

Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Gated Recurrent Unit

Clara Tanudy¹, Teny Handhayani², Janson Hendryli³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara

¹clara.535200025@stu.untar.ac.id, ²tenyh@fti.untar.ac.id, ³jansonh@fti.untar.ac.id

Abstract

The complex fluctuations in gold prices are influenced by various factors, including changes in PT. Aneka Tambang's stock prices and the closing value of the dollar exchange rate. This condition poses challenges in predicting gold price movements. Gold investment is more favored compared to stock investment, making it a popular choice that requires accurate predictive information. Therefore, a predictive system for Indonesian gold prices is developed using the Gated Recurrent Unit (GRU) machine learning algorithm. The main goal of this system is to provide accurate and reliable information about gold price trends for the next 7 days to the general public, investors, and other relevant parties. The dataset used to train the model consists of historical data on gold closing prices, PT. Aneka Tambang's stock closing prices, and dollar exchange rates obtained from the Yahoo Finance website from January 2018 to October 2023. The best model training results were achieved with hyperparameters: 70% training data, 30% testing data, timestep 20, epoch 50, batch size 16, resulting in an R-Squared value of 0.97, MAE of 300.17, and RMSE of 17.33. With the development of this system, it is expected that the general public, investors, and relevant parties will receive accurate guidance in making timely gold investment decisions, enhancing understanding, and reducing financial risks.

Keywords: Prediction of Gold Price, Gated Recurrent Unit, Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error, Python Django

Abstrak

Fluktuasi harga emas yang kompleks dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk perubahan harga saham PT. Aneka Tambang dan nilai penutupan kurs dollar. Kondisi menciptakan tantangan dalam meramalkan pergerakan harga emas. Investasi emas juga lebih diminati dibandingkan investasi saham, sehingga investasi emas menjadi populer dan membutuhkan informasi prediktif yang akurat. Oleh karena itu, dikembangkan sistem prediksi harga emas Indonesia menggunakan model algoritma machine learning yaitu Gated Recurrent Unit (GRU). Tujuan utama dari pengembangan sistem ini adalah untuk memberikan informasi yang akurat dan dapat diandalkan tentang tren harga emas selama periode 7 hari kedepan kepada masyarakat umum, investor, dan pihak-pihak terkait lainnya. Dataset yang digunakan untuk melatih model merupakan data historis harga penutupan emas, harga penutupan saham PT. Aneka Tambang dan harga penutupan kurs dollar yang didapatkan dari website Yahoo Finance mulai dari Januari 2018 sampai Oktober 2023. Hasil training model terbaik dengan hyperparameter data training 70%, data testing 30%, timestep 20, epoch 50, batch size 16 dengan nilai R-Squared sebesar 0.97, nilai MAE sebesar 300.17, dan nilai RMSE sebesar 17.33 Dengan dikembangkannya sistem ini, diharapkan masyarakat umum, investor, dan pihak terkait mendapatkan panduan yang akurat dalam membuat keputusan investasi emas yang tepat waktu, meningkatkan pemahaman serta mengurangi resiko finansial.

Kata kunci: Prediksi Harga Emas, Gated Recurrent Unit, Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error, Python Django

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Investasi didefinisikan sebagai penempatan sejumlah uang atau sumber daya lain pada berbagai jenis aset fisik maupun aset finansial seperti tanah, emas, properti, saham, dan lain sebagainya dengan harapan mendapatkan manfaat di masa depan [1]. Menurut riset, investasi emas umumnya dipilih oleh masyarakat Indonesia karena memiliki risiko yang cenderung lebih kecil dibanding investasi saham, seperti yang diungkapkan oleh penelitian dari Badan Strategi Kebijakan Dalam Negeri [2].

Emas, yang dikenal sebagai logam mulia, telah menjadi simbol kekayaan dan kemewahan selama berabad-abad. Teknologi modern dalam penambangan emas

telah mengokohkan posisinya sebagai aset berharga dan cadangan mata uang di tingkat global dan domestik. Harganya yang relatif stabil berfungsi sebagai perlindungan dari krisis ekonomi dan geopolitik, inflasi, dan depresiasi Rupiah. Pada awal pandemi pada Januari 2020, harga emas berada di posisi USD 1.525 per troy ounce, dan meningkat sebesar 18,68% menjadi USD 1.810 pada akhir 2021 [3]. Untuk memaksimalkan keuntungan pada investasi pada emas, investor perlu membuat keputusan investasi yang tepat waktu. Oleh karena itu, peramalan harga emas menjadi sangat penting [4].

Faktor-faktor yang mempengaruhi fluktuasi harga emas yaitu perubahan kurs dollar, yang merupakan

indikator ekonomi yang penting [5]. Apabila kurs dollar melemah maka akan mendorong kenaikan harga emas yang menyebabkan para investor lebih memilih membeli emas dan menjual uang dollar dan sebaliknya, dengan tujuan untuk melindungi aset yang dimiliki [6-7], Faktor lainnya adalah harga saham PT. Aneka Tambang, perusahaan pertambangan Indonesia yang terlibat dalam berbagai aspek termasuk eksplorasi, penambangan, pengolahan, dan pemasaran bijih nikel, emas, perak, bauksit, dan batubara [8]. Pendapatan terbesar PT. Aneka Tambang berasal dari emas, dimana 68% berasal dari emas, perak, dan logam mulia, 30% dari forenikel dan bijih nikel, 2% berasal dari bauksit dan batubara [9]. Volume penjualan atau produksi emas oleh PT. Aneka Tambang mempengaruhi harga emas, dimana apabila volume penjualan emas mengalami kenaikan atau penurunan maka dapat menyebabkan fluktuasi harga emas dan memberikan dampak pada harga saham PT. Aneka Tambang [10].

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga emas, dengan mempertimbangkan harga saham PT. Aneka Tambang dan kurs dollar sebagai faktor-faktor yang mempengaruhi fluktuasi harga emas. Dataset untuk penelitian ini dapat diakses secara online melalui YahooFinance. Pada penelitian ini akan menggunakan model *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang merupakan sebuah model dari perkembangan teknologi *deep learning* jaringan saraf. *Gated Recurrent Unit* (GRU) memiliki arsitektur yang sederhana sehingga mempercepat proses pengolahan data [11]. Meskipun memiliki arsitektur yang lebih sederhana dibanding model lain seperti *Long Short Term Memory* (LSTM), GRU tetap memberikan akurasi peramalan yang sebanding dan akurat. Model GRU juga mencegah terjadinya *overfitting* karena memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit daripada model LSTM [12]. Akan tetapi, model LSTM tetap digunakan oleh untuk jenis penelitian seperti penelitian yang berjudul Penggunaan Variabel Event dan Libur Sekolah dalam Memprediksi Wisatawan Dengan Model LSTM yang dirancang oleh Candra Rusmana, Kusri, dan Kusnawi [13] dan penelitian berjudul Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet di Indonesia Menggunakan Metode LSTM yang dirancang oleh Rahmad Firdaus, Harun Mukhtar, dan Awaluddin [14].

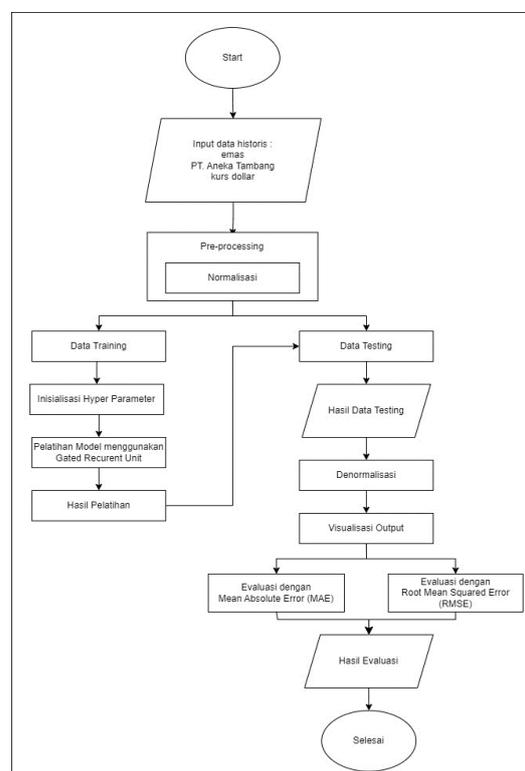
Model GRU juga telah banyak digunakan untuk berbagai jenis penelitian seperti pemrosesan data, video dan data *timeseries*, diantaranya Penerapan Gated Recurrent Unit untuk Prediksi Zat Pencemar Udara di DKI Jakarta yang dirancang oleh Jasmize Kezia Halim [15], Recurrent Neural Network dengan Gate Recurrent Unit untuk Prediksi Harga Saham oleh Afif Ilham Caniogo, Wilis Kaswidjanti, dan Juwairiah [16], dan *Analysis and Forecasting of Foodstuffs Prices in Bandung Using Gated Recurrent Unit* yang dirancang oleh Matthew Oni, Manatap Dolok Lauro, Andry Winata, dan Teny Handhayani [17]. *Gated Recurrent Unit* merupakan adaptasi dari jaringan saraf rekuren

yang dirancang untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang, sehingga GRU memiliki kemampuan untuk menyimpan informasi jangka panjang. GRU terdiri dari modul pemrosesan berulang sama seperti Recurrent Neural Network (RNN) [18]. Berdasarkan salah satu hasil penelitian yang membandingkan model RNN, model LSTM dan model GRU untuk melakukan peramalan harga saham LQ45, terbukti bahwa GRU memiliki akurasi prediksi 47,53% lebih baik dari model lainnya [19].

2. Metode Penelitian

2.1. Rancangan

Sistem yang dirancang adalah sistem prediksi harga emas Indonesia dengan menerapkan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU). Sistem ini menggunakan data *realdade* dan akan menampilkan visualisasi hasil prediksi dan visualisasi dari data aktual. Pengambilan data secara *realdade* menggunakan API yang sudah disediakan oleh YahooFinance. Alur metode yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1.



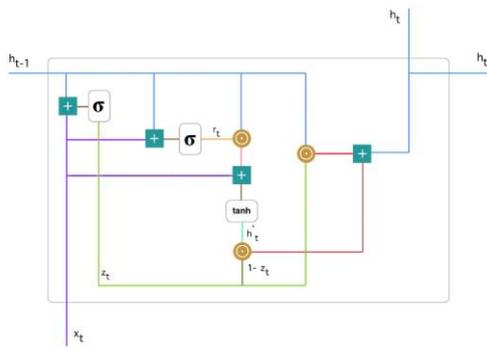
Gambar 1. Alur metode Gated Recurrent Unit

Pada penelitian ini menggunakan data emas, PT. Aneka Tambang dan kurs dollar yang didapatkan dari Yahoo Finance. Data tersebut akan diolah dan digunakan untuk model prediksi. Terdapat 3 variabel yang akan digunakan, 3 variabel tersebut adalah harga *close* emas, harga *close* PT. Aneka Tambang dan harga *close* kurs dollar. Periode data yang digunakan mulai dari tahun 2018 – 2023. Data tersebut akan dipreprocessing dan dinormalisasi. Setelah melakukan normalisasi data tersebut akan dibagi menjadi 80% data training dan

20% data testing. Data training akan digunakan untuk melatih model dan data testing untuk menguji dan mengevaluasi kinerja model. Hasil prediksi yang didapatkan akan dinormalisasi dan dievaluasi menggunakan metrik evaluasi Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Squared Error (RMSE).

2.2. Algoritma Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan turunan jenis jaringan saraf yang berulang yang dikenalkan oleh Cho et al pada tahun 2014. Metode ini dapat memproses data yang berurutan seperti deret waktu (timeseries), ucapan, dan data teks [12].



Gambar 2. Arsitektur Gated Recurrent Unit

Model Gated Recurrent Unit memiliki arsitektur yang sederhana dan akurasi prediksi yang baik, serta cukup efektif dalam mengatasi masalah hilangnya gradien (*vanishing gradient*) [11]. Arsitektur Gated Recurrent Unit dapat dilihat pada Gambar 2. Model GRU juga memiliki jumlah parameter lebih sedikit dibandingkan model lainnya seperti model *Long Short Term Memory* (LSTM), sehingga mencegah terjadinya *overfitting* [12].

Proses yang terjadi pada model *Gated Recurrent Unit* (GRU) yaitu pertama menentukan berapa banyak informasi dari *timestep* sebelumnya yang perlu dilupakan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Proses ini terjadi di *reset gate*. Persamaan *reset gate* dapat dilihat pada persamaan 1 :

$$r_t = \sigma(W_r \cdot X_t + U_r \cdot h_{(t-1)}) \quad (1)$$

dengan r_t adalah reset gate ke-t, σ adalah fungsi aktivasi sigmoid, W_r adalah bobot lapisan masukan reset gate, X_t adalah data masukan, U_r adalah bobot lapisan tersembunyi reset gate, dan $h_{(t-1)}$ adalah hidden state dari timestep sebelumnya [20].

Kedua, menentukan dan mengambil informasi dari cell sebelumnya dan digabungkan dengan data input dengan operasi plus. Persamaan update gate dapat dilihat pada persamaan 2 :

$$z_t = \sigma(W_z \cdot X_t + U_z \cdot h_{(t-1)}) \quad (2)$$

dengan z_t adalah update gate ke-t, σ adalah fungsi aktivasi sigmoid, W_z adalah bobot lapisan masukan update gate, X_t adalah data masukan, U_z adalah bobot lapisan tersembunyi update gate, dan $h_{(t-1)}$ adalah hidden state dari timestep sebelumnya [20].

Ketiga, menyimpan informasi penting yang terjadi di reset gate menggunakan operasi Hadamard dan hyperbolic tangent (*tanh*). Proses ini berlangsung di current memory content. Persamaan current memory content dapat dilihat pada persamaan 3:

$$h'_t = \tanh(W_{h'} \cdot X_t + r_t \odot U_{h'} \cdot h_{(t-1)}) \quad (3)$$

dengan h'_t adalah hasil current memory content ke-t, σ adalah fungsi aktivasi sigmoid, r_t adalah reset gate ke-t, $W_{h'}$ adalah bobot lapisan masukan current memory content, X_t adalah data masukan, r_t adalah reset gate ke-t, $U_{h'}$ adalah bobot lapisan tersembunyi current memory content, dan $h_{(t-1)}$ adalah lapisan tersembunyi dari timestep sebelumnya [20].

Untuk menentukan informasi penting yang perlu diambil dari current memory content, memerlukan update gate. Kemudian informasi tersebut akan diteruskan ke cell berikutnya. Proses ini merupakan proses final memory. Persamaan final memory dapat dilihat pada persamaan 4:

$$h_t = z_t \odot h_{(t-1)} + (1 - z_t) \cdot h'_t \quad (4)$$

dengan h_t adalah hasil final memory ke-t, z_t adalah output pada update gate ke-t, $h_{(t-1)}$ adalah lapisan tersembunyi dari timestep sebelumnya, dan h'_t adalah current memory content [20].

2.3. Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan metode untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan [21]. Semakin kecil nilai MAE, semakin dekat nilai prediksi dengan nilai observasi. Persamaan MAE dapat dilihat pada persamaan 5 :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (5)$$

dengan n adalah jumlah data, f_i adalah nilai prediksi, dan y_i adalah nilai aktual [11].

2.4. Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan metode untuk mengukur perbedaan nilai prediksi oleh model dan nilai yang diamati [23]. Semakin kecil nilai RMSE, semakin akurat sebuah model melakukan peramalan. Persamaan RMSE dapat dilihat pada persamaan 6 :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (6)$$

dengan n adalah jumlah data, Y_t adalah nilai yang sebenarnya, dan \hat{Y}_t adalah nilai prediksi [24].

2.5. R-Squared (R^2)

Koefisien determinasi atau R-Squared merupakan proporsi dari varians dalam variabel dependen yang dapat diprediksi dari variabel independen [25]. Koefisien determinasi bertujuan untuk mengukur seberapa baik suatu model memprediksi hasil. Angka yang dihasilkan dari koefisien determinasi antara 0 dan 1, dimana nilai terendah adalah 0 dan nilai tertinggi adalah 1 [26]. Persamaan koefisien determinasi dapat dilihat pada persamaan 7:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{Y} - Y_i)^2} \quad (7)$$

Dimana m adalah jumlah data, X_i adalah nilai aktual data, Y_i adalah nilai hasil prediksi, dan \bar{Y} adalah nilai rata-rata dari Y_i [25].

3. Hasil dan Pembahasan

Pengambilan data menggunakan API yang disediakan YahooFinance, rentang data yang digunakan kurang lebih 5 tahun mulai dari Januari 2018 hingga Oktober 2023. Data-data yang diambil menggunakan API tersebut akan diubah formatnya menjadi dataframe menggunakan library pandas. Data yang digunakan adalah data historis harian harga penutupan emas dapat dilihat pada tabel 1, saham PT. Aneka Tambang dapat dilihat pada tabel 2, dan harga kurs dollar dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 1. Tampilan Data Close Price (Emas)

	closePrice	date
0	1313.7	01-02-2018
1	1316.2	01-03-2018
2	1319.4	01-04-2018
3	1320.3	01-05-2018
4	1318.6	01-08-2018
...
1461	1975.0	10-24-2023
1462	1984.1	10-25-2023
1463	1987.2	10-26-2023
1464	1988.6	10-27-2023
1465	2007.7	10-30-2023

Tabel 2. Tampilan Data Close Price (PT. Aneka Tambang)

	closePrice	date
0	635.0	01-01-2018
1	630.0	01-02-2018
2	640.0	01-03-2018
3	655.0	01-04-2018
4	650.0	01-07-2018
...
1444	1765.0	10-23-2023
1445	1730.0	10-24-2023
1446	1730.0	10-25-2023
1447	1725.0	10-26-2023
1448	1725.0	10-30-2023

Tabel 3. Tampilan Data Close Price (Kurs Dollar)

	closePrice	date
0	13550.0	01-01-2018
1	13496.0	01-02-2018

2	13468.0	01-03-2018
3	13415.0	01-04-2018
4	13427.0	01-07-2018
...
1514	15874.0	10-23-2023
1515	15868.0	10-24-2023
1516	15877.5	10-25-2023
1517	15920.0	10-26-2023
1518	15865.0	10-30-2023

Proses preprocessing data tersebut dengan memfilter baris tanggal yang terdapat pada ketiga frame data yang digunakan. Setelah melakukan proses preprocessing, data harga close tersebut akan dinormalisasi menggunakan MinMaxScaler, dimana teknik ini akan merubah nilai menjadi diantara 0 sampai dengan 1. Persamaan MinMaxScaler tertera pada persamaan 7.

$$\text{MinMaxScaler} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (7)$$

Pada proses normalisasi MinMaxScaler, kolom harga close dari dataframe akan diubah menjadi array 2D. Kemudian data harga close pada data antam, gold, dan dollar akan digabungkan menjadi 1 dataframe berdasarkan tanggal. Pada saat menggabungkan data menjadi 1 dataframe, tanggal yang terdapat pada dataframe tidak digunakan lagi dan kolom tanggal akan dihapuskan dari dataframe, sehingga data yang terdapat pada dataframe hanya harga close dari antam, gold, dan dollar yang dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Normalisasi Harga Close Antam, Emas, dan Dollar

	closePrice_antam	closePrice_gold	closePrice
0	0.094767	0.157089	0.085905
1	0.098303	0.159945	0.077398
2	0.103607	0.163601	0.061296
3	0.103607	0.162687	0.064942
4	0.101839	0.154804	0.065853
...
1105	0.496110	0.914087	0.808358
1106	0.483734	0.912601	0.806536
1107	0.483734	0.922998	0.809422
1108	0.481966	0.926539	0.822333
1109	0.481966	0.951217	0.805624

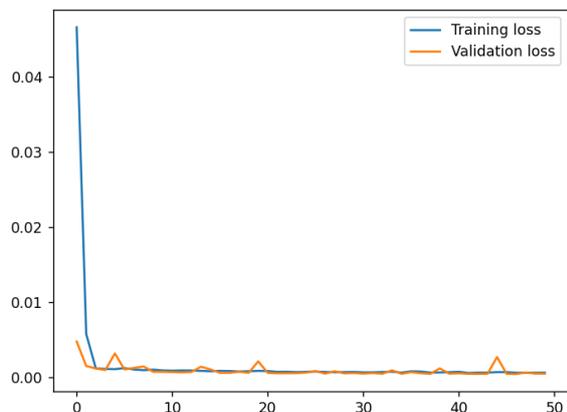
Selanjutnya jumlah data 1109 akan dipisahkan menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan dan data pengujian masing-masing akan digabungkan menjadi single numpy array. Data pelatihan akan dilatih dengan model GRU dengan learning rate = 0.001, layer 64, dan menggunakan optimizer Adam. Model tersebut akan dilatih dengan nilai timesteps, epoch, batch size yang berbeda serta pembagian data pelatihan dan data training yang berbeda seperti yang tertera pada tabel 5.

Tabel 5. Inisialisasi Training Data

Data Training (%)	Data Testing (%)	Timestep	Epoch	Batch Size
-------------------	------------------	----------	-------	------------

70	30	10	50	16
				32
		20	100	16
				32
80	20	30	50	16
				32
		40	100	16
				32

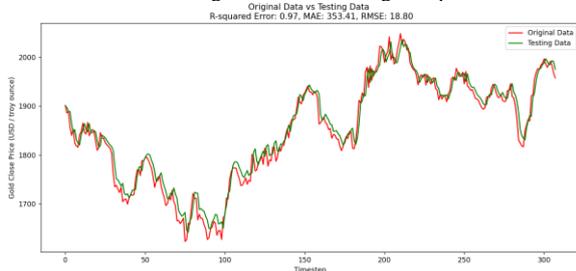
Pelatihan model pertama dengan data training 70% dan data testing 30% dengan timesteps = 10, epoch = 50, batch size = 16.



Gambar 3. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-1

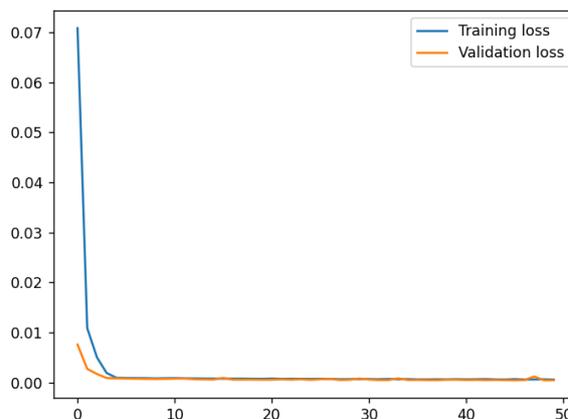


Gambar 4. Grafik original data vs training data pelatihan ke-1



Gambar 5. Grafik original data vs testing data pelatihan ke-1

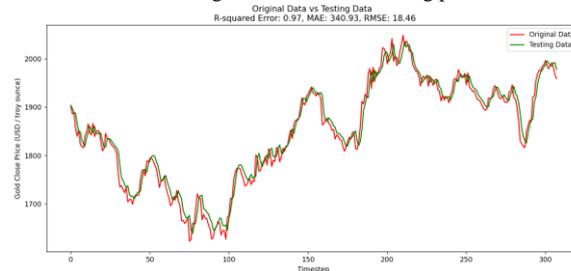
Dari hasil pelatihan model pertama, didapatkan nilai R-Squared = 0.97, MAE = 353.41, dan RMSE = 18.80. Selanjutnya, pelatihan model kedua dengan data training 70% dan data testing 30% dengan timesteps = 10, epoch = 50, batch size = 32.



Gambar 6. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-2

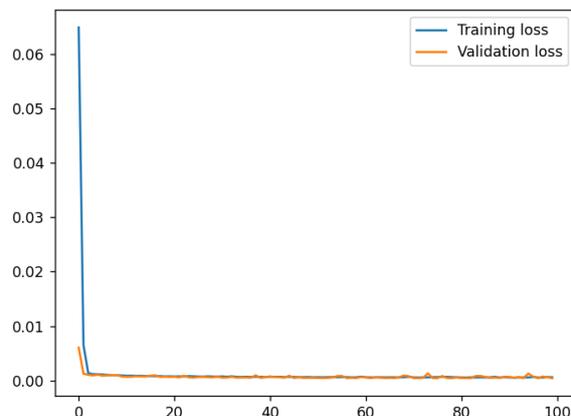


Gambar 7. Grafik original data vs data training pelatihan ke-2

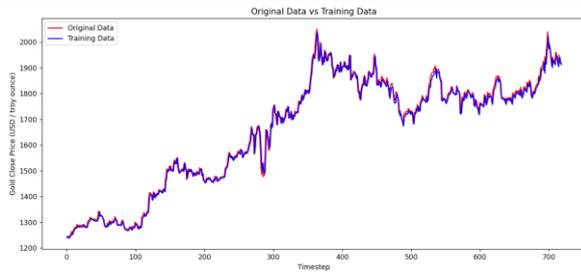


Gambar 8. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-2

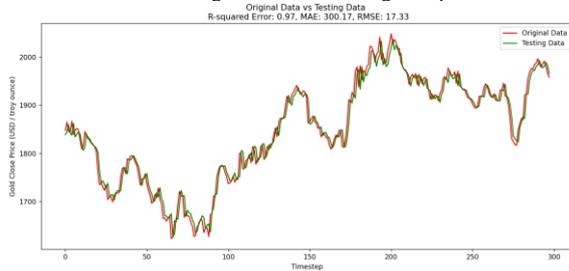
Dari hasil pelatihan model kedua, didapatkan nilai R-Squared = 0.97, MAE = 340.93, dan RMSE = 18.46. Selanjutnya, pelatihan model ketiga dengan data training 70% dan data testing 30% dengan timesteps = 20, epoch = 100, batch size = 16.



Gambar 9. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-3

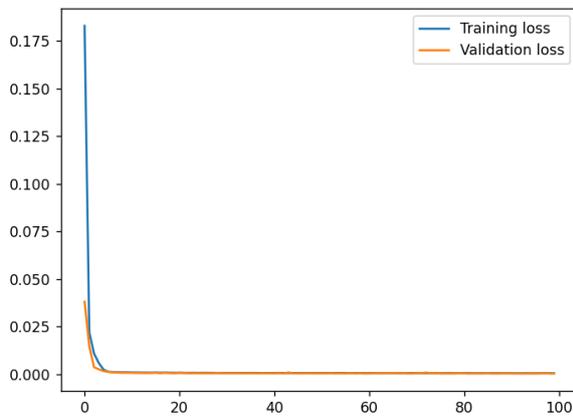


Gambar 10. Grafik original data vs training data pelatihan ke-3



Gambar 11. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-3

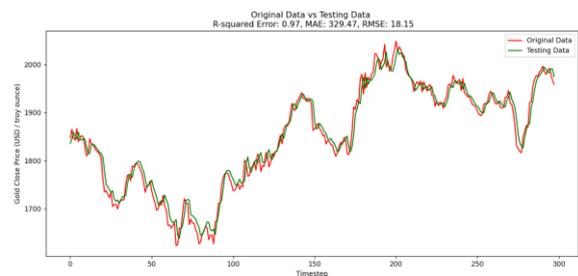
Dari hasil pelatihan model ketiga, didapatkan nilai R-Squared = 0.97, MAE = 300.17, dan RMSE = 17.33. Selanjutnya, pelatihan model keempat dengan data training 70% dan data testing 30% dengan timesteps = 20, epoch = 100, batch size = 32.



Gambar 12. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-4

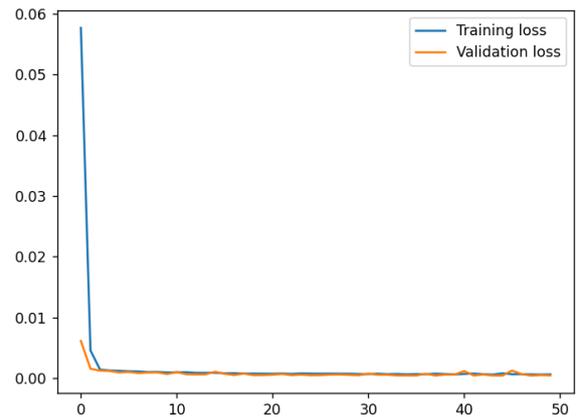


Gambar 13. Grafik original data vs training data pelatihan ke-4



Gambar 14. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-4

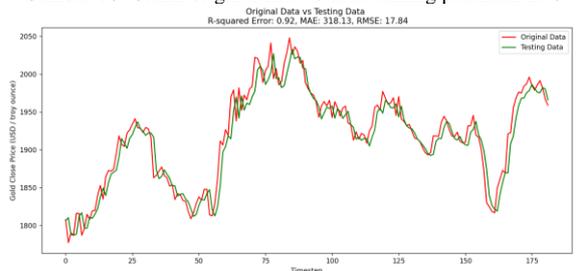
Dari hasil pelatihan model keempat, didapatkan nilai R-Squared = 0.97, MAE = 329.47, dan RMSE = 18.15. Selanjutnya, pelatihan model kelima dengan data training 80% dan data testing 20% dengan timesteps = 30, epoch = 50, batch size = 16.



Gambar 15. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-5

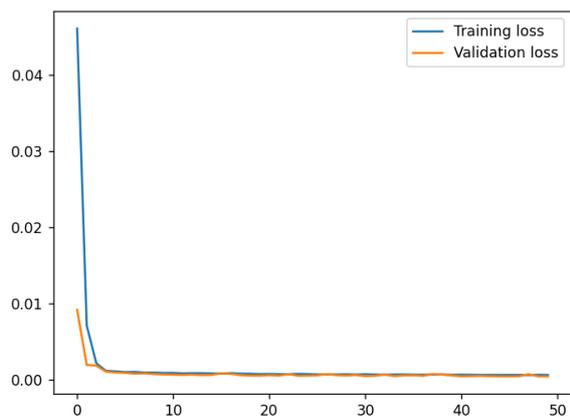


Gambar 16. Grafik original data vs data training pelatihan ke-5



Gambar 17. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-5

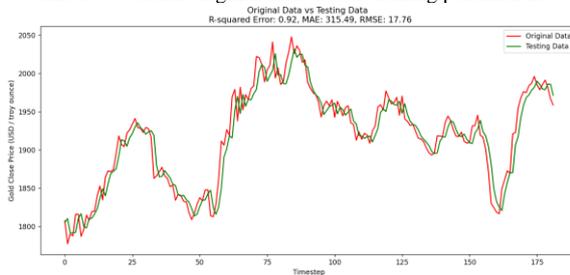
Dari hasil pelatihan model kelima, didapatkan nilai R-Squared = 0.92, MAE = 318.13, dan RMSE = 17.84. Selanjutnya, pelatihan model keenam dengan data training 80% dan data testing 20% dengan timesteps = 30, epoch = 50, batch size = 32.



Gambar 18. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-6

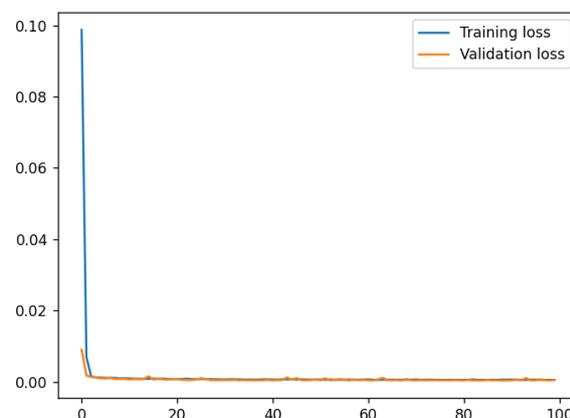


Gambar 19. Grafik original data vs data training pelatihan ke-6



Gambar 20. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-6

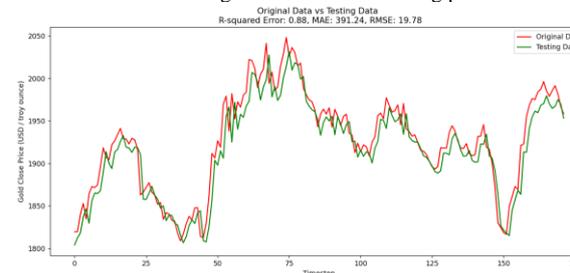
Dari hasil pelatihan model keenam, didapatkan nilai R-Squared = 0.92, MAE = 315.49, dan RMSE = 17.76. Selanjutnya, pelatihan model ketujuh dengan data training 80% dan data testing 20% dengan timesteps = 40, epoch = 100, batch size = 16.



Gambar 21. Grafik training loss vs validation loss pelatihan ke-7

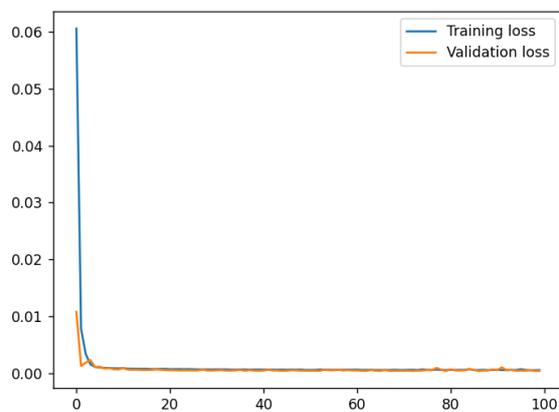


Gambar 22. Grafik original data vs data training pelatihan ke-7



Gambar 23. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-7

Dari hasil pelatihan model ketujuh, didapatkan nilai R-Squared = 0.88, MAE = 391.24, dan RMSE = 19.78. Selanjutnya, pelatihan model kedelapan dengan data training 80% dan data testing 20% dengan timesteps = 40, epoch = 100, batch size = 32.



Gambar 24. Grafik training loss vs validation loss ke-8



Gambar 25. Grafik original data vs data training pelatihan ke-8



Gambar 26. Grafik original data vs data testing pelatihan ke-8

Dari hasil pelatihan model kedelapan, didapatkan nilai R-Squared = 0.91, MAE = 288.36, dan RMSE = 16.98. Berikut ini merupakan tabel hasil pelatihan model yang telah dilakukan.

Tabel 6. Hasil Training Data

Data Training (%)	Time step	Epoch	Batch Size	R ²	MAE	RMSE
70	10	50	16	0.97	353.41	18.80
			32	0.97	340.93	18.46
	20	100	16	0.97	300.17	17.33
			32	0.97	329.47	18.15
80	30	50	16	0.92	318.13	17.84
			32	0.92	315.49	17.76
	40	100	16	0.88	391.24	19.78
			32	0.91	288.36	16.98

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen dapat disimpulkan bahwa metode GRU berhasil digunakan untuk melakukan peramalan harga emas. Hasil pelatihan data terbaik, yang pertama merupakan pelatihan dengan parameter data training 70%, timestep 20, epoch 100, dan batch size 16 memiliki performa yang terbaik dengan nilai R-Squared sebesar 0.97, MAE sebesar 300.17 dan RMSE sebesar 17.33 dan yang kedua adalah dengan parameter data training 80%, timestep 30, epoch 50, dan batch size 16 dengan nilai R-Squared sebesar 0.92, MAE sebesar 318.13, dan nilai RMSE 17.84. Berdasarkan hasil tersebut, model dapat digunakan untuk mengembangkan sistem prediksi harga emas dengan harga saham penutupan PT. Aneka Tambang dan harga penutupan kurs dollar sebagai faktor yang mempengaruhi fluktuasi harga emas dan memperoleh hasil prediksi yang akurat.

Daftar Rujukan

- [1] E. Tandililin, Manajemen Investasi, Malang: Universitas Terbuka, 2016.
- [2] Badan Strategi Kebijakan Dalam Negeri, "Riset: Masyarakat Indonesia Lebih Suka Investasi Emas Ketimbang Saham," 12 January 2018. [Online]. Available: <https://litbang.kemendagri.go.id/website/riset-masyarakat-indonesia-lebih-suka-investasi-emas-ketimbang-saham/>. [Diakses 21 September 2023].
- [3] B. Witjaksono, I. Gunawan, M. M. Damayanti, P. P. Harto, H. Wibowo, E. Suprpto, N. A. H. Maknun dan J. Sutrisno, Investasi Emas BPKH, Jakarta: Badan Pengelola Keuangan Haji, 2022.
- [4] L. R. Dewi, "Peramalan Harga Emas Dunia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN)," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 15 August 2020. [Online]. Available: https://repository.its.ac.id/78231/2/05211640000025-Undergraduate_Thesis.pdf. [Diakses 21 September 2023].
- [5] Y. E. Naura, "Pengaruh Nilai Tukar (Kurs) Dolar dan BI Rate Terhadap Harga Emas di Indonesia Dalam Perspektif Ekonomi Islam," Universitas Islam Negeri Ar-Raniry Banda Aceh, 6 October 2021. [Online]. Available: <https://repository.ar-raniry.ac.id/eprint/18411/1/Yasya%20Ellya%20Naura,%20170602002,%20FEBI,%20ES,%20082264933286.pdf>. [Diakses 21 September 2023].
- [6] Choirunnisa, "Analisis Fluktuasi Harga Emas Terhadap Pendapatan Pegadaian Syariah di Indonesia," Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, July 2018. [Online]. Available: http://digilib.uinsa.ac.id/26288/1/Choirunnisa_G94214163.pdf. [Diakses 20 November 2023].
- [7] E. Indriani, "Pengaruh Strategi Pemasaran dan Harga Emas Terhadap Minat Masyarakat Dalam Menggunakan Produk Tabungan Emas," Universitas Islam Indonesia, Januari 2022. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/38675/1/7423121.pdf?sequence=1>. [Diakses 20 November 2023].
- [8] L. J. Sinay, F. R. N. Tihurua dan D. L. Rahakbauw, "Analisis Harga Saham PT. Antam Tbk Berdasarkan Harga Emas Dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Model Autoregressive Distributed Lag," *Neliti*, vol. 12, no. 1, pp. 53-62, 2018.
- [9] F. M. Ashyrofi dan R. Panday, "Peramalan Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk Menggunakan Trend Model," *Journal of Time Series Analysis*, p. 3, 2021.
- [10] T. Sajekti dan E. M. Syamawati, "Analisis Harga Komoditas dan Harga Pokok Penjualan Serta Pengaruhnya Terhadap Laba Kotor Pada PT. Aneka Tambang (Persero) Tbk," *Jurnal Indonesia Membangun*, vol. 16, no. 1, pp. 2-3, 2017.
- [11] N. K. Agusmawati, F. Khoiriyah dan A. Tholib, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode LSTM dan GRU," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, pp. 620-623, 2023.
- [12] J. Chung, C. Gulcehre, K. H. Cho dan Y. Bengio, "Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling," Research Gate, 11 Desember 2014. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/269416998_Empirical_Evaluation_of_Gated_Recurrent_Neural_Networks_on_Sequence_Modeling. [Diakses 29 Agustus 2023].
- [13] C. Rusmana, K. dan K. , "Penggunaan Variabel Event dan Libur Sekolah Dalam Memprediksi Wisatawan Dengan Metode LSTM," *Jurnal Fasilkom*, vol. 13, no. 02, p. 88, 2023.
- [14] R. Firdaus, H. Mukhtar dan A. , "Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM," *Jurnal Fasilkom*, vol. 13, no. 1, p. 1, 2023.
- [15] J. K. Halim, "Penerapan Gated Recurrent Unit Untuk Prediksi Zat Pencemar Udara," *Skripsi*, vol. 10, no. 2, pp. 1-36, 2022.
- [16] A. I. Caniago, W. Kaswidjanti dan J. , "Recurrent Neural Network dengan Gate Recurrent Unit untuk Prediksi Harga Saham," *Telematika : Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 18, no. 3, p. 345, 2021.
- [17] M. Oni, M. D. Lauro, A. Winata dan T. Handhayani, "Analysis And Forecasting of Foodstuffs Prices in Bandung Using Gated Recurrent Unit," *Jurnal Esensi Infokom*, vol. 7, no. 2, p. 15, 2023.
- [18] Z. Lukman, S. Sumpeno dan M. Hariadi, "Analisis Kinerja LSTM dan GRU sebagai Model Generatif untuk Tari Remo," *Research Gate*, vol. 8, no. 2, pp. 142-150, 2019.

-
- [19] A. Nilsen, "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, pp. 138-142, 2022.
- [20] S. Kostadinov, "Understanding GRU Networks," *Toward Data Science*, 16 Desember 2017. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/understanding-gru-networks-2ef37df6c9be>. [Diakses Agustus 30 2023].
- [21] P. Subagyo, *Forecasting: Konsep dan Aplikasi*, Yogyakarta: Universitas Gajah Mada, 1989.
- [22] A. A. Suryanto dan A. Muqtadir, "Penerapan Metode Mean Absolute Error (MAE) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi," *Jurnal*, vol. 11, no. 1, p. 79, 1 Februari 2019.
- [23] A. Fikri, "Penerapan Data Mining Untuk Mengetahui Tingkat Kekuatan Beton Yang Dihasilkan Dengan Metode Estimasi Menggunakan Linear Regression," *UDiNus*, pp. 4-5, 2013.
- [24] E. Pudjianto, P. dan C. Supriyanto, "Prediksi Harga Komoditas Emas dan Batubara di Pasar Dunia Dengan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 1, p. 18, 2015.
- [25] D. Chicco, M. J. Warrens dan G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *National Library of Medicine*, 2021 July 2021. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8279135/>. [Diakses 20 November 2023].
- [26] S. Turney, "Coefficient of Determination (R²) | Calculation & Interpretation," *Scribbr*, 22 April 2022. [Online]. Available: [https://www.scribbr.com/statistics/coefficient-of-determination/#:~:text=The%20coefficient%20of%20determination%20\(R%C2%B2\)%20is%20a%20number%20between%200,predicted%20by%20the%20statistical%20model.](https://www.scribbr.com/statistics/coefficient-of-determination/#:~:text=The%20coefficient%20of%20determination%20(R%C2%B2)%20is%20a%20number%20between%200,predicted%20by%20the%20statistical%20model.) [Diakses 20 November 2023].