# Perbandingan Kinerja RNN, LSTM, dan GRU dalam Prediksi Harga Saham TLKM Menggunakan Deep Learning

## M Fawazi Hadi, Dadang Priyanto

Universitas Bumigora, Mataram, Indonesia

Correspondence: e-mail: mfawazi252@gmail.com

#### Abstrak

Prediksi harga saham merupakan tantangan kompleks yang memerlukan pendekatan komputasi cerdas guna menangkap pola temporal dari data historis. Studi ini menganalisa kinerja tiga model jaringan saraf berulang, yaitu Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), dan Gated Recurrent Unit (GRU) dalam memprediksi harga penutupan saham PT Telkom Indonesia Tbk berdasarkan data deret waktu dari tahun 2019 hingga 2024. Dataset diperoleh dari Kaggle dan difokuskan pada variabel harga penutupan. Data diproses melalui normalisasi MinMaxScaler dan dibentuk dalam jendela waktu 60 hari. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik RMSE dan MAE. Hasil menunjukkan bahwa GRU menghasilkan performa terbaik dengan nilai RMSE 48.77 dan MAE 34.87, diikuti oleh RNN, sementara LSTM menunjukkan performa terendah. Penelitian ini memberikan rekomendasi pemilihan arsitektur berdasarkan kompleksitas data pasar saham domestik.

Kata kunci: Deep Learning, Prediksi Saham, RNN, LSTM, GRU.

#### Abstract

Stock price prediction is a complex challenge that requires intelligent computational approaches to capture temporal patterns from historical data. This study analyzes the performance of three recurrent neural network models Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), and Gated Recurrent Unit (GRU)—in forecasting the closing price of PT Telkom Indonesia Tbk based on time series data from 2019 to 2024. The dataset was obtained from Kaggle and focused on the closing price variable. The data was preprocessed using MinMaxScaler normalization and structured into 60-day time windows. Model evaluation was carried out using RMSE and MAE metrics. The results show that GRU achieved the best performance with an RMSE of 48.77 and MAE of 34.87, followed by RNN, while LSTM yielded the lowest performance. This study offers recommendations for selecting the appropriate architecture based on the complexity of domestic stock market data.

Keywords: Deep Learning, Stock Prediction, RNN, LSTM, GRU.

## 1. Pendahuluan

Prediksi harga saham merupakan salah satu tantangan utama dalam bidang keuangan yang memerlukan pendekatan analitik yang kompleks. Pasar saham Indonesia, khususnya saham perusahaan berkapitalisasi besar seperti PT Telkom Indonesia Tbk, menyimpan banyak informasi historis yang dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan investasi berbasis data. Fluktuasi harga yang bersifat nonlinier dan dipengaruhi oleh banyak faktor membuat metode konvensional, seperti regresi linear atau model ARIMA, seringkali kurang mampu menangkap pola temporal yang kompleks dari data deret waktu keuangan [1]. Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang pembelajaran mendalam (deep learning)[2], memberikan alternatif baru untuk memodelkan dinamika pasar saham secara lebih akurat. Arsitektur jaringan saraf berulang seperti Recurrent Neural Network, Long Short-Term Memory, dan Gated Recurrent Unit telah terbukti unggul dalam mengatasi masalah deret waktu karena kemampuannya dalam mempertahankan konteks informasi historis[2], [3].

Beberapa studi telah menunjukkan efektivitas masing-masing arsitektur tersebut dalam konteks prediksi pasar saham global maupun regional. Namun, hingga saat ini, masih sedikit studi yang secara

eksplisit membandingkan performa ketiga arsitektur tersebut pada saham emiten Indonesia dalam cakupan waktu yang komprehensif, serta menggunakan metrik evaluasi yang konsisten seperti RMSE dan MAE [4], [5]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan performa RNN, LSTM, dan GRU dalam memprediksi harga penutupan saham TLKM berdasarkan data historis selama lima tahun terakhir. Hasil dari studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pemilihan arsitektur deep learning yang paling sesuai untuk diterapkan dalam konteks pasar modal Indonesia[4].

### 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan membandingkan kinerja tiga arsitektur deep learning, yaitu RNN, LSTM, dan GRU dalam memprediksi harga saham berbasis data deret waktu. Dataset yang digunakan adalah "Indonesia Stock Dataset" dari Kaggle, yang mencakup data historis saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) dari Januari 2019 hingga Januari 2024. Fokus penelitian diarahkan pada variabel harga penutupan (closing price), yang dipilih karena merupakan indikator utama dalam analisis teknikal saham.

Tahapan awal dalam penelitian ini dimulai dengan preprocessing data, yaitu pemilihan fitur dengan hanya mempertahankan kolom "Close". Selanjutnya, data dinormalisasi dengan teknik MinMaxScaler untuk mengubah nilai ke rentang 0–1. Ini mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan model.. Selanjutnya, data dibentuk ke dalam window time-series dengan pendekatan sliding window sepanjang 60 hari, di mana setiap sequence input digunakan untuk memprediksi satu langkah harga ke depan[6].

Dataset yang telah diproses kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Setiap arsitektur model dibangun dengan dua lapisan tersembunyi dengan masing-masing 50 neuron, dan satu lapisan output dengan satu neuron.. Fungsi aktivasi ReLU digunakan pada hidden layer, sedangkan fungsi aktivasi linear digunakan pada output layer. Optimizer yang digunakan adalah Adam dengan fungsi loss Mean Squared Error (MSE). Parameter pelatihan yang digunakan antara lain batch size sebesar 64 dan jumlah epoch sebanyak 50 [7][8].

Model RNN digunakan sebagai baseline, sementara LSTM dan GRU diuji sebagai model alternatif dengan kemampuan mengelola ketergantungan jangka panjang dan efisiensi parameter [9]. Implementasi dilakukan menggunakan framework TensorFlow dan Keras[10]. Evaluasi performa dilakukan berdasarkan dua metrik utama, yaitu Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE), untuk mengukur deviasi prediksi terhadap nilai aktual. Semakin rendah nilai RMSE dan MAE, maka semakin baik performa model dalam memprediksi data saham :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\dot{\tilde{y}}}{m}} (y_t - \tilde{y}_t)^2$$

$$MAE = \frac{1}{n} |y_t - \tilde{y}_t|$$

Hasil dari setiap model dibandingkan secara kuantitatif berdasarkan nilai RMSE dan MAE pada data pengujian untuk menentukan arsitektur dengan kinerja terbaik.

# 3. Hasil dan Pembahasan

Eksperimen dilakukan dengan membangun dan melatih tiga arsitektur jaringan saraf berulang RNN, LSTM, dan GRU menggunakan data historis harga penutupan saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) dari tahun 2019 hingga 2024. Masing-masing model diimplementasikan dengan parameter yang sama, yaitu dua lapisan tersembunyi yang mengandung lima puluh neuron, ukuran batch 64, dan lima puluh epoch pelatihan. Selain itu, ada fungsi aktivasi ReLU dan output linear[11].

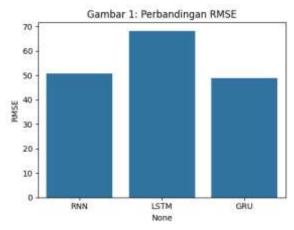
Setelah pelatihan, ketiga model diuji pada 20% dari dataset. Kinerja masing-masing model dievaluasi menggunakan dua metrik utama, yakni Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE). Tabel berikut menyajikan hasil evaluasi model :

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Prediksi Saham TLKM

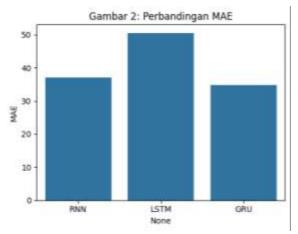
Model	RMSE	MAE
RNN	50.825156	37.002524
LSTM	68.223997	50.512504

GRU 48.773524 34.869350

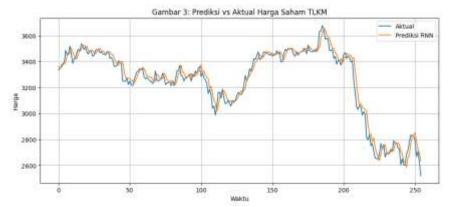
Berdasarkan hasil di atas, model GRU menunjukkan performa terbaik dengan nilai RMSE dan MAE terendah, yang mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang paling kecil dibandingkan dua model lainnya[12][13]. RNN menempati posisi kedua, sementara LSTM memiliki performa terendah.



Gambar 1. Grafik Perbandingan RMSE Antar Model



Gambar 2. Grafik Perbandingan MAE Antar Model



Gambar 3. Visualisasi Prediksi vs Aktual oleh Model RNN

Ketika dianalisis lebih lanjut, performa GRU yang unggul dapat dikaitkan dengan kemampuannya dalam menyeimbangkan kompleksitas struktur dan efisiensi parameter. Tidak seperti LSTM yang memiliki tiga gerbang memori (input, forget, output), GRU hanya menggunakan dua gerbang (reset dan update), yang membuatnya lebih ringan secara komputasi namun tetap mampu mempertahankan informasi jangka panjang [9][14].

RNN sebagai baseline model memberikan hasil yang cukup kompetitif, meskipun cenderung lebih rentan terhadap permasalahan vanishing gradient pada data deret waktu panjang. Di sisi lain, LSTM yang secara teoritis unggul dalam menangani ketergantungan jangka panjang justru menunjukkan performa yang kurang optimal. Hal ini dapat disebabkan oleh sifat dataset TLKM yang relatif stabil dan tidak memerlukan kompleksitas tinggi dalam menangkap pola jangka panjang[3][15].

Dibandingkan dengan dua model lainnya, grafik prediksi GRU lebih mirip dengan kurva harga aktual secara visual, yang mendukung hasil evaluasi numerik. Selain itu, waktu pelatihan GRU lebih cepat daripada LSTM, yang membuatnya lebih efektif untuk diterapkan dalam praktik

Temuan ini sejalan dengan studi-studi sebelumnya yang menunjukkan superioritas GRU dalam masalah prediksi harga saham di pasar negara berkembang seperti Indonesia [5][2]. Hasil penelitian ini merekomendasikan penggunaan GRU sebagai arsitektur utama dalam sistem prediksi saham berbasis deep learning khususnya untuk data dengan kompleksitas menengah dan kestabilan jangka menengah.

## 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen dan evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model Gated Recurrent Unit memiliki performa terbaik dalam memprediksi harga penutupan saham PT Telkom Indonesia Tbk dibandingkan dengan Recurrent Neural Network dan Long Short-Term Memory. GRU menghasilkan nilai RMSE dan MAE paling rendah, serta menunjukkan pola prediksi yang paling mendekati data aktual. Keunggulan GRU terletak pada struktur arsitekturnya yang efisien namun tetap mampu mempertahankan konteks informasi historis secara efektif. Sebaliknya, meskipun LSTM dirancang untuk menangani ketergantungan jangka panjang, model ini tidak memberikan hasil yang optimal pada dataset yang digunakan. Sementara itu, RNN memberikan hasil yang cukup kompetitif namun kurang stabil. Penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur deep learning yang tepat sangat bergantung pada karakteristik data dan tujuan prediksi. Karena kombinasi efisiensi dan akurasi, GRU disarankan sebagai model utama untuk prediksi saham dengan fitur seperti TLKM. Penelitian selanjutnya dapat memperluas eksperimen ini dengan menggunakan data dari berbagai sektor saham, mempertimbangkan faktor eksternal seperti sentimen pasar atau indikator ekonomi makro, serta menguji model hybrid atau ensemble untuk peningkatan akurasi prediksi.

# Daftar Pustaka

- [1] S. & Y. Hansun A., "Time series forecasting using ARIMA and deep learning models," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 5, no. 2, pp. 87–95, 2021.
- [2] M. A. Siregar & Hasanah, L. U., "Implementation of deep learning for financial forecasting," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, pp. 452–460, 2021.
- [3] A. Maulana & Adityo, R. W., "Comparative study of LSTM and GRU for stock price prediction," *J. Intell. Syst.*, vol. 11, no. 1, pp. 33–42, 2022.
- [4] D. Rahmadani & Firdaus, A., "Evaluating recurrent architectures for time series prediction," *Asia-Pacific J. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 1, pp. 15–23, 2024.
- [5] A. Wahyudi & Prasetyo, D. H., "GRU-based model for Indonesian stock market prediction," *Indones. J. Comput.*, vol. 12, no. 2, pp. 99–108, 2023.
- [6] J. Brownlee, *Deep Learning for Time Series Forecasting*. 2021.
- [7] J. Jang & Kim, T., "Comparative analysis of deep learning models for stock forecasting using TensorFlow and Keras," *J. Financ. Data Sci.*, vol. 7, no. 2, pp. 112–120, 2021.
- [8] E. Setiawan & Hardiansyah, R., "Model evaluasi GRU untuk prediksi saham di Indonesia," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 203–212, 2022.
- [9] A. Chandra & Purnomo, M. H., "A study on GRU efficiency in sequential modeling," *Mach. Learn. Appl.*, vol. 9, no. 3, pp. 221–229, 2023.
- [10] Z. Zhao et al., "Deep learning algorithms for time-series stock prediction: An overview," *J. Comput. Financ.*, vol. 12, no. 1, pp. 34–49, 2020.
- [11] A. Gupta & Singh, R., "Empirical analysis of GRU vs LSTM for financial forecasting," *Int. J. Data Sci.*, vol. 14, no. 2, pp. 55–66, 2023.
- [12] L. Zhang & Lee, M., "On the effectiveness of GRU-based neural networks in financial forecasting," *J. Financ. Technol.*, vol. 6, no. 3, pp. 77–85, 2020.

- [13] Y. Liu & Zhao, H., "Visualizing predictions in deep learning stock forecasting models," *Neural Comput. Appl.*, vol. 33, no. 1, pp. 111–123, 2021.
- [14] D. Kusuma & Hartanto, A., "Visual performance of GRU for stock price movement," *J. AI Data Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 45–53, 2023.
- [15] F. A. Rahman & Dewi, S., "Pengaruh parameter epoch dan batch size terhadap akurasi model RNN dan GRU," *J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 301–309, 2022.