

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang memiliki peran penting dalam sistem keuangan global. Karakteristik emas sebagai aset pelindung nilai (*hedge*) dan aset aman (*safe-haven*) menjadikannya pilihan investasi yang banyak digunakan untuk menghadapi ketidakpastian ekonomi, inflasi, volatilitas pasar keuangan, maupun risiko geopolitik. Dalam berbagai kondisi ekonomi yang tidak stabil, emas cenderung mampu mempertahankan nilainya sehingga sering dimanfaatkan sebagai sarana diversifikasi portofolio dan pengelolaan risiko investasi.

Pergerakan harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi dan keuangan yang saling berinteraksi. Selain dipengaruhi oleh mekanisme permintaan dan penawaran, harga emas juga berkaitan dengan indikator makroekonomi seperti tingkat inflasi yang direpresentasikan oleh Consumer Price Index (CPI), nilai tukar Dolar Amerika Serikat yang direpresentasikan oleh US Dollar Index (DXY), tingkat imbal hasil obligasi pemerintah Amerika Serikat tenor 10 tahun (US10Y), harga minyak mentah dunia (WTI), serta indeks pasar saham S&P 500. Hubungan yang kompleks antara berbagai variabel tersebut menyebabkan pola pergerakan harga emas menjadi dinamis dan sulit diprediksi secara akurat.

Prediksi harga emas yang akurat memiliki peran penting dalam mendukung pengambilan keputusan investasi dan manajemen risiko. Oleh karena itu, berbagai metode peramalan telah dikembangkan untuk memodelkan pergerakan harga emas. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Model ARIMA memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan pola linear pada data deret waktu dan telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian peramalan. Namun, model ini memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan nonlinear serta interaksi kompleks yang sering muncul pada data keuangan multivariat.

Seiring perkembangan teknologi kecerdasan buatan, metode berbasis *deep learning* mulai banyak diterapkan dalam peramalan deret waktu. Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf yang dirancang untuk mempelajari ketergantungan jangka panjang pada data berurutan. Kemampuan tersebut menjadikan LSTM efektif dalam menangkap pola temporal yang terdapat pada data harga emas. Meskipun demikian, model LSTM masih dapat menghasilkan residual error yang menunjukkan bahwa tidak seluruh pola hubungan dalam data berhasil dipelajari secara optimal.

Selain LSTM, Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan algoritma *machine learning* yang dikenal memiliki kemampuan tinggi dalam memodelkan hubungan nonlinear antarvariabel. XGBoost mampu menghasilkan performa prediksi yang baik pada berbagai permasalahan prediktif karena memanfaatkan teknik *gradient boosting* yang efisien. Akan tetapi, model ini tidak secara khusus dirancang untuk menangani ketergantungan temporal yang menjadi karakteristik utama data deret waktu.

Untuk mengatasi keterbatasan masing-masing model, beberapa penelitian mengembangkan pendekatan hybrid dengan mengombinasikan kemampuan LSTM dan XGBoost. Pendekatan ini memanfaatkan kemampuan LSTM dalam menangkap pola temporal serta kemampuan XGBoost dalam memodelkan pola nonlinear yang belum dapat dijelaskan secara optimal oleh model utama. Dengan demikian, model hybrid berpotensi menghasilkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan penggunaan model tunggal.

Meskipun penelitian mengenai model hybrid telah banyak dilakukan, masih terdapat beberapa celah penelitian yang perlu diperhatikan. Beberapa penelitian sebelumnya lebih berfokus pada peningkatan akurasi prediksi tanpa menjelaskan secara rinci mekanisme pemanfaatan residual error dalam proses pembentukan model hybrid. Selain itu, evaluasi performa model umumnya hanya didasarkan pada metrik kesalahan prediksi, sementara pengujian signifikansi statistik terhadap perbedaan performa model masih relatif terbatas. Di sisi lain, pengujian kestabilan model menggunakan pendekatan *walk-forward validation* juga belum banyak diterapkan sehingga kemampuan model dalam menghadapi perubahan data dari waktu ke waktu belum dievaluasi secara komprehensif.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan model hybrid LSTM–XGBoost untuk prediksi harga emas multivariat dengan memanfaatkan pendekatan koreksi residual (*residual correction*). Model yang dikembangkan dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Selain itu, penelitian ini juga menerapkan Diebold–Mariano test untuk menguji signifikansi perbedaan performa antar model serta *walk-forward validation* untuk mengevaluasi kestabilan model pada berbagai periode pengujian. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model prediksi harga emas yang lebih akurat, robust, dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan model hybrid LSTM–XGBoost untuk prediksi harga emas multivariat menggunakan pendekatan koreksi residual (*residual correction*)?
2. Bagaimana performa model hybrid LSTM–XGBoost dibandingkan dengan model ARIMA, LSTM, dan XGBoost dalam memprediksi harga emas multivariat?
3. Apakah model hybrid LSTM–XGBoost mampu memberikan peningkatan performa yang signifikan dan konsisten berdasarkan hasil pengujian Diebold–Mariano (*Diebold–Mariano Test*) dan *walk-forward validation*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan model hybrid LSTM–XGBoost untuk prediksi harga emas multivariat menggunakan pendekatan koreksi residual (*residual correction*).
2. Menganalisis dan membandingkan performa model hybrid LSTM–XGBoost dengan model ARIMA, LSTM, dan XGBoost berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.
3. Mengevaluasi signifikansi dan konsistensi performa model hybrid LSTM–XGBoost melalui pengujian Diebold–Mariano (*Diebold–Mariano Test*) dan *walk-forward validation*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat baik secara teoretis maupun praktis.

1. Manfaat Teoretis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode prediksi deret waktu (*time series forecasting*), khususnya melalui penerapan model hybrid yang mengombinasikan kemampuan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam menangkap pola temporal dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dalam memodelkan hubungan nonlinear. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan prediksi harga komoditas dan pemodelan data keuangan multivariat.

2. Manfaat Praktis

- a. Bagi peneliti, penelitian ini dapat menjadi sarana penerapan dan pengembangan metode kecerdasan buatan dalam bidang prediksi data keuangan.
- b. Bagi akademisi, penelitian ini dapat menjadi referensi dalam pengembangan penelitian yang berkaitan dengan peramalan deret waktu multivariat dan model hybrid.
- c. Bagi pelaku pasar dan investor, hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai pemanfaatan metode berbasis kecerdasan buatan untuk mendukung analisis dan prediksi harga emas.