# BAB V
# PENUTUP

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan pada BAB IV, dapat ditarik kesimpulan yang menjawab ketiga rumusan masalah yang ditetapkan pada BAB I sebagai berikut.

1. Perancangan dan implementasi model hybrid XGBoost-LSTM. Model hybrid XGBoost-LSTM berhasil dirancang dan diimplementasikan dengan mekanisme dua tahap, di mana XGBoost berperan sebagai feature extractor yang menghasilkan prediksi awal dan residual dari 23 fitur input (OHLCV, indikator teknikal MA/RSI/Bollinger Band/MACD, fitur lag, dan variabel makroekonomi DXY, WTI, serta yield obligasi AS), dan LSTM berperan sebagai temporal modeler yang mempelajari pola temporal dari residual tersebut untuk menghasilkan prediksi akhir. Implementasi dilakukan menggunakan skema evaluasi 10-fold TimeSeriesSplit yang menjaga urutan kronologis data, sehingga tidak terjadi kebocoran data pada seluruh tahap pelatihan dan validasi.
2. Tingkat akurasi model hybrid XGBoost-LSTM. Model hybrid XGBoost-LSTM menghasilkan RMSE sebesar 348,26 USD, MAE sebesar 149,30 USD, dan MAPE sebesar 4,34% (setara akurasi 95,66%) serta $R^2$ sebesar 0,8118 pada data testing (1.272 baris, periode Februari 2021 hingga Februari 2026). Berdasarkan kategori interpretasi MAPE yang diuraikan pada Subbab 2.8.3 BAB II, nilai MAPE di bawah 10% ini menempatkan model hybrid XGBoost-LSTM pada kategori sangat akurat dalam memprediksi harga emas dunia.
3. Perbandingan model hybrid dengan model tunggal. Model hybrid XGBoost-LSTM terbukti menghasilkan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan model tunggal XGBoost (RMSE 999,66 USD, MAPE 19,43%, $R^2$ -0,5509) maupun model tunggal LSTM (RMSE 553,19 USD, MAPE 9,30%, $R^2$

0,5251) pada seluruh metrik evaluasi yang digunakan. Model hybrid XGBoost-LSTM menurunkan RMSE sebesar 65,17% terhadap XGBoost tunggal dan 37,04% terhadap LSTM tunggal. Selain itu, penelitian ini juga menemukan bahwa urutan penggabungan kedua algoritma bersifat krusial: model Hybrid LSTM-XGBoost dengan urutan terbalik justru menghasilkan performa yang lebih buruk daripada LSTM tunggal (RMSE 879,97 USD, $R^2$ -0,2017), sehingga arsitektur XGBoost-LSTM yang diusulkan pada penelitian ini terbukti menjadi urutan penggabungan yang lebih tepat.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan keterbatasan yang ditemukan selama penelitian, berikut disampaikan beberapa saran bagi pengembangan penelitian selanjutnya.

1. Penelitian selanjutnya. Penelitian lanjutan disarankan untuk menguji stabilitas performa model hybrid XGBoost-LSTM pada kondisi pasar yang berbeda-beda secara lebih spesifik (misalnya periode krisis versus periode stabil), mengingat evaluasi pada penelitian ini dilakukan pada satu periode testing tunggal (2021-2026) yang mencakup tren kenaikan harga emas yang sangat tajam.
2. Pengembangan model. Mengingat ditemukannya keterlambatan (lag) prediksi pada titik-titik balik arah tajam sebagaimana dibahas pada Subbab 4.8, pengembangan model selanjutnya dapat mengeksplorasi mekanisme penggabungan lain antara XGBoost dan LSTM, misalnya melalui skema ensemble stacking dengan meta-learner, atau penambahan mekanisme attention pada lapisan LSTM, untuk mengurangi efek keterlambatan tersebut.
3. Penambahan dataset. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel makroekonomi lain yang relevan (misalnya indeks volatilitas pasar/VIX, harga logam mulia lain seperti perak, atau data suku bunga bank sentral negara lain) guna menguji apakah penambahan fitur tersebut dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model, khususnya dalam menangkap volatilitas ekstrem sebagaimana teridentifikasi pada Subbab 4.8.
4. Penggunaan algoritma lain. Sebagai pembanding tambahan terhadap model hybrid XGBoost-LSTM, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi algoritma

deep learning lain seperti Gated Recurrent Unit (GRU) atau arsitektur Transformer/attention-based, maupun algoritma ensemble lain seperti LightGBM atau CatBoost sebagai pengganti XGBoost pada tahap feature extraction.

5. Implementasi sistem nyata. Model hybrid XGBoost-LSTM yang telah terbukti akurat pada penelitian ini berpotensi diimplementasikan ke dalam sistem prediksi harga emas yang dapat diakses secara real-time oleh investor dan trader, misalnya dalam bentuk aplikasi web atau dashboard yang terintegrasi dengan sumber data pasar secara langsung (live data feed), disertai dengan mekanisme pembaruan (retraining) model secara berkala untuk menjaga relevansi model terhadap kondisi pasar yang terus berubah