tidak tergerus inflasi dan malah menjadi pendapatan tambahan adalah dengan menaruh tabungannya di bidang investasi. Investasi yang dapat dilakukan oleh masyarakat memiliki berbagai macam bentuk antara lain investasi di bidang properti, tanah, saham, pemodalan usaha serta logam mulia berupa emas. Emas adalah salah satu jenis logam mulia yang menjadi komoditas berharga di seluruh dunia. Emas menjadi aset yang digunakan dalam produksi perhiasan dan juga aset keuangan karena dapat digunakan sebagai penyimpan nilai [1]. Banyak algoritma yang dapat digunakan untuk menganalisis harga emas. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM) [2], Linear Regression[3], dan Gated Recurrent Unit (GRU) [4]. Regression adalah teknik yang digunakan untuk dua teori. Pertama, analisis regression biasanya digunakan untuk forecasting dan prediction, dimana aplikasi mereka meliputi major dari machine learning. Kedua, analisis refression digunakan dalam beberapa kasus untuk menentukan hubungan sebab akibat antara independent dan dependent variabel. Yang terpenting, regression sendiri hanya menunjukkan hubungan antara variabel dependent dan kumpulan dataset tetap dari variabel yang berbeda. Linear Regression terdiri dari Simple Linear Regression, Multivariate Linear Regression, dan Polynomial Regression[5]. Beberapa penelitian untuk prediksi juga menggunakan algoritma Linear Regression, diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Iqbal Ramadhan dan Prihandoko untuk menganalisis jumlah bencana di 34 provinsi di Indonesia dengan variable 7 jenis bencana berdasarkan data dari BNPN tahun 2005-2015 yaitu banjir, gempa bumi, kekeringan, putting beliung, gunung meletus tanah longsor, dan tsunami. Hasilnya, algoritma Linear Regression mampu melakukan komputasi untuk memprediksi jumlah bencana di Indonesia untuk 4 tahun berikutnya, yaitu tahun 2016 hingga 2020 [6]. Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur RNN, dimana pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber

(1997)[7]. Unit LSTM terdiri dari sel memori yang menyimpan informasi yang diperbarui oleh tiga gerbang (gate) khusus, yaitu input gate, forget gate, dan output gate. Dalam penelitian Makala dan Li [8], digunakan model ARIMA dan SVM untuk memprediksi harga emas dan didapatkan hasil bahwa SVM (Poly) ditemukan memiliki kinerja yang jauh lebih baik dibandingkan SVM (RBF) dan model ARIMA lainnya. Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Prasetyo, dkk. [9], menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga emas berdasarkan data dari gold.org, dan digunakan untuk memprediksi harga emas dalam rentang waktu 1-3 hari ke depan. Akan tetapi ditemukan kelemahan, yaitu model yang telah dibangun kurang akurat untuk melakukan prediksi harga emas dalam jangka waktu yang lebih panjang, yaitu 24 hari ke depan. Setelah dilakukan diskusi terkait latar belakang dan penelitian tersebut, penelitian ini akan berfokus untuk mengukur performa model LSTM dan GRU dalam memprediksi harga emas, dimana keduanya merupakan model deep learning populer saat ini dan merupakan pembaruan dari metode-metode deep learning terdahulu. Nantinya, kedua model tersebut dibandingkan menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu MAE, RMSE, dan MAPE. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model dengan performa paling baik, sehingga dapat digunakan dalam prediksi harga emas yang akan datang.

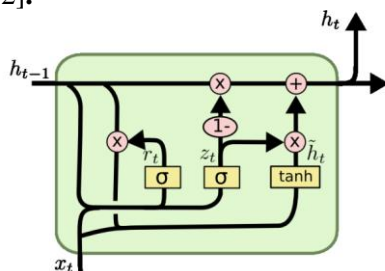
Wuyan L, et al melakukan penelitian terhadap Dissolved Oxygen (DO) untuk kualitas air aquaculture. Mereka membandingkan tiga algoritma yaitu RNN, LSTM, GRU dengan menggunakan empat indikator yaitu MAE, MSE, MAPE, dan R2. Setelah dilakukan analisis, maka dihasilkan bahwa algoritma GRU memiliki performa paling baik dibandingkan dua algoritma lainnya, yaitu dengan nilai MAE, MSE, MAPE, dan R2 adalah 0.450 mg/L, 0.411, 0.054, dan 0.994 [10].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### a. Gated Recurrent Unit (GRU)

LSTM memiliki banyak varian, dan Gated Recurrent Unit (GRU) adalah salah satu varian yang populer dari LSTM [11]. GRU dimunculkan oleh Cho [11] pada tahun 2014.

Kelebihan GRU adalah proses komputasi yang lebih sederhana dibanding LSTM, namun memiliki akurasi yang setara dan cukup efektif dalam mengurangi permasalahan hilangnya gradien (vanishing gradient). GRU merupakan sel dengan kandungan 2 gate dan 3 fungsi aktivasi. Gate dan fungsi yang minim ini akan mempercepat proses pengolahan data yang umumnya sangat besar, sehingga kemampuan GRU dirancang untuk menjadi lebih baik dari LSTM terutama untuk dataset yang jumlahnya kecil [12].



Gambar 1. Arsitektur GRU

Formula GRU:

$$r = \sigma(W_r \cdot X_t + U_r \cdot h(t-1) + b_r) \quad (1)$$

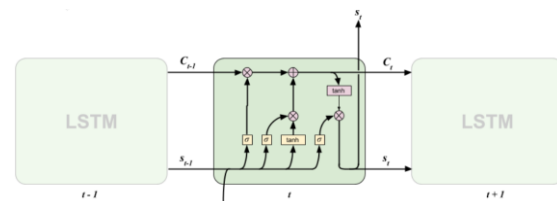
$$z = \sigma(W_z \cdot X_t + U_z \cdot h(t-1) + b_z) \quad (2)$$

$$\tilde{h} = \tanh(W_h \cdot X_t + r * U_h \cdot h(t-1) + b_h) \quad (3)$$

$$h = z * \tilde{h} + (1 - z) * h \quad (4)$$

### b. Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM adalah salah satu arsitektur dari RNN (Recurrent Neural Network) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan pada RNN, yaitu ledakan gradien (exploding gradient) dan hilangnya gradien (vanishing gradient) saat mempelajari data yang disimpan dalam memori jangka panjang. Sehingga LSTM cocok digunakan untuk kasus prediksi dan klasifikasi yang ada hubungannya dengan waktu. Model LSTM terdiri dari lapisan input (input layer), lapisan tersembunyi (hidden layers), dan lapisan output (output layers). Pada tiap blok terdapat beberapa memory cell yang melekat dan tiga unit pengali, yaitu input, output dan forget gates. Dari komponen ini, LSTM berisi tiga gates dan sebuah memory cell yang mampu melupakan atau menghafal informasi untuk menentukan berapa banyak informasi yang harus ditransfer ke sel berikutnya.[13]



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Formula LSTM:

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

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_t, x_t] + b_C) \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

### c. Linear Regression

Metode Linier Regression adalah regresi yang melibatkan hubungan antara satu variabel dependen dengan satu variabel independen atau variabel dependen (Y) dan variabel independen (X)[14]. Hubungan variabel dependen dan variabel independen tergantung dalam beberapa bentuk persamaan, sebagai berikut hubungan linear, eksponensial dan yang terakhir berganda[15]. Tujuan penggunaan analisis regresi adalah untuk mengestimasi nilai variabel dependen yang didasarkan pada nilai variabel independen[16]. Metode linier regression didasarkan pada pola hubungan data terkait masa lalu. Secara umum variabel yang dapat diprediksi yang diwakili oleh variabel yang direpresentasikan oleh variabel (seperti persediaan) dipengaruhi oleh besar kecilnya variabel bebas. Hubungan yang terjadi antara variabel independen dengan variabel yang akan ditemukan adalah sebuah fungsi[17]. Regresi Linear memiliki model persamaan seperti berikut[4], [10], [14]

$$y = a + b x$$

Formula linear Regression:

Y = Variabel Dependent

x = variable independent

a = Konstanta

b = jumlah respon yang dihasilkan

### d. Evaluation Metrics

Metrik evaluasi digunakan untuk mengukur performa dari prediksi model. Pada model *time-series*, evaluasi dapat dilakukan dengan menghitung error yang dibuat pada model. Ada beberapa metrik yang dipakai

dalam evaluasi model time-series, diantaranya adalah Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Pada MAE, setiap nilai diambil nilai absolutnya, sehingga nilai negatif hilang. Untuk evaluasi model peramalan, MAE lebih intuitif dalam memberikan rata-rata error dari keseluruhan data [15].

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i|$$

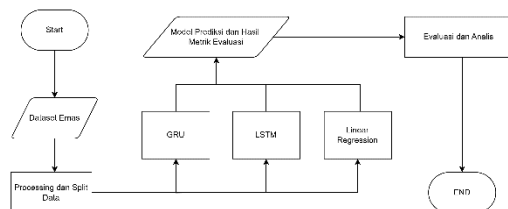
RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan semakin akurat.

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (f_i - \hat{y}_i)^2}$$

MAPE digunakan untuk mengukur nilai error dari prediksi dalam bentuk persentase, dengan menghitung rata-rata nilai absolut dan kemudian dikalikan dengan 100%..

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \times 100\%$$

### 3. METODE PENELITIAN



Gambar 3. Diagram Alur (Flowchart) Penelitian

Alur dari penelitian yang dilakukan yaitu, pada langkah pertama, mengumpulkan dataset Daily Gold Price Historical Data dari Kaggle [16]. Setelah itu, dilakukan preprocessing data agar data lebih siap untuk dilatih. Data hasil preprocess lalu displit menjadi data training sebanyak 80% dan data testing sebanyak 20%. Lalu dilakukan training model LSTM dan GRU pada data training dengan beberapa macam hyperparameter. Selain itu, performa model juga diukur menggunakan evaluation metrics, yaitu MAE, RMSE, dan MAPE. Kemudian, dilakukan evaluasi dan analisis untuk mendapatkan performa model yang paling baik

dan akurat dalam memprediksi harga emas, sehingga model dapat digunakan untuk memprediksi harga emas yang akan datang.[15]

#### 3.1. Dataset

Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle [16], dengan judul Daily Gold Price Historical Data. Data dalam dataset ini adalah data harian mulai dari 4 Januari 2000 hingga 2 September 2022 (8277 hari) dengan total 5703 data. Dataset ini memiliki 7 atribut, yaitu Date, Open, High, Low, Close, Volume, dan Currency.

	Open	High	Low	Close	Volume	Currency
Date						
2000-01-04	289.5	289.50	280.00	283.7	21621	USD
2000-01-05	283.7	285.00	281.00	282.1	25448	USD
2000-01-06	281.6	282.80	280.20	282.4	19055	USD
2000-01-07	282.5	284.50	282.00	282.9	11266	USD
2000-01-10	282.4	283.90	281.80	282.7	30603	USD

Gambar 4. Sampel Dataset Emas

Tabel di atas menunjukkan sampel dari lima data teratas pada dataset emas. Kolom “Date” adalah tanggal observasi data, kolom “Open” adalah harga pada saat pembukaan di tanggal tersebut, kolom “High” adalah harga tertinggi pada tanggal tersebut, kolom “Low” untuk harga terendah di tanggal tersebut, kolom “Close” untuk harga saat penutupan pasar di tanggal tersebut, kolom “Volume” adalah volume transaksi pada tanggal tersebut, serta kolom “Currency” adalah mata uang pasar yang digunakan untuk observasi data. Fitur yang akan digunakan untuk melatih model dalam penelitian ini adalah atribut “Close”.

#### 3.2. Preprocessing dan Split Data

Pada tahap preprocessing data, dilakukan normalisasi pada data menggunakan MinMax Scaler, dengan tujuan untuk meminimalisir redundansi dan mencegah anomali pada data. Data yang telah dipreprocess kemudian displit menjadi data training sebanyak 80% dan data testing sebanyak 20%. Data training digunakan dalam training model, sedangkan data testing digunakan untuk tahap prediksi.

#### 3.3. Training Model LSTM dan GRU

Selanjutnya, dilakukan training pada masing-masing model (LSTM dan GRU)

menggunakan data training dalam beberapa hyperparameter (batch dan epoch). Tujuannya adalah untuk menemukan metode training yang paling baik dengan performa paling bagus. Masing-masing model ditraining dalam dua batch, yaitu batch 32 dan batch 64, dengan epoch sebesar 50, 100, 200, 400, dan 600 pada masing-masing batch.

### 3.4. Model Prediksi dan Hasil Evaluasi Matrik

Setelah proses training pada model selesai, selanjutnya dilakukan prediksi pada model dengan menggunakan data testing. Kemudian, data testing (aktual) dan data hasil prediksi dibandingkan dan diukur nilai erornya menggunakan matrik evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE.

### 3.5. Evaluasi dan Analisis

Hasil dari matrik evaluasi kemudian dianalisis dan dipetakan dalam grafik untuk mengetahui model dengan batch dan epoch mana yang memberikan hasil prediksi paling mendekati nilai aktual, serta akan diukur nilai akurasi.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah dilakukan tahapan-tahapan seperti dalam metode penelitian, pada bagian ini akan dipaparkan hasil dari training model dan prediksi yang didapat. Berikut adalah kombinasi hyperparameter yang kami gunakan dalam melatih model.

Variasi kombinasi dari batch size dan epochs di atas diterapkan pada masing-masing model LSTM dan GRU untuk kemudian digunakan untuk melatih data training. Setelah model ditraining, dilakukan evaluasi performa model menggunakan data testing yang dibandingkan dengan hasil prediksi model dengan harga aktual.



Gambar 5. Harga Emas Harian dalam 8277 hari

Harga Emas Harian dalam 8277 hari

Gambar 4 menunjukkan data harga emas harian dalam 8277 hari yang terhitung mulai tanggal 4 Januari 2000 sampai 2 September 2022. Untuk mengetahui mana hyperparameter yang paling optimal untuk model LSTM dan GRU, dilakukan eksperimen dengan melatih model menggunakan data harga emas harian yang ditunjukkan pada gambar 4 tersebut. Hasil pengukuran performa model dengan variasi kombinasi hyperparameter yang telah ditentukan, ditunjukkan pada tabel berikut.

N o	Batch Size	Epoc hs	MAE	RMSE	MAPE
1	32	50	0.048	0.0616	6.1143%
2	32	100	0.0438	0.0556	5.6844%
3	32	200	0.0406	0.0500	5.3637%
4	32	400	0.0389	0.0475	5.2047%
5	32	600	0.0391	0.0476	5.27%
6	64	50	0.1792	0.1983	22.823%
7	64	100	0.0557	0.0713	6.9775%
8	64	200	0.0428	0.0541	5.5788%
9	64	400	0.0409	0.0511	5.3824%
10	64	600	0.0412	0.0510	5.4386%

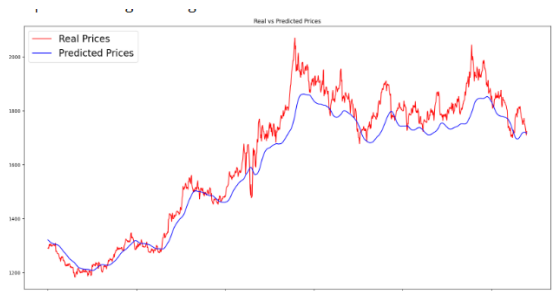
Gambar 6. Hasil evaluasi MAE, RMSE, dan MAPE

GRU Model		
MAE	RMSE	MAPE
0.0484	0.0602	6.3139%
0.0447	0.0545	6.0688%
0.0449	0.0548	6.1123%
0.0450	0.0549	6.1207%
0.0450	0.0549	6.1274%
0.1391	0.1573	17.6552%
0.0503	0.0631	6.5006%
0.0449	0.0548	6.1057%
0.0450	0.0549	6.117%
0.0451	0.0552	6.148%

Gambar 7. Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan LSTM

Dari hasil percobaan training model menggunakan dataset harga emas harian dengan kombinasi hyperparameter pada model yang telah ditentukan, ditemukan bahwa model dengan hasil metrik evaluasi terendah didapat oleh model LSTM dengan batch size 32 dan epoch 400, dengan nilai hasil MAE 0.0389, RMSE 0.0475, dan MAPE 5.2047%.

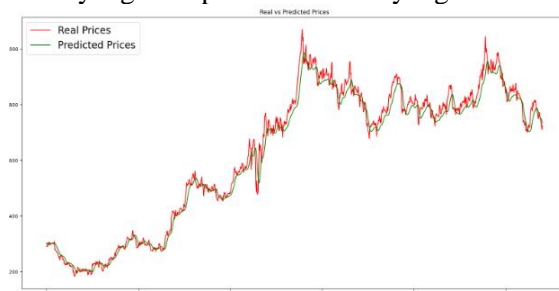




Gambar 8. Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan LSTM

#### Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan LSTM

Pada gambar, nilai aktual ditunjukkan dengan garis berwarna merah, dan nilai prediksi LSTM ditunjukkan dengan garis warna biru. Gambar 5 membandingkan harga aktual dan harga prediksi pada data testing emas menggunakan model LSTM dengan batch size 32 dan epoch 400. Nilai metrik evaluasi dari model ini menghasilkan MAE 0.0389, RMSE 0.0475, dan MAPE 5.2047%. Hasil model LSTM ini nantinya akan dibandingkan dengan model GRU yang memprediksi dataset yang sama.



Gambar 9. . Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan GRU

#### Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan GRU

Pada gambar 6, nilai aktual ditunjukkan oleh garis merah dan nilai prediksi dari GRU ditunjukkan oleh garis hijau. Gambar 6 menunjukkan perbandingan harga prediksi Emas dengan harga aktual pada dataset menggunakan model GRU dengan batch size 32 dan epochs 400. Hasil perhitungan metrik evaluasi dari model ini yaitu MAE 0.0450, RMSE 0.0549, dan MAPE 6.1207%. Sebelumnya model LSTM menghasilkan MAE 0.0389, RMSE 0.0475, dan MAPE 5.2047 untuk memprediksi harga Emas menggunakan batch size dan epochs yang sama. Untuk memprediksi harga Emas ini, LSTM

memperoleh nilai yang lebih rendah dibanding GRU.



Gambar 10. Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan LSTM dan GRU

Nilai Aktual vs Prediksi pada Harga Emas menggunakan LSTM dan GRU Pada gambar 7, nilai aktual ditunjukkan oleh garis merah, nilai prediksi LSTM ditunjukkan oleh warna biru, dan nilai prediksi GRU ditunjukkan oleh warna hijau. Gambar 7 menunjukkan perbandingan hasil prediksi harga Emas menggunakan model LSTM dan GRU dengan nilai aktual untuk 1081 hari dengan batch size 32 dan epochs 400. Gambar tersebut juga menunjukkan hasil prediksi dari model GRU untuk memprediksi harga 1081 hari lebih baik dari pada model LSTM, yang mana hasil prediksi model GRU lebih mendekati nilai aktual.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah kami lakukan, didapat kesimpulan sebagai berikut.

Setelah dilakukan perbandingan metrik evaluasi dari kedua model, penelitian ini mengindikasikan bahwa model LSTM lebih baik dibanding model GRU dalam memprediksi harga emas dengan hasil metrik evaluasi MAE 0.0389, RMSE 0.0475, dan MAPE 5.2047%, sedangkan model GRU yang memiliki performa paling baik menggunakan batch size 32 dan epochs 100, yang memiliki hasil MAE 0.0447, RMSE 0.0545, dan MAPE 6.0688% pada dataset Emas.

Sedangkan prediksi terburuk dari LSTM adalah pada batch size 64 epoch 50, dengan hasil MAE 0.1792, RMSE 0, 1983, dan MAPE 22.823%. Sedangkan prediksi terburuk LSTM didapat pada batch size 64 dan epoch 50 dengan hasil MAE 0.1391, RMSE 0.1573, dan MAPE 17.6552%.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini, khususnya kepada Bapak Alam Rahmatulloh selaku pembimbing, serta teman-teman yang telah mendukung selama penelitian dan penulisan ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. S. Sharma, "Can consumer price index predict gold price returns?," *Econ Model*, vol. 55, pp. 269–278, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.econmod.2016.02.014.
- [2] Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, and Antika Zahrotul Kamalia, "Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series," *Seminastika*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [3] S. Rath, A. Tripathy, and A. R. Tripathy, "Prediction of new active cases of coronavirus disease (COVID-19) pandemic using multiple linear regression model," *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, vol. 14, no. 5, pp. 1467–1474, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.dsx.2020.07.045.
- [4] 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.
- [5] Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, and Antika Zahrotul Kamalia, "Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series," *Seminastika*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [6] M. Iqbal Ramadhan, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Data Bencana Milik Bnpb Menggunakan Algoritma K-Means Dan Linear Regression," 2017.
- [7] J. Cao, Z. Li, and J. Li, "Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 519, pp. 127–139, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.physa.2018.11.061.
- [8] D. Makala and Z. Li, "Prediction of gold price with ARIMA and SVM," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Feb. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1767/1/012022.
- [9] V. Riandaru Prasetyo *et al.*, "SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data gold.org menggunakan Metode Long Short Term Memory Gold Price Prediction Based on Gold.org Data using the Long Short Term Memory Method." [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [10] W. Li, H. Wu, N. Zhu, Y. Jiang, J. Tan, and Y. Guo, "Prediction of dissolved oxygen in a fishery pond based on gated recurrent unit (GRU)," *Information Processing in Agriculture*, vol. 8, no. 1, pp. 185–193, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.inpa.2020.02.002.
- [11] K. Cho *et al.*, "Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation."
- [12] "20209-60264-1-SM".
- [13] B. Yang, S. Sun, J. Li, X. Lin, and Y. Tian, "Traffic flow prediction using LSTM with feature enhancement," *Neurocomputing*, vol. 332, pp. 320–327, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.neucom.2018.12.016.
- [14] Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, and Antika Zahrotul Kamalia, "Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series," *Seminastika*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [15] M. Owen, V. Vincent, R. Br Ambarita, and E. Indra, "Implementasi Metode Long Short Term Memory Untuk Memprediksi Pergerakan Nilai Harga Emas," *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 5, no. 1, p. 96, Jun. 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.507.

