

## BAB V PENUTUP

### 5.1. Kesimpulan

Mengacu pada sasaran dan masalah yang telah dirumuskan dalam penelitian ini, maka kesimpulan dapat dijabarkan menjadi dua poin utama sebagai berikut:

1. Membangun model prediksi harga emas yang akurat menggunakan pendekatan hybrid deep learning dengan integrasi LSTM-ANN dan GARCH
  - Studi ini berhasil mengembangkan sebuah model prediksi harga emas dengan pendekatan hybrid yang menggabungkan LSTM (Long Short-Term Memory), ANN (Artificial Neural Network), dan GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). Proses preprocessing seperti interpolasi data yang hilang, normalisasi data, dan pembagian data latih serta data uji dilakukan secara sistematis.
  - Model ANN dilatih dengan hasil nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar **0.00083**, sedangkan model LSTM memiliki MSE sebesar **0.0011**. Setelah integrasi dengan model GARCH, hasil prediksi lebih stabil terhadap volatilitas pasar, khususnya saat terjadi lonjakan harga. Dengan demikian, pendekatan hybrid ini menunjukkan potensi yang baik dalam membangun model prediksi harga emas yang akurat, terutama untuk menangkap fluktuasi jangka pendek maupun panjang.
2. Efektivitas model *hybrid deep learning* LSTM-ANN-GARCH dibandingkan metode konvensional. Dibandingkan dengan metode prediksi konvensional seperti regresi linier atau moving average, model *hybrid* ini menunjukkan performa yang lebih unggul. Evaluasi menggunakan beberapa metrik kuantitatif seperti:
  - Mean Squared Error (MSE) model hybrid: 0.00079
  - Mean Absolute Error (MAE) model hybrid: 0.018
  - R-squared (R<sup>2</sup>): 0.913

Angka-angka tersebut mengindikasikan bahwa model hybrid memiliki kemampuan prediksi yang tinggi dan generalisasi yang baik. Hal ini membuktikan bahwa penggabungan LSTM-ANN dengan GARCH lebih efektif dalam menangkap dinamika harga emas dibandingkan model konvensional yang hanya mengandalkan asumsi linearitas.

## 5.2. Saran

Merujuk pada hasil dari penelitian ini, berikut berbagai masukan terkait penelitian selanjutnya:

### 1. Penyempurnaan Model di Tahap Berikutnya

Disarankan untuk mengeksplorasi model ensemble atau arsitektur deep learning lanjutan seperti Transformer atau Temporal Fusion Transformer untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

### 2. Penambahan Data dan Variabel Eksternal

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data historis dengan jangka waktu lebih panjang serta menambahkan variabel eksternal seperti inflasi, suku bunga, harga minyak, dan sentimen berita untuk mendapatkan hasil yang lebih robust.

### 3. Validasi Model dengan Teknik Lain

Penggunaan metode cross-validation dan evaluasi dengan lebih banyak metrik (seperti RMSE dan MAPE) dapat memberikan gambaran performa model yang lebih menyeluruh dan mencegah overfitting.

### 4. Implementasi Praktis

Hasil dari model ini dapat dikembangkan ke dalam bentuk dashboard interaktif atau aplikasi real-time yang dapat digunakan oleh trader dan investor sebagai alat bantu pengambilan keputusan.