

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi *blockchain* dalam sistem keuangan digital telah menciptakan beragam aset *kripto*, dengan *Bitcoin* sebagai yang paling terkemuka. Sejak kehadirannya pada tahun 2009, *Bitcoin* telah menjelma menjadi aset digital dengan nilai pasar terbesar serta tingkat penerimaan yang luas di berbagai aspek keuangan. Namun, salah satu ciri inti *Bitcoin* adalah fluktuasi harganya yang sangat tinggi, yang ditandai dengan variasi tajam akibat berbagai faktor, mulai dari dinamika pasar, kebijakan pemerintah, hingga persepsi investor global. Hal ini membuat *Bitcoin* menjadi alat investasi yang menarik berkat potensi keuntungan yang besar, tetapi juga berisiko mengingat ketidakpastian harga yang sulit untuk diramalkan (Priadinata et al., 2025)

Pendekatan tradisional dalam memprediksi harga, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) serta *Exponential Smoothing*, terbukti efektif untuk pola linier. Namun, metode ini tidak mampu menangkap hubungan non-linier dan kompleksitas data keuangan kontemporer, terutama untuk aset yang volatilitasnya tinggi seperti *Bitcoin* (Omole & Enke, 2024). Keterbatasan ini mengarah pada penggunaan pendekatan *deep learning* yang lebih fleksibel. *Deep learning* memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola tersembunyi dalam data deret waktu yang non-linier sekaligus mampu menangani tantangan jangka panjang dalam memori model (Dang, 2025)..

Di antara algoritma *deep learning*, *Hybrid LSTM-GRU* menjadi pilihan yang lebih unggul. Arsitektur *Hybrid LSTM-GRU* menggabungkan kekuatan dari dua model, LSTM dan GRU (Adamu, 2024), yang memungkinkan untuk menangkap pola jangka panjang dengan LSTM, sekaligus mengatasi fluktuasi harga jangka pendek dengan efisiensi komputasi yang lebih tinggi. Penelitian oleh (Seabe et al., 2025) menunjukkan bahwa Bi-LSTM memberikan performa yang lebih baik

dibandingkan dengan LSTM dan GRU dalam memprediksi harga *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *Litecoin*. Namun, penelitian yang dilakukan oleh (Wijaya et al., 2025) menunjukkan bahwa dalam beberapa kasus, model *Hybrid* LSTM-GRU dapat menghasilkan prediksi yang lebih tepat dibandingkan dengan model-model sebelumnya, meskipun belum ada penerapan model *hybrid* yang menyeluruh. Perbedaan hasil ini menunjukkan perlunya penelitian lebih lanjut untuk mengeksplorasi penggabungan kedua model tersebut.

Selain itu, tren penelitian saat ini bergerak ke arah penciptaan model *hybrid* yang mengintegrasikan kekuatan LSTM dan GRU (K. Djunaidi, M. Y. D. Sudirman, 2025). Memperkenalkan *Hybrid* LSTM-GRU dengan berbagai teknik *optimisasi hyperparameter*, termasuk *grid search*, *random search*, dan *Bayesian optimization*. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa Bayesian optimization lebih efektif dalam mengurangi kesalahan prediksi. Pada tingkat yang lebih kompleks, Badar et al. (2025) mengembangkan *Hybrid* CNN-LSTM yang menggunakan *variational autoencoder* untuk ekstraksi fitur dan SHAP untuk *interpretabilitas*. Model ini berhasil mencapai R^2 sebesar 0.99 dengan nilai kesalahan yang sangat rendah, membuktikan bahwa integrasi arsitektur *hybrid* dengan optimasi fitur dan *hyperparameter* dapat secara signifikan meningkatkan ketepatan prediksi.

Lebih lanjut, pendekatan lain juga menunjukkan arah inovatif dalam pengembangan, contohnya dengan memanfaatkan data non-harga seperti data *on-chain*, dan sentimen pasar. Omole dan Enke (2024) menunjukkan bahwa penggabungan data *on-chain* dengan model *Hybrid* LSTM-GRU dapat meningkatkan akurasi prediksi arah harga *Bitcoin* hingga 82.44%. Studi seperti ini menunjukkan potensi besar penggunaan variabel tambahan untuk memperkaya model prediksi.

Berdasarkan sejumlah studi yang ada, teridentifikasi sebuah kekurangan penelitian di Indonesia, yaitu terbatasnya penerapan arsitektur kombinasi LSTM-GRU dengan pencarian *hyperparameter* yang menyeluruh, serta kurangnya integrasi variabel tambahan seperti volume *trading* dalam model prediksi. Sementara itu, variabel volume bisa jadi indikator yang signifikan untuk memahami dinamika pasar

yang tidak hanya dapat diukur dari data harga. Dengan demikian, studi ini akan menekankan penerapan dan penilaian model *Hybrid LSTM-GRU* yang menggunakan data harga dan volume, dengan dukungan optimasi *hyperparameter* melalui metode *Grid Search*, *Random Search*, dan *Bayesian Optimization* (Kervanci et al., 2024). Diharapkan hasil penelitian ini bisa memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi prediksi harga *Bitcoin* bagi periode 2020–2025 dan menjadi referensi untuk pengembangan penelitian sejenis di masa depan.

1.2 Rumusan Masalah

Penelitian ini akan berkonsentrasi pada beberapa masalah penting dalam prediksi harga *Bitcoin* menggunakan model *deep learning* berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan. Rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *Hybrid LSTM-GRU* dalam meramalkan harga *Bitcoin*?
2. Bagaimana tingkat akurasi *Hybrid LSTM-GRU* dalam meramalkan harga *Bitcoin*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan *Hybrid LSTM-GRU* dalam meramalkan harga *Bitcoin*.
2. Mengetahui tingkat akurasi metode *Hybrid LSTM-GRU* dalam meramalkan harga *Bitcoin*.

Diharapkan bahwa, dengan mencapai tujuan-tujuan ini, penelitian ini akan berkontribusi besar pada pengembangan sistem prediksi harga yang lebih akurat dan andal untuk *cryptocurrency*, khususnya *Bitcoin*.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dari analisis adalah sebagai berikut :

1. Akademis: Penelitian ini berkontribusi dalam perkembangan ilmu pengetahuan di bidang *deep learning*, khususnya dalam penerapan dan pengembangan model *Hybrid LSTM-GRU* untuk peramalan harga aset kripto. Selain itu, penelitian ini juga memperkaya literatur tentang kecerdasan buatan dan analisis deret waktu.
2. Model: Penelitian ini menyajikan analisis komparatif mengenai kinerja model *Hybrid LSTM-GRU*. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan untuk penelitian yang akan datang dalam mengembangkan metode prediksi yang lebih akurat dan efektif untuk aset *kripto*.
3. Praktik: Penelitian ini memberikan wawasan kepada investor, analis pasar, dan praktisi keuangan digital mengenai efektivitas penggunaan model *Hybrid LSTM-GRU* untuk memprediksi harga aset *kripto*, terutama *Bitcoin*, sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi.
4. Pengembangan Lokal: Dengan menggunakan data pasar *kripto* yang relevan, penelitian ini mendukung pengembangan penelitian lokal dan regional dalam konteks peramalan harga aset *kripto*.

1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini memiliki ruang lingkup yang jelas untuk memastikan bahwa itu berkonsentrasi dan menganalisis secara menyeluruh.

1. Objek Penelitian: Penelitian ini berfokus pada peramalan harga penutupan *Bitcoin*, yang juga dikenal sebagai harga penutupan harian, dengan menggunakan data historis dari tahun 2020 hingga tahun 2025. Harga penutupan dianggap sebagai indikator utama yang sering digunakan dalam analisis pasar keuangan, dan parameter target yang diprediksi adalah harga penutupan.
2. Fokus penelitian adalah untuk mengevaluasi efektivitas dan kinerja model *deep learning (Hybrid LSTM-GRU)* dalam memprediksi harga *Bitcoin*.
3. Evaluasi Kinerja Model: Tiga metrik utama digunakan untuk mengevaluasi kinerja model:

Evaluasi Error	Keterangan
RMSE (<i>Root Mean Squared Error</i>)	Alat yang digunakan untuk menghitung kesalahan model. Ini memberikan penalti lebih besar untuk kesalahan yang lebih besar, membuatnya sensitif terhadap <i>outliers</i> .
MAE (<i>Mean Absolute Error</i>)	Pengukuran rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan yang diprediksi tanpa memperhatikan arah kesalahan.
MAPE (<i>Mean Absolute Percentage Error</i>)	Ukuran kesalahan persentase yang memungkinkan perbandingan antar model dengan berbagai skala.

Tiga jenis data dievaluasi: data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian. Selain itu, untuk mengetahui apakah ada perbedaan signifikan antara hasil yang diperoleh dari *Hybrid LSTM-GRU*, analisis statistik digunakan. Evaluasi model performa diukur menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE pada data pelatihan, validasi, dan pengujian, serta analisis statistik untuk menentukan signifikansi perbedaan hasil.

4. Batasan Penelitian: Penelitian tidak mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti berita, persepsi media sosial, dan indikator makroekonomi; penelitian juga tidak membahas aspek dasar *Bitcoin* dan penelitian juga tidak mengembangkan sistem *trading* otomatis.

5. Parameter-parameter yang digunakan:

Data Input: Data harga *Bitcoin* sebelumnya, yang mencakup:

Data	Penjelasan
Harga Pembukaan (Open)	Harga <i>Bitcoin</i> saat perdagangan dimulai.
Harga Tertinggi atau <i>High</i> .	Harga tertinggi yang pernah terjadi selama periode perdagangan
Harga Terendah (<i>Low</i>)	Harga terendah yang terjadi selama periode perdagangan.
Harga Penutupan (<i>Close</i>)	Variabel target dalam model prediksi adalah harga terakhir yang dicatat selama periode perdagangan.
Volume Transaksi, juga dikenal sebagai "volume"	adalah jumlah <i>Bitcoin</i> yang diperdagangkan dalam jangka waktu tertentu. Fitur ini digunakan untuk memperkaya model bisnis.

Hyperparameter dalam model:

Hyperparameter	Keterangan
Jumlah Lapisan	Jumlah lapisan pada model <i>Hybrid</i> LSTM-GRU, baik pada bagian GRU maupun LSTM.
Jumlah Unit per Lapisan	Jumlah neuron (unit) pada setiap lapisan LSTM atau GRU.
<i>Batch</i>	Jumlah data yang diproses dalam satu iterasi selama pelatihan disebut sebagai ukuran
Tingkat Pembelajaran (Tingkat Pembelajaran)	Kecepatan dengan mana model menyesuaikan bobot selama pelatihan.

Hyperparameter	Keterangan
Jumlah <i>Epoch</i>	Jumlah iterasi pelatihan yang dilakukan pada <i>dataset</i> secara keseluruhan.
<i>Dropout Rate</i>	Tingkat neuron yang dihilangkan selama pelatihan untuk menghindari <i>overfitting</i> .

Metode Optimasi:

Metode Optimasi	Keterangan
<i>Grid Search</i>	Mencoba berbagai nilai untuk parameter untuk menemukan kombinasi <i>hyperparameter</i> terbaik untuk model.
<i>Random Search</i>	Digunakan untuk mencoba kombinasi <i>hyperparameter</i> secara acak; ketika ruang pencarian sangat besar, sering kali lebih efektif daripada <i>Search Grid</i> .
<i>Bayesian Optimization</i>	Teknik optimasi yang lebih canggih yang menggunakan model <i>probabilistik</i> untuk memandu pencarian untuk memperbaiki <i>hyperparameter</i> .

Diharapkan bahwa penelitian ini akan memberikan hasil yang mendalam dan komprehensif mengenai kinerja model *Hybrid LSTM-GRU* dalam prediksi harga *Bitcoin*. Penelitian ini juga akan mempertimbangkan berbagai parameter penting yang mempengaruhi efektivitas dan akurasi model dalam peramalan harga.

6. Penyajian Nilai Prediksi dalam Rupiah: Nilai prediksi dalam penelitian ini disajikan dalam satuan Rupiah (IDR) melalui konversi dari USD menggunakan kurs tetap sebesar 1 USD = Rp16.375. Penggunaan kurs tetap tersebut merupakan batas pada aspek penyajian yang ditetapkan untuk mempermudah besaran nominal dalam konteks Indonesia, dan tidak dimaksudkan untuk merefleksikan nilai Rupiah yang mengikuti fluktuasi kurs harian secara aktual. Oleh karena itu, nilai IDR yang ditampilkan dalam hasil penelitian perlu dipahami sebagai estimasi berbasis kurs asumsi, bukan sebagai nilai konversi yang presisi dalam setiap tanggal pengamatan.