



Pemodelan Prediksi Harga Saham Emas ANTAM Menggunakan *Gated Recurrent Unit* dan Regresi Linear Berganda pada *Time Series*

¹⁾Antika Zahrotul Kamalia, ²⁾Wahyu Tri Utami, ³⁾Arif Susilo
^{1,2)}Fakultas Teknik Informatika, Universitas Pelita Bangsa
¹⁾antika.kamalia@pelitabangsa.ac.id

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel :

Diterima : 15 Januari 2026

Disetujui : 20 Januari 2026

Kata Kunci :

Prediksi, Saham, Emas, Gated Recurrent Unit, Regresi Linear Berganda.

ABSTRAK

Penelitian ini membahas prediksi harga saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) berbasis data time-series dengan membandingkan dua pendekatan, yaitu Gated Recurrent Unit (GRU) dan regresi linear berganda. Data yang digunakan merupakan data historis harian ANTM dari Yahoo Finance periode 2014–2024 yang diproses melalui tahap pembersihan/normalisasi, kemudian dibagi secara berurutan menjadi data latih (70%) dan data uji (30%) untuk menjaga validitas prediksi deret waktu. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik R-squared (R^2), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE), serta didukung visualisasi perbandingan nilai aktual dan prediksi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa regresi linear berganda menghasilkan error yang lebih rendah dan nilai R^2 yang sedikit lebih tinggi dibandingkan GRU pada konfigurasi eksperimen ini, sementara GRU tetap menunjukkan kemampuan mengikuti pola deret waktu dan dinamika fluktuasi harga. Temuan ini mengindikasikan bahwa regresi linear berganda lebih unggul dari sisi akurasi rata-rata pada data uji, sedangkan GRU relevan sebagai pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan ketergantungan temporal dan pola non-linear pada data time-series.

ARTICLE INFO

Article History :

Received : Jan 15, 2026

Accepted : Jan 20, 2026

Keywords:

Prediction, Stock, Gold, Gated Recurrent Unit, Multiple Linear Regression.

ABSTRACT

This study discusses the stock price prediction of PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) based on time-series data by comparing two approaches, namely Gated Recurrent Unit (GRU) and multiple linear regression. The data used is ANTM's daily historical data from Yahoo Finance for the period 2014–2024, which is processed through a cleaning/normalization stage, then divided sequentially into training data (70%) and test data (30%) to maintain the validity of the time series prediction. Model performance is evaluated using the R-squared (R^2), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE) metrics, and is supported by visualizations comparing actual and predicted values. The evaluation results show that multiple linear regression produces lower errors and slightly higher R^2 values than GRU in this experimental configuration, while GRU still shows the ability to follow time series patterns and price fluctuation dynamics. These findings indicate that multiple linear regression is superior in terms of average accuracy on the test data, while GRU is relevant as a more flexible approach for modeling temporal dependencies and non-linear patterns in time-series data.

1. PENDAHULUAN

Emas merupakan logam mulia yang banyak diminati sebagai instrumen investasi karena harga jual-beli cenderung meningkat, namun pergerakannya tetap dapat berfluktuasi sehingga menimbulkan risiko bagi investor (Kamalia, 2019). Investasi sendiri dipahami sebagai penempatan dana pada aset fisik maupun finansial (seperti tanah, emas, properti, dan saham) dengan harapan memperoleh manfaat di masa depan (Hidayati, 2017).

Di Indonesia, investasi emas sering dipilih karena dianggap memiliki risiko lebih rendah dibandingkan saham. Emas juga telah lama menjadi simbol kekayaan dan nilai, sehingga daya tariknya stabil di masyarakat dan menjadikannya salah satu pilihan utama dalam menjaga nilai aset (Zaenal Asikin, 2024).

Untuk memaksimalkan keuntungan, investor perlu mengambil keputusan pada waktu yang tepat, sehingga peramalan harga emas menjadi penting. Fluktuasi harga emas dipengaruhi berbagai faktor, salah satunya perubahan kurs dolar: ketika dolar melemah, harga emas cenderung naik karena investor beralih ke emas sebagai aset lindung nilai, dan sebaliknya (Khairatun Hisan, 2025).

Faktor lain yang turut berpengaruh adalah aktivitas PT Aneka Tambang (ANTAM) sebagai produsen emas, karena pendapatan perusahaan besar berasal dari segmen emas dan logam mulia (Aisyah, 2023). Perubahan volume produksi/penjualan emas dapat memicu fluktuasi harga emas dan berdampak pada harga saham ANTAM. Data juga menunjukkan adanya perubahan harga emas Antam dan harga buyback yang dapat bergerak naik dalam periode tertentu, dengan selisih (*spread*) harga jual dan buyback yang cukup signifikan.

Penelitian terdahulu menunjukkan GRU efektif menangkap pola non-linear dan hubungan temporal pada data *time-series*, sementara regresi linear berganda unggul dalam interpretasi hubungan linier antar variabel dengan pendekatan lebih sederhana (Nugraha and Ariatmanto, 2025). Namun, belum banyak studi yang membandingkan keduanya secara langsung pada konteks prediksi harga emas Antam. Karena itu, penelitian ini menawarkan kebaruan melalui analisis komparatif GRU vs regresi linear berganda untuk menentukan

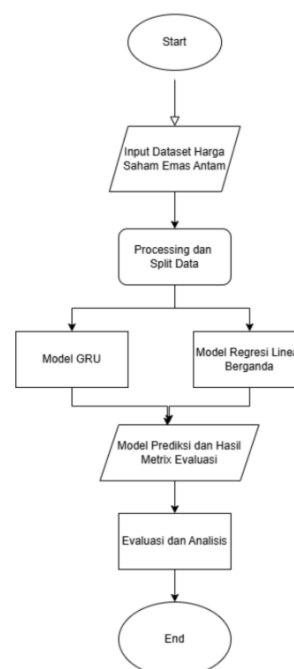
metode yang paling akurat dan relevan sebagai dukungan pengambilan keputusan investor dan pelaku pasar.

2. METODE

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif karena seluruh analisis dilakukan berdasarkan data numerik (harga saham) dan diukur menggunakan metrik evaluasi statistik (Silalahi and Muljono, 2024). Berdasarkan tujuan penelitian, studi ini termasuk penelitian komparatif, yaitu membandingkan kinerja dua metode peramalan pada objek yang sama. Metode yang dibandingkan adalah Gated Recurrent Unit (GRU) sebagai model deep learning untuk *time-series* dan Regresi Linear Berganda sebagai model statistik yang lebih sederhana dan interpretatif.

Alur umum penelitian mengikuti tahapan pada Gambar 1, dimulai dari input dataset, pemrosesan dan pembagian data, pelatihan dua model (GRU dan regresi linear berganda), pengujian, hingga evaluasi performa dan analisis hasil.



Gambar 1. Alur penelitian

2.2 Data dan Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa data historis harian saham PT Aneka Tambang Tbk (kode: ANTM) yang diakses melalui Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com>). Rentang data yang digunakan adalah 10 tahun, yaitu dari 04-08-



2014 s/d 04-08-2024. Dataset terdiri dari 2.479 baris dan 7 kolom (umumnya mencakup *Open, High, Low, Close, Adj Close, dan Volume*). Variabel target pada penelitian ini adalah harga penutupan (*Close*).

2.3 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan sebagai berikut:

1. Akuisisi data historis ANTM dari Yahoo Finance.
2. Pra-pemrosesan data, meliputi pembersihan data (cek nilai kosong/duplikat), pemilihan fitur, serta transformasi/normalisasi bila diperlukan.
3. Pembentukan skema prediksi (*time-series*) untuk memprediksi nilai harga penutupan pada periode berikutnya.
4. Pembagian data menjadi data latih dan data uji dengan urutan waktu tetap (tanpa shuffle).
5. Pembangunan model:
 - Model 1: GRU
 - Model 2: Regresi Linear Berganda
6. Prediksi dan evaluasi menggunakan metrik: R^2 , MAE, MSE, dan RMSE.
7. Analisis komparatif untuk menentukan model terbaik berdasarkan metrik dan visualisasi (aktual vs prediksi).

2.4 Tahapan Penelitian

Pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam pemodelan *time-series*. Tahapan meliputi:

1. Validasi data: memastikan tipe data tanggal dan numerik sesuai, serta menghapus/menangani nilai kosong.
2. Normalisasi: data dinormalisasi untuk menyamakan skala (terutama penting untuk model deep learning). Normalisasi diterapkan pada fitur yang digunakan dalam pelatihan.

Data dibagi menjadi 70% data training dan 30% data *testing* dengan mempertahankan urutan waktu karena karakteristik data *time-series* (Armanto, Windarko and Setiawardhana, 2023). Dari total 2.479 baris data, 1.735 baris pertama digunakan sebagai data latih dan 744 baris terakhir sebagai data uji. Pembagian berurutan ini bertujuan menjaga skenario

realistis: model dilatih menggunakan data masa lalu dan diuji pada data yang lebih baru.

2.5 Pemodelan

Model Gated Recurrent Unit (GRU) digunakan karena mampu mempelajari ketergantungan temporal dan pola non-linear pada data *time-series* (Habibi *et al.*, 2025). Pada tahap pemodelan, data dibentuk menjadi *sekuens (window/lookback)* sehingga model menerima input berupa rangkaian nilai historis untuk memprediksi *Close* pada periode berikutnya. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data training, kemudian menghasilkan nilai prediksi pada data *testing* untuk dibandingkan dengan data aktual melalui metrik evaluasi.

Model Regresi Linear Berganda digunakan sebagai pembanding karena memiliki interpretasi yang jelas terhadap hubungan linier antar variabel. Variabel dependen adalah *Close* (harga penutupan), sedangkan variabel independen dapat berasal dari fitur harga dan volume (misal *Open/High/Low/Volume*) serta fitur turunan *time-series* (misal lag/selisih) sesuai rancangan yang diterapkan. Model dilatih pada data training dan diuji pada data *testing*, kemudian hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik yang sama dengan GRU agar perbandingan adil.

2.6 Evaluasi Model

Kinerja kedua model dibandingkan menggunakan beberapa metrik evaluasi berikut (Ardhanur *et al.*, 2025):

1. *R-Squared* (R^2): mengukur seberapa baik variasi nilai aktual dapat dijelaskan oleh model (semakin mendekati 1 semakin baik).
2. *Mean Absolute Error* (MAE): rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan aktual (semakin kecil semakin baik).
3. *Mean Squared Error* (MSE): rata-rata kuadrat error prediksi (memberi penalti lebih besar pada error besar).
4. *Root Mean Squared Error* (RMSE): akar dari MSE sehingga satuannya kembali ke skala data asli (semakin kecil semakin baik).

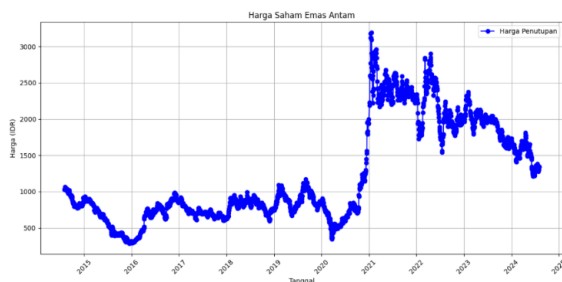
Selain metrik numerik, evaluasi juga diperkuat dengan visualisasi perbandingan kurva nilai aktual dan hasil prediksi untuk melihat

kemampuan model mengikuti pola tren dan fluktuasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset historis harian saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) yang diambil melalui layanan Yahoo Finance API. Data mencakup rentang sekitar 10 tahun (2014–2024) dengan total 2.477 baris observasi. Variabel pada dataset meliputi komponen harga (*Open, High, Low, Close, Adj Close*) dan Volume yang merepresentasikan aktivitas transaksi harian. Variabel target utama pada penelitian ini adalah harga penutupan (*Close*) sebagai representasi nilai harga saham pada akhir perdagangan dan umum digunakan sebagai indikator prediksi pada studi *time-series*.



Gambar 1. Dataset Harga Saham Emas Antam selama 10 tahun

3.2 Hasil Prediksi Menggunakan Model Gated Recurrent Unit (GRU)

Dataset dibagi menjadi data latih (70%) dan data uji (30%) dengan mempertahankan urutan waktu (*time order*) untuk mencegah data leakage. Dari total 2.477 baris, sebanyak ± 1.734 baris digunakan sebagai data latih dan ± 743 baris sebagai data uji. Model GRU dibangun dalam arsitektur sequential yang terdiri dari lapisan GRU dan lapisan Dense sebagai keluaran prediksi nilai kontinu (regresi). Pelatihan dilakukan hingga 50 epoch, dengan tujuan meminimalkan loss dan memperoleh model yang stabil pada data uji.

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru (GRU)	(None, 10, 50)	7,958
gru_1 (GRU)	(None, 30)	7,388
dense (Dense)	(None, 1)	31

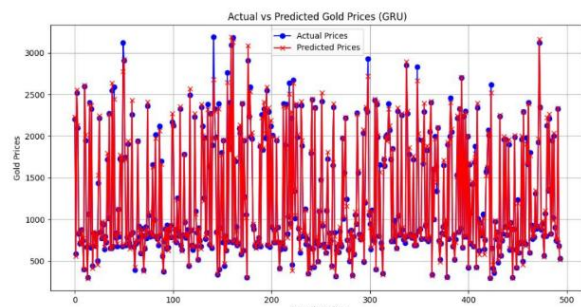
Total params: 15,361 (60.00 KB)
 Trainable params: 15,361 (60.00 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Epoch 50/50
 62/62 — 5s 43ms/step - loss: 2.2533e-04 - val_loss: 3.2394e-04
 16/16 — 3s 104ms/step

Gambar 2. Hasil Sequential Model GRU (Layer) Dan Hasil Loss Dan Val_Loss Sampai Epoch 50

Hasil visualisasi menunjukkan bahwa prediksi GRU secara umum mendekati nilai aktual, yang menandakan kemampuan GRU dalam mempelajari pola urutan (*temporal pattern*) pada data *time-series*. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa titik deviasi yang mengindikasikan adanya fluktuasi harga yang sulit ditangkap sepenuhnya umumnya terjadi ketika volatilitas meningkat atau terdapat perubahan tren secara mendadak.

Temuan ini selaras dengan penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa GRU efektif untuk peramalan deret waktu pada konteks harga emas maupun saham karena mampu menangkap dependensi sekuensial dan dinamika historis secara lebih adaptif dibanding model linier (Oktavian, Parlita and Aditiawan, 2025). Meskipun demikian, masih terdapat beberapa titik deviasi yang mengindikasikan adanya fluktuasi harga yang sulit ditangkap sepenuhnya, terutama ketika volatilitas meningkat atau terjadi perubahan tren/rejim pasar secara mendadak kondisi yang memang umum menjadi tantangan pada deret waktu finansial yang dipengaruhi perubahan rezim dan dinamika pasar.



Gambar 3. Nilai Aktual vs Nilai Prediksi Harga Emas Antam

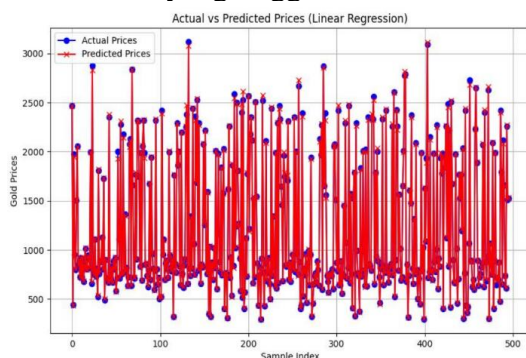
Evaluasi kuantitatif model GRU menunjukkan performa yang tinggi. Nilai $R^2 = 0.9956$ menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 99,56% variasi harga aktual. Sementara itu, nilai kesalahan prediksi menunjukkan tingkat error yang relatif rendah pada skala data penelitian, yaitu MAE = 26.27, MSE = 2152.45, dan RMSE = 46.39. Secara keseluruhan, metrik tersebut menegaskan bahwa GRU layak digunakan sebagai model prediksi berbasis deep learning untuk data deret waktu saham ANTM.

	Actual Price	Predicted Price
0	2,200	2,209.2009
1	590	551.1075
2	2,520	2,530.2998
3	2,100	2,105.5837
4	830	827.7957
5	710	707.7805
6	720	688.5518
7	875	864.7606
8	750	759.7239
9	402.3489	392.071

Gambar 4. Hasil Prediksi menggunakan model GRU

3.3 Hasil Prediksi Menggunakan Model Regresi Linear Berganda

Model regresi linear berganda digunakan sebagai pembanding dengan pendekatan yang lebih sederhana dan interpretatif. Hasil visualisasi memperlihatkan bahwa prediksi model cenderung mengikuti pola umum data aktual, meskipun pada beberapa bagian terlihat perbedaan yang menandakan keterbatasan model linier dalam menangkap dinamika non-linier/volatilitas yang tinggi.



Gambar 5. Nilai Aktual vs Nilai Prediksi Harga Emas Antam

Tabel Hasil Prediksi:

	Actual Price	Predicted Price
0	2470.000000	2468.816273
1	445.187744	438.031493
2	1975.000000	1952.102955
3	955.000000	942.499130
4	797.978027	806.085973
5	1505.000000	1510.149742
6	2060.000000	2049.237218
7	845.000000	855.429881
8	895.000000	893.492254
9	725.000000	721.340332

Gambar 6. Hasil Prediksi Model Regresi Linear Berganda

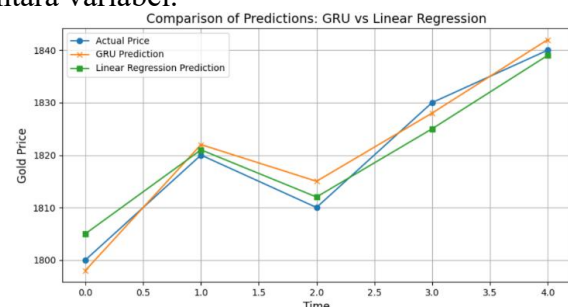
Berdasarkan metrik evaluasi, model regresi linear berganda menghasilkan performa yang sangat baik, yaitu MAE = 9.46, MSE = 248.75,

dan $R^2 = 0.999$. Nilai MAE yang kecil menunjukkan rata-rata selisih prediksi terhadap nilai aktual relatif rendah, sedangkan R^2 yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan variasi data target dengan sangat kuat pada konfigurasi prediktor yang digunakan. Namun, nilai R^2 yang sangat tinggi pada data finansial perlu diinterpretasikan secara hati-hati, karena dapat dipengaruhi oleh kedekatan prediktor terhadap target (misalnya penggunaan variabel harga pada hari yang sama) atau karakteristik data yang memiliki korelasi tinggi, sehingga berpotensi menimbulkan bias evaluasi, termasuk risiko overfitting dan information leakage. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk menggunakan fitur berbasis lag (misalnya $t-1$, $t-2$, dan seterusnya) serta menerapkan skema evaluasi walk-forward/rolling validation agar pengujian lebih robust dan lebih merepresentasikan kondisi prediksi pada data baru di dunia nyata.

Temuan ini sejalan dengan sejumlah studi prediksi harga saham yang melaporkan bahwa pendekatan linear regression masih dapat memberikan akurasi kompetitif (error rendah dan R^2 tinggi), terutama ketika fitur input memiliki keterkaitan kuat dengan harga penutupan (Lumbantoruan *et al.*, 2025).

3.4 Perbandingan Model dan Pembahasan

Perbandingan visual antara prediksi GRU, regresi linear berganda, dan data aktual menunjukkan karakteristik yang berbeda pada masing-masing model. GRU cenderung lebih adaptif terhadap pola deret waktu dan berpotensi menangkap perubahan tren yang bersifat non-linear, sedangkan regresi linear berganda menghasilkan prediksi yang lebih “halus” dan stabil karena mengasumsikan hubungan linier antara variabel.



Gambar 7. Hasil Perbandingan
 Jika dilihat dari metrik error (MAE dan MSE) pada hasil yang diperoleh, regresi linear

berganda menunjukkan nilai kesalahan yang lebih rendah dibanding GRU, serta R^2 yang sedikit lebih tinggi. Artinya, pada konfigurasi eksperimen ini, model linier memberikan prediksi yang secara rata-rata lebih dekat ke nilai aktual. Meski demikian, evaluasi berbasis grafik tetap penting karena pada data *time-series* saham, model yang “baik” bukan hanya minim error rata-rata, tetapi juga mampu mengikuti dinamika perubahan ketika terjadi fluktuasi signifikan.

Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kedua model sama-sama kompetitif: Regresi Linear Berganda unggul pada akurasi rata-rata (error lebih kecil), sementara GRU unggul sebagai model *time-series* yang lebih fleksibel untuk pola non-linear, terutama jika eksperimen difokuskan pada prediksi berbasis urutan historis (Satria Andromeda and Winarsih, 2025).

Jika tujuan utama meminimalkan error rata-rata pada data uji, regresi linear lebih unggul. GRU lebih ditujukan untuk skenario pola non-linear/rezim berubah, sehingga performa sangat dipengaruhi konfigurasi timestep, arsitektur, dan strategi evaluasi.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa pada konfigurasi eksperimen yang digunakan, model regresi linear berganda menghasilkan akurasi rata-rata yang lebih baik dibandingkan GRU, ditunjukkan oleh nilai error yang lebih rendah (MAE/MSE/RMSE) serta nilai R^2 yang sedikit lebih tinggi pada data uji. Meskipun demikian, GRU tetap relevan sebagai pendekatan deep learning yang dirancang untuk memodelkan data sekuensial karena memiliki kemampuan menangkap ketergantungan temporal dan potensi pola non-linear pada pergerakan harga. Oleh karena itu, regresi linear berganda dapat dipertimbangkan sebagai model yang efektif dan sederhana pada studi ini, sedangkan GRU berpotensi lebih unggul pada skenario data yang lebih kompleks atau ketika digunakan dengan konfigurasi dan strategi evaluasi yang lebih ketat.

4.2. Saran

Penelitian ini masih menggunakan pembagian data 70:30 satu kali (*single split*), sehingga ke depan evaluasi disarankan memakai *walk-forward/rolling validation* agar lebih robust. Selain itu, akurasi dapat ditingkatkan dengan menambah fitur lag/indikator teknikal (RSI, MACD, *moving average*), mengoptimasi hiperparameter GRU, serta memasukkan variabel eksternal seperti kurs USD/IDR atau harga emas dunia. Untuk implementasi, model terbaik dapat dikembangkan dalam Streamlit dengan tampilan grafik aktual vs prediksi dan metrik evaluasi.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Aisyah, S.N. (2023) *Analisis Struktur Modal Dalam Meningkatkan Profitabilitas Pada PT. Aneka Tambang (ANTAM) Tbk*. Universitas Islam Malang. Available at: http://repository.radenintan.ac.id/11375/1/PERPUS_PUSAT.pdf<http://business-law.binus.ac.id/2015/10/08/pariwisata-syariah/><https://www.ptonline.com/articles/how-to-get-better-mfi-results/><https://journal.uir.ac.id/index.php/kiat/article/view/8839>.
- Ardhanur, I. *et al.* (2025) ‘Analisis Prediksi Penjualan Tisu Menggunakan Regresi Linear’, 13(2), pp. 739–746.
- Armanto, O.R., Windarko, N.A. and Setiawardhana (2023) ‘Estimasi Daya Aktif pada Gedung Bertingkat Dengan Menggunakan Time Series Neural Network’, *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(2), pp. 284–301. Available at: <http://ijcs.stmikindonesia.ac.id/ijcs/index.php/ijcs/article/view/3135>.
- Habibi, M.S.A. *et al.* (2025) ‘Perbandingan Kinerja Gru Dan SVR Untuk Prediksi Emas Di Indonesia’, *Informatika: Jurnal Teknik Informatika dan Multimedia*, 5(1), pp. 141–150. Available at: <https://doi.org/10.51903/informatika.v5i1.1105>.
- Hidayati, A.N. (2017) ‘Investasi: Analisis Dan Relevansinya Dengan Ekonomi Islam’, *Jurnal Ekonomi Islam*, 8(2), pp. 227–242.
- Kamalia, A.Z. (2019) *Prediksi Harga Emas Dengan Membandingkan Algoritma Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor Dan Support*



Vector Machine Untuk Meminimalkan Resiko Investasi. President University.

- Khairatun Hisan (2025) 'Pengaruh Inflasi, Bi Rate Dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Harga Emas Di Indonesia', *JEMASI: Jurnal Ekonomi Manajemen dan Akuntansi*, 21(0717), p. 1. Available at: <https://doi.org/10.35449/jemasi.v21i2.1024>.
- Lumbantoruan, S. *et al.* (2025) 'Prediksi Harga Saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) Menggunakan Linear Regression , Random Forest , dan XGBoost', 4(4), pp. 3429–3438.
- Nugraha, D.M. and Ariatmanto, D. (2025) 'Meningkatkan Akurasi Prediksi Harga Bitcoin dengan Algoritma GRU-LSTM Hibrida', 11(April).
- Oktavian, M.D.S., Parlita, R. and Aditiawan, F.P. (2025) 'Analisis Studi Literatur : Perbandingan Model Prediksi Harga Bitcoin Berbasis Long Short-Term Memory (LSTM)', 5(2), pp. 194–200.
- Satria Andromeda, R. and Winarsih, N.A.S. (2025) 'Performance Comparison of LSTM and GRU Methods in Predicting Cryptocurrency Closing Prices', *Sistemasi*, 14(1), p. 366. Available at: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i1.4880>.
- Silalahi, R.N. and Muljono, M. (2024) 'Perbandingan Kinerja Metode Linear Regression, LSTM dan GRU Untuk Prediksi Harga Penutupan Saham Coco-Cola', *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 13(2), pp. 201–211. Available at: <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.12265>.
- Zaenal Asikin, M. (2024) 'Peran Emas sebagai Lindung Nilai terhadap Ketidakpastian Pasar Keuangan Global', *Hawalah: Kajian Ilmu Ekonomi Syariah*, 3(3), pp. 123–133. Available at: <https://doi.org/10.57096/hawalah.v3i3.54>.