

PERBANDINGAN ALGORITMA LSTM, BI-LSTM, DAN GRU DALAM PREDIKSI HARGA BITCOIN BERBASIS DEEP LEARNING**Alberd Evelyn Ramadhan**Program Studi Teknik Informatika, Universitas Esa Unggul
alberdramadhan@gmail.com**Abstract (English)**

Bitcoin price prediction poses a significant challenge due to its extreme volatility and complex market behavior. This study aims to compare three deep learning architectures—Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), and Gated Recurrent Unit (GRU)—each integrated with a Convolutional Neural Network (CNN) as a feature extractor. The dataset comprises daily BTC/USDT historical data from 2017 to 2025, totaling 2,700 data points. Evaluation was conducted using MSE, RMSE, MAE, and MAPE metrics, along with an analysis of buy and sell signals based on technical indicators. Results indicate that the Bi-LSTM model achieves the highest accuracy, lowest validation loss, and the most stable predictive performance. GRU delivers competitive results with lower deviations, while LSTM performs less optimally. These findings reinforce the effectiveness of the CNN-RNN hybrid approach in improving both prediction accuracy and transactional signal quality in volatile cryptocurrency markets.

Article History*Submitted: 8 Juli 2025**Accepted: 11 Juli 2025**Published: 12 Juli 2025***Key Words**

Bitcoin, price prediction, deep learning, CNN, Bi-LSTM

Abstrak (Indonesia)

Prediksi harga Bitcoin merupakan tantangan utama dalam dunia keuangan digital karena tingginya volatilitas dan kompleksitas pola pergerakan pasar. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tiga arsitektur deep learning, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), dan Gated Recurrent Unit (GRU), yang masing-masing dikombinasikan dengan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai fitur ekstraktor awal. Dataset yang digunakan adalah data historis harian BTC/USDT dari tahun 2017 hingga 2025, dengan total 2.700 data. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik MSE, RMSE, MAE, dan MAPE, serta analisis sinyal beli dan jual berdasarkan indikator teknikal. Hasil menunjukkan bahwa model Bi-LSTM memiliki akurasi tertinggi dengan nilai validation loss terendah dan kinerja prediktif paling stabil. Model GRU memberikan hasil kompetitif dengan deviasi yang kecil, sedangkan LSTM menunjukkan performa yang kurang optimal. Temuan ini memperkuat efektivitas arsitektur hybrid CNN-RNN dalam meningkatkan kualitas prediksi dan sinyal transaksi pada pasar kripto yang fluktuatif.

Sejarah Artikel*Submitted: 8 Juli 2025**Accepted: 11 Juli 2025**Published: 12 Juli 2025***Kata Kunci**

prediksi harga, deep learning, CNN, Bi-LSTM

Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital dalam dua dekade terakhir telah mengubah secara fundamental cara masyarakat dalam melakukan transaksi keuangan, menyimpan aset, hingga berinvestasi. Salah satu bentuk inovasi teknologi dalam bidang keuangan yang paling menonjol adalah kehadiran cryptocurrency, terutama Bitcoin. Bitcoin pertama kali diperkenalkan pada tahun 2008 oleh individu atau kelompok anonim dengan nama samaran Satoshi Nakamoto. Sejak saat itu, Bitcoin telah menjadi instrumen investasi yang menarik perhatian karena bersifat terdesentralisasi, transparan, dan memiliki volatilitas yang tinggi (Sujjada & Sembiring, n.d.).

Namun, karakteristik utama Bitcoin yang penuh fluktuasi ini justru menimbulkan tantangan tersendiri, khususnya bagi investor dan analis pasar. Prediksi harga Bitcoin menjadi aktivitas penting, karena mampu membantu pengambilan keputusan investasi yang lebih rasional. Dalam konteks ini, pendekatan machine learning dan deep learning menjadi sangat relevan, mengingat kemampuannya dalam mengenali pola non-linear dalam data historis. Model-model seperti Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), dan Gated Recurrent Unit (GRU) banyak digunakan dalam penelitian karena mampu menangani data time series secara efektif ((Nilsen, 2022).

Di sisi lain, beberapa studi terbaru juga mulai menggabungkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk memperkuat kemampuan ekstraksi fitur dari data harga sebelum diproses oleh model RNN. CNN biasanya dikenal sebagai model unggul untuk data visual, tetapi dalam konteks ini CNN digunakan untuk mengidentifikasi pola lokal dalam data numerik (Fitriyanto, 2025). Dengan pendekatan hybrid ini, model deep learning diharapkan dapat melakukan prediksi harga dengan lebih presisi dan stabil (Ladhari & Boubaker, 2024).

Meskipun demikian, masih terdapat kesenjangan dalam literatur mengenai perbandingan sistematis dari ketiga model—LSTM, Bi-LSTM, dan GRU—dalam satu kerangka kerja yang sama, terlebih jika seluruh model tersebut diintegrasikan dengan CNN. Sebagian besar penelitian hanya fokus pada satu model atau tidak menggunakan ekstraksi fitur. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa prediksi dari tiga model deep learning tersebut yang telah dikombinasikan dengan CNN2D, serta menilai efektivitas sinyal beli dan jual yang dihasilkan sebagai implikasi praktis dalam dunia investasi.

Metode Penelitian

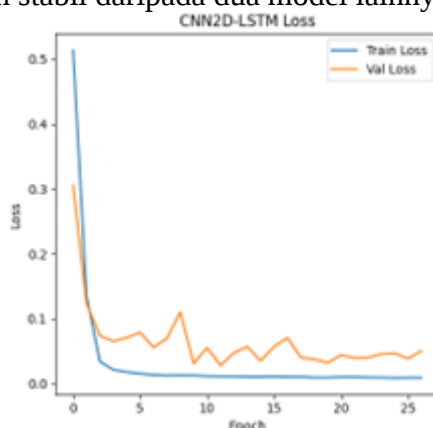
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental. Data historis BTC/USDT diperoleh dari TradingView (2017–2025), sebanyak 2.700 data harian. Fitur meliputi harga OHLC, volume, RSI, MA_200, dan ATR_14. Data dinormalisasi menggunakan MinMaxScaler dan diproses menggunakan CNN2D untuk ekstraksi fitur sebelum dimasukkan ke dalam model LSTM, Bi-LSTM, dan GRU (Fitriyanto, 2025; Nilasari et al., 2023).

Model dilatih dengan rasio 75% data latih dan 25% data uji menggunakan Google Colab dengan GPU. Digunakan teknik EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau. Evaluasi model dilakukan dengan MSE, RMSE, MAE, dan MAPE. Selain itu, analisis sinyal beli/jual dilakukan dengan aturan berbasis RSI, MA_200, volume, dan perubahan harga (Natzir et al., 2025).

Hasil dan Pembahasan

Setelah proses pelatihan dilakukan, ketiga model LSTM, Bi-LSTM, dan GRU dengan kombinasi CNN sebagai ekstraktor fitur awal, dievaluasi menggunakan metrik kuantitatif. Data yang digunakan adalah data harian BTC/USDT dari tahun 2017 hingga 2025 yang telah melalui proses normalisasi dan pembagian data sebesar 75% untuk pelatihan dan 25% untuk pengujian.

Berdasarkan hasil pelatihan, model Bi-LSTM menunjukkan tren pelatihan paling stabil. Nilai validation loss yang diperoleh oleh Bi-LSTM sebesar 0.017024, lebih rendah dibandingkan GRU (0.018203) dan LSTM (0.028202). Hal ini menunjukkan bahwa Bi-LSTM memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Grafik train vs validation loss juga memperlihatkan bahwa Bi-LSTM mengalami konvergensi lebih cepat dan lebih stabil daripada dua model lainnya.



Gambar 1 CNN2D-LSTM Loss

Valuasi kuantitatif menggunakan empat metrik utama (MSE, RMSE, MAE, MAPE) mengonfirmasi dominasi Bi-LSTM. Bi-LSTM mencatatkan nilai MSE sebesar 6.557.483, RMSE 8.097, MAE 5.718, dan MAPE 11.04%. Model GRU memiliki MAPE lebih rendah (10.65%), tetapi nilai MSE dan RMSE-nya lebih tinggi dari Bi-LSTM. Sementara itu, LSTM mencatatkan performa terendah di semua metrik, dengan MSE mencapai 10.049.141 dan MAPE 14.77%. Hasil ini sejalan dengan studi sebelumnya yang menunjukkan bahwa model Bi-LSTM lebih unggul dalam memahami hubungan dua arah dalam data deret waktu, sehingga lebih adaptif terhadap pergerakan harga Bitcoin yang fluktuatif (Karyadi & Santoso, n.d.).



Gambar 2 Model Bi-LSTM Grafik Prediksi vs Actual

Dari visualisasi prediksi harga terhadap harga aktual, terlihat bahwa garis prediksi Bi-LSTM paling mendekati tren aktual. Dalam banyak titik waktu, terutama saat terjadi lonjakan harga, Bi-LSTM tetap dapat mengikuti perubahan arah dengan akurat. Model GRU cenderung lebih konservatif dan lambat dalam merespons perubahan tren yang tajam, sementara LSTM terlihat memiliki deviasi yang lebih besar.

Selain akurasi numerik, penelitian ini juga mengevaluasi efektivitas sinyal transaksi (buy/sell) yang dihasilkan masing-masing model. Sinyal ini dibuat berdasarkan logika keputusan yang mempertimbangkan RSI, MA₂₀₀, volume, serta arah pergerakan harga. Hasilnya, Bi-LSTM dan GRU mampu memberikan sinyal beli dan jual yang relatif dekat dengan titik transaksi optimal. Sebagai contoh, pada 23 Agustus 2023, Bi-LSTM mengeluarkan sinyal beli saat harga berada di 26.432 USD dan sinyal jual pada 26 Oktober 2023 saat harga mencapai 34.151 USD.



Gambar 3 Grafik Prediksi Jual dan beli Model Bi-LSTM

Jika dilihat dari selisih antara harga aktual dan harga prediksi pada titik beli dan jual, model GRU memberikan deviasi terkecil, namun jumlah sinyal yang dikeluarkannya lebih sedikit. Hal ini membuat Bi-LSTM lebih unggul secara keseluruhan karena tidak hanya memberikan akurasi prediksi yang baik, tetapi juga jumlah sinyal transaksi yang cukup memadai untuk pengambilan keputusan. Temuan ini konsisten dengan studi (Natzir et al., 2025) yang menekankan pentingnya keseimbangan antara presisi dan frekuensi sinyal dalam konteks pasar yang cepat berubah seperti kripto.

Dengan demikian, Bi-LSTM muncul sebagai model yang paling ideal digunakan dalam prediksi harga Bitcoin berbasis CNN-RNN, karena mampu menangkap dinamika data secara menyeluruh dan memberikan hasil yang konsisten baik secara metrik maupun visual.

Kesimpulan

Jika dilihat dari selisih antara harga aktual dan harga prediksi pada titik beli dan jual, model GRU memberikan deviasi terkecil, namun jumlah sinyal yang dikeluarkannya lebih sedikit. Hal ini membuat Bi-LSTM lebih unggul secara keseluruhan karena tidak hanya memberikan akurasi prediksi yang baik, tetapi juga jumlah sinyal transaksi yang cukup memadai untuk pengambilan keputusan. Temuan ini konsisten dengan studi (Natzir et al., 2025) yang menekankan pentingnya keseimbangan antara presisi dan frekuensi sinyal dalam konteks pasar yang cepat berubah seperti kripto.

Dengan demikian, Bi-LSTM muncul sebagai model yang paling ideal digunakan dalam prediksi harga Bitcoin berbasis CNN-RNN, karena mampu menangkap dinamika data secara menyeluruh dan memberikan hasil yang konsisten baik secara metrik maupun visual.

Referensi

- Fitriyanto, N. (2025). *Optimasi Prediksi Harga Emas Menggunakan CNN-Bi-LSTM dengan Mekanisme Attention dan Bayesian Optimization*. 8(1), 210–219.
- Karyadi, Y., & Santoso, H. (n.d.). *Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU*.
- Ladhari, A., & Boubaker, H. (2024). Deep Learning Models for Bitcoin Prediction Using Hybrid Approaches with Gradient-Specific Optimization. *Forecasting*, 6(2), 279–295. <https://doi.org/10.3390/forecast6020016>
- Natzir, S. M., Jatiprasetya, H., Studi, P., Informatika, M., Yogyakarta, U. A., & Learning, D. (2025). *Prediksi harga cryptocurrency xlm menggunakan metode deep learning lstm dan gru*. 16(c), 49–58.
- Nilasari, N. K. N., Sudarma, M., & Gunantara, N. (2023). Prediksi Nilai Cryptocurrency Dengan Metode Bi-LSTM dan LSTM. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 22(2), 221–221. <https://doi.org/10.24843/mite.2023.v22i02.p09>
- Nilsen, A. (2022). Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 6(1), 137–147. <https://doi.org/10.21009/jsa.06113>
- Sujjada, A., & Sembiring, F. (n.d.). *Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long ShortTerm Memory*. 9(1), 2024–2024.