

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cryptocurrency merupakan salah satu aset digital yang mengalami perkembangan pesat dan memiliki karakteristik pergerakan harga yang berbeda dibandingkan dengan aset keuangan konvensional. Salah satu *cryptocurrency* yang paling banyak menjadi objek penelitian adalah Bitcoin karena memiliki kapitalisasi pasar yang besar serta tingkat volatilitas yang tinggi. Volatilitas menunjukkan tingkat perubahan harga suatu aset dalam periode tertentu dan menjadi salah satu faktor penting dalam pengambilan keputusan investasi. Berdasarkan laporan Wells Fargo Investment Institute, selama periode delapan tahun hingga Juni 2026, volatilitas tahunan Bitcoin berada pada kisaran 50%–80% pada banyak periode, sedangkan volatilitas S&P 500 berada sekitar 15%–20% dan emas sekitar 10%–15%. Pada pengukuran yang sama, volatilitas Bitcoin tercatat sekitar 60%, jauh lebih tinggi dibandingkan S&P 500 sebesar 19% dan emas sebesar 17% [1]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa perubahan harga Bitcoin dapat berlangsung lebih cepat dan lebih besar sehingga meningkatkan tingkat ketidakpastian dalam menentukan keputusan transaksi.

Tingkat volatilitas Bitcoin yang tinggi terlihat dari besarnya perubahan harga harian yang terjadi dalam waktu relatif singkat, sehingga menyebabkan proses analisis dan prediksi harganya menjadi lebih kompleks dibandingkan aset yang stabil. Penelitian Zhang et al. menjelaskan bahwa fluktuasi nilai Bitcoin yang signifikan menuntut peningkatan akurasi dan reliabilitas prediksi. Dalam pengujian model LSTM yang dikombinasikan dengan *conformal prediction*, penggunaan *sequence size* yang berbeda menghasilkan variasi nilai *error* (MAPE) yang signifikan, yakni 3,68% pada *sequence size* 5, 4,01% pada *sequence size* 10, 4,51% pada *sequence size* 20, 6,94% pada *sequence size* 50, hingga meningkat tajam menjadi 28,09% pada *sequence size* 100 [2]. Perbedaan hasil tersebut memperlihatkan bahwa konfigurasi data historis yang digunakan sebagai input sangat memengaruhi kemampuan model dalam melakukan prediksi harga Bitcoin.

Permasalahan prediksi harga menjadi semakin relevan karena tidak seluruh pelaku *cryptocurrency* memiliki pengalaman dan pemahaman yang memadai dalam

melakukan analisis pasar. Penelitian Sa'diyah et al. terhadap 295 responden generasi milenial di Indonesia menunjukkan bahwa 38% memiliki pengalaman kurang dari satu tahun dan 50% memiliki pengalaman satu sampai tiga tahun [3]. Kondisi ini menunjukkan pentingnya penyediaan informasi berbasis data yang dapat membantu pelaku pasar, khususnya pengguna dengan pengalaman terbatas, dalam memahami arah pergerakan harga.

Dalam mengatasi kompleksitas data deret waktu (*time series*) dengan volatilitas tinggi, pemilihan algoritma prediksi menjadi sangat krusial. Algoritma pembelajaran mesin konvensional maupun jaringan saraf standar (*Recurrent Neural Network/RNN*) memiliki keterbatasan dalam memodelkan hubungan *non-linear* serta rentan mengalami masalah *vanishing gradient* pada urutan data yang Panjang [4]. Algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dirancang khusus untuk mengatasi kelemahan tersebut melalui keberadaan sel memori (*cell state*) dan tiga mekanisme gerbang (*forget*, *input*, dan *output gate*) [5]. Struktur ini memungkinkan LSTM untuk memilih, menyimpan, dan memperbarui informasi penting dalam jangka panjang secara adaptif tanpa kehilangan memori historis. Oleh karena itu, LSTM menjadi algoritma yang sangat relevan dan efektif untuk memodelkan karakteristik harga Bitcoin yang volatil dan *non-linear*.

Keunggulan LSTM dalam memprediksi harga *cryptocurrency* juga telah dibuktikan oleh berbagai penelitian sebelumnya. Gunarto et al. membuktikan bahwa LSTM menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan RNN pada Bitcoin (RMSE 0,061; MAPE 5,66%) dan Ethereum (RMSE 0,036; MAPE 4,58%) [6]. Sementara itu, penelitian Teerarassamee et al. menunjukkan bahwa penggunaan *timeframe* harian pada LSTM tiga *layer* menghasilkan RMSE sebesar 1.130,08, sedangkan pada *timeframe* mingguan sebesar 3.464,55 dan bulanan sebesar 6.900,87 [7]. Meskipun demikian, penelitian-penelitian terdahulu tersebut masih berfokus pada perbandingan nilai *error* regresi dan belum mentranslasikan hasil prediksi angka menjadi informasi sinyal aksi perdagangan (*trading*) yang praktis di lapangan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang tidak hanya menghasilkan nilai prediksi harga, tetapi juga mengolahnya menjadi rekomendasi sinyal yang mudah diinterpretasikan oleh pelaku pasar.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga *cryptocurrency* dengan memanfaatkan kombinasi data *multi-coin* dan *multi-timeframe*. Hasil prediksi model utama kemudian dikolaborasikan dengan indikator *Exponential Moving Average* (EMA) dan *threshold* untuk menghasilkan rekomendasi sinyal *trading* (*BUY* dan *SELL*). Selanjutnya, rekomendasi sinyal tersebut divisualisasikan secara langsung pada grafik TradingView menggunakan Pine Script. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu menghubungkan model prediksi berbasis *deep learning* dengan penyajian informasi *trading* yang interaktif dan praktis bagi pelaku pasar.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini yang didasarkan pada latar belakang dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis data historis *multi-coin* dan *multi-timeframe* untuk memprediksi harga serta menghasilkan rekomendasi sinyal *trading* pada platform TradingView?
2. Bagaimana kinerja algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga penutupan Bitcoin pada *timeframe* 4 jam dengan memanfaatkan informasi historis Bitcoin, Ethereum, Cardano, dan Algorand berdasarkan metrik RMSE, MAE, MAPE?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini secara keseluruhan adalah untuk mempermudah *investor* dan *trader* dalam mengambil keputusan *trading* pada *cryptocurrency* yang lebih tepat melalui pengembangan model LSTM.

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini akan difokuskan pada aspek-aspek berikut:

1. Mengimplementasikan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis data historis *multi-coin* dan *multi-timeframe* untuk memprediksi pergerakan harga serta menghasilkan rekomendasi sinyal *trading* pada platform TradingView.

2. Menganalisis dan mengetahui kinerja algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga penutupan Bitcoin pada *timeframe* 4 jam dengan memanfaatkan informasi historis Bitcoin, Ethereum, Cardano, dan Algorand berdasarkan metrik evaluasi RMSE, MAE, dan MAPE.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan agar tujuan penelitian dapat tercapai secara optimal. Batasan-batasan tersebut adalah sebagai berikut:

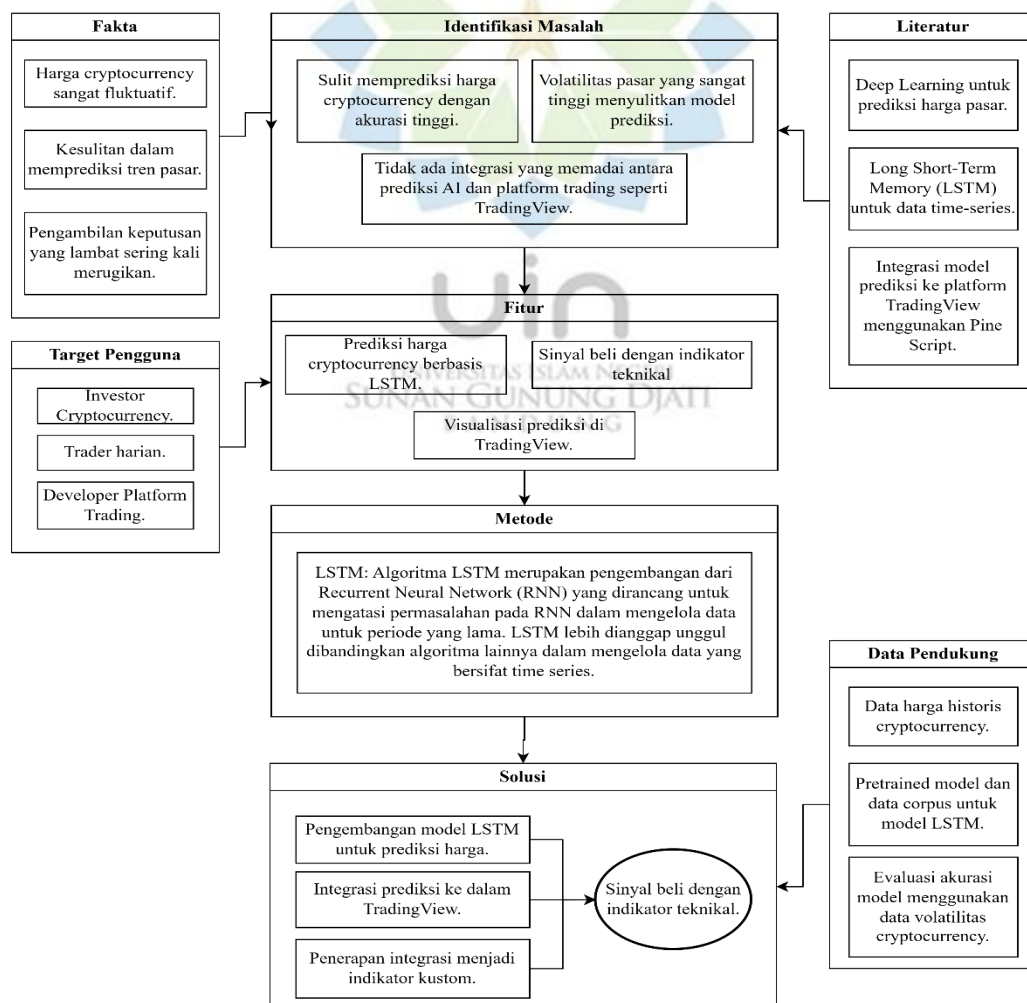
1. Dataset: Penelitian ini menggunakan data historis OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*) dari empat aset *cryptocurrency*, yaitu Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA), dan Algorand (ALGO) pada *timeframe* 1 jam (1H), 4 jam (4H), dan 1 hari (1D) yang diperoleh dari API KuCoin untuk rentang waktu 2020 hingga 2026.
2. Fitur Tambahan (*Feature Engineering*): Variabel *input* model diperkaya dengan tiga indikator teknikal, yaitu *Relative Strength Index* (RSI), *Exponential Moving Average* (EMA), dan *Moving Average Convergence Divergence* (MACD).
3. Cakupan Pemodelan: Penelitian berfokus pada analisis *time-series* kuantitatif berbasis data historis harga dan tidak memperhitungkan faktor eksternal seperti sentimen media sosial, berita fundamental, maupun kebijakan regulasi pasar.
4. Target Prediksi Utama: Meskipun model menggunakan masukan dari *multi-coin* dan *multi-timeframe*, target utama prediksi dan pembentukan sinyal difokuskan pada harga penutupan Bitcoin *timeframe* 4 jam (BTC_4h_close).
5. Evaluasi Akurasi Regresi: Kinerja model LSTM dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) khusus pada data target (Bitcoin 4 jam).
6. Strategi dan Sinyal Trading: Pembentukan rekomendasi difokuskan pada sinyal *BUY* dan *SELL* yang dikombinasikan dengan indikator *Exponential Moving Average* (EMA 20 & EMA 50) serta parameter *threshold* (0,5%),

tanpa melibatkan strategi manajemen risiko kompleks seperti *stop-loss* atau *take-profit* otomatis

7. Implementasi & Platform: Implementasi model terbatas pada konversi hasil prediksi menjadi indikator kustom berbasis Pine Script (v6) pada platform TradingView untuk kebutuhan visualisasi grafik dan sinyal, tanpa fitur eksekusi transaksi otomatis (*automated trading/bot*).

1.5 Kerangka Pemikiran

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan sebelumnya, diperlukan suatu kerangka pemikiran yang dapat menggambarkan alur penyelesaian penelitian secara sistematis. Kerangka pemikiran ini digunakan untuk menjelaskan hubungan antara permasalahan, solusi yang diusulkan, serta tahapan metode yang digunakan dalam penelitian. Gambar 1.1 berikut menunjukkan kerangka pemikiran pada penelitian ini.



Gambar 1.1 Kerangka Pemikiran

Berdasarkan kerangka pemikiran pada gambar 1.1, penelitian ini berfokus pada pengembangan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga *cryptocurrency* yang memiliki tingkat volatilitas tinggi. Permasalahan utama yang dihadapi oleh investor dan *trader* adalah kesulitan dalam menganalisis pergerakan harga secara objektif, keterbatasan indikator konvensional dalam menangkap pola jangka panjang, serta belum terintegrasinya hasil prediksi berbasis kecerdasan buatan (AI) ke dalam platform *trading* seperti TradingView secara praktis.

Sebagai solusi, penelitian ini mengimplementasikan algoritma LSTM dengan memanfaatkan kombinasi data historis *multi-coin* dan *multi-timeframe* yang diperkaya oleh indikator teknikal (RSI, EMA, dan MACD). Model dilatih untuk memprediksi harga penutupan Bitcoin *timeframe* 4 jam (*BTC_4h_close*) sebagai target utama. Evaluasi kinerja regresi model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Selanjutnya, hasil prediksi dikombinasikan dengan indikator Exponential Moving Average (EMA) dan *threshold* untuk menghasilkan rekomendasi sinyal *BUY* dan *SELL*. Sinyal tersebut kemudian dikonversi dan divisualisasikan pada platform TradingView menggunakan Pine Script (v6) untuk membantu pelaku pasar dalam mengambil keputusan *trading* yang lebih terukur dan berbasis data.

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk mempermudah proses penulisan dan pembahasan dalam skripsi ini, diperlukan sistematika penulisan yang berfungsi sebagai pedoman dalam penyusunan setiap bab. Sistematika penulisan skripsi ini disusun sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kerangka pemikiran, serta sistematika penulisan skripsi yang digunakan dalam penelitian ini.

BAB II KAJIAN LITERATUR

Bab ini memuat kajian pustaka yang meliputi *state of the art* atau tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan topik penelitian. Selain itu, bab ini juga membahas konsep, teori, model, serta rumus-rumus yang

berkaitan dengan penelitian yang bersumber dari buku, jurnal ilmiah, maupun laporan penelitian sebelumnya.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian, termasuk tahapan-tahapan yang dilakukan selama proses penelitian berlangsung dalam upaya menyelesaikan permasalahan yang diangkat.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh serta analisis berdasarkan tahapan yang telah dijelaskan pada metodologi penelitian. Pembahasan difokuskan pada bagaimana metode yang digunakan dalam penelitian dapat memproses data dan menghasilkan prediksi yang diharapkan.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Kesimpulan disampaikan secara ringkas dan jelas dengan menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan sebelumnya.

