

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, maka kesimpulan penelitian ini dapat dijabarkan sesuai dengan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Perbandingan tingkat akurasi antara ketiga algoritma menunjukkan bahwa Bi-LSTM menghasilkan *error* prediksi terendah (RMSE 503.49 dan MAE 331.89), diikuti oleh LSTM (RMSE 518.03) dan GRU (RMSE 618.01). Meskipun Bi-LSTM dan LSTM sama-sama mencapai R2 Score 0.9994, Bi-LSTM terbukti unggul secara tipis dalam mengurangi *error* absolut, sementara GRU memiliki akurasi terendah (R2 Score 0.9991).
2. Model Bi-LSTM terbukti menjadi model prediksi paling optimal secara keseluruhan, dengan penegasan khusus pada aspek efisiensi pembelajaran. Penelitian ini menemukan adanya *trade-off* komputasi yang signifikan, di mana meskipun Bi-LSTM memiliki waktu eksekusi per langkah atau *time per step* paling lambat yaitu sekitar 64 ms/step dibandingkan LSTM yang hanya 32 ms/step dan GRU sebesar 41 ms/step akibat kompleksitas arsitekturnya, model ini justru memiliki efisiensi konvergensi terbaik. Bi-LSTM mampu mencapai bobot optimal hanya dalam 19 epoch, jauh lebih singkat dibandingkan LSTM yang membutuhkan 76 epoch maupun GRU dengan 28 epoch. Hal ini menegaskan bahwa Bi-LSTM adalah model yang paling efektif dan cerdas dalam memahami pola data, menjadikannya pilihan terbaik karena mampu menyeimbangkan akurasi tinggi dengan siklus pelatihan yang efisien meskipun beban komputasi per detiknya lebih berat.
3. Ketiga algoritma terbukti sangat efektif dalam menangkap pola data deret waktu. Hal ini dibuktikan dengan nilai R2 Score ketiga model yang di atas

0.999, yang berarti mampu menjelaskan lebih dari 99.9% variabilitas data. Namun, arsitektur dua arah pada Bi-LSTM terbukti paling efektif dalam memetakan dependensi jangka panjang, yang memberinya keunggulan akurasi dibandingkan arsitektur satu arah LSTM dan GRU.

4. Ketiga model terbukti sangat andal ketika dihadapkan pada periode ke tidak stabilan harga yang tinggi atau perubahan tren pasar yang mendadak. Seperti yang ditunjukkan secara visual pada Gambar 4.7, 4.8, dan 4.9, garis prediksi dari ketiga model mampu tetap menempel ketat pada garis harga aktual tanpa ada deviasi yang signifikan, bahkan saat terjadi fluktuasi harga yang tajam.

5.2 Saran

Meskipun penelitian ini berhasil mencapai tujuannya dalam membandingkan LSTM, Bi-LSTM, dan GRU, perjalanan riset ini juga menyoroti beberapa area potensial untuk penyempurnaan di masa depan. Selama proses eksperimen, ditemukan beberapa tantangan praktis; misalnya, mengamati *trade-off* yang jelas antara model Bi-LSTM yang unggul secara akurasi (RMSE 503.49) namun paling lambat secara komputasi (13ms/step). Selain itu, keterbatasan penelitian yang hanya berfokus pada data harga (*Close*) tanpa menyertakan faktor eksternal merupakan sebuah tantangan inheren, mengingat Ketidakstabilan *cryptocurrency* yang ekstrem seringkali didorong oleh sentimen pasar.

Berangkat dari tantangan dan batasan tersebut, beberapa jalur pengembangan yang menjanjikan dapat dieksplorasi oleh peneliti selanjutnya. Untuk mengatasi keterbatasan *input*, sangat dianjurkan untuk beralih dari model *univariate* (hanya harga *Close*) ke model *multivariate* yang menyertakan data teknikal lain seperti Volume perdagangan. Sebuah langkah yang lebih ambisius adalah membandingkan model Bi-LSTM yang unggul di sini dengan arsitektur yang lebih modern, misalnya Transformer. Namun, lompatan terbesar adalah dengan memperkaya model menggunakan data eksternal, seperti analisis sentimen

dari platform berita dan sosial media, untuk mengubah model dari sekadar 'peramal angka' menjadi 'penganalisis pasar' yang lebih holistik dan peka terhadap konteks.

