

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

- Penelitian ini berhasil melakukan tahapan *preprocessing* sebagai tahap awal dalam pemodelan dengan menggunakan N-HiTS. Tahap *preprocessing* meliputi penyamaan format dan tipe data serta melakukan penambahan satu variabel yaitu '*unique\_id*' yang bertujuan untuk identitas unik pada data historis. Pada penelitian ini akan menggunakan satu *unique\_id* karena terfokus pada penelitian univariat. Sehingga *unique\_id* dituliskan sebagai '0'.
- Implementasi model N-HiTS diawali dengan proses akuisisi data dari *yahoofinance*, *pre-processing* data, pemilihan parameter terbaik dengan *hyperparameter tuning* dengan menggunakan Optuna, proses dilanjutkan dengan *cross validation* untuk mengevaluasi kinerja model dan memastikan kemampuan generalisasi data dengan menggunakan 12 jendela.
- Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model N-HiTS untuk prediksi harga aset kripto dengan hasil yang melampaui performa model N-BEATS. Berdasarkan data evaluasi yang diperoleh, model N-HiTS menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dengan nilai MAPE sebesar 3,13%, MAE sebesar 103,97, dan RMSE sebesar 142,51. Jika dibandingkan dengan N-BEATS yang memiliki nilai MAPE 3,65%, MAE 136,127, dan RMSE 159,92, maka N-HiTS secara konsisten memberikan estimasi dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Selain itu, nilai dari *directional accuracy* menyatakan bahwa N-HiTS lebih mampu memprediksi pergerakan pasar dengan nilai DA sebesar 51,81%. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur *multi-rate sampling* pada N-HiTS lebih efektif dalam menangkap volatilitas harga kripto melalui pendekatan hierarki temporal yang lebih baik daripada pendahulunya. Meskipun secara keseluruhan performa model N-HiTS sangat baik, proses *cross-validation*

mengungkapkan adanya tantangan pada periode waktu tertentu di mana nilai MAPE melonjak signifikan. Adanya periode dengan tingkat kesalahan tinggi menunjukkan bahwa fluktuasi ekstrem pada pasar kripto masih menjadi batasan bagi model.

- Penelitian ini melengkapi analisisnya melalui pendekatan Analisis Risiko menggunakan simulasi historis. Integrasi antara prediksi harga dari N-HiTS dengan kalkulasi risiko berbasis data historis ini memberikan pandangan yang lebih komprehensif dalam proses pengambilan keputusan investasi. Dengan menggabungkan akurasi model *deep learning* dan ketajaman estimasi risiko historis, penelitian ini menyimpulkan bahwa kerangka kerja yang dibangun mampu memberikan proyeksi yang lebih tangguh sekaligus memberikan peringatan terhadap potensi kerugian pada aset dengan volatilitas tinggi seperti kripto. Hasil dari analisis risiko dengan simulasi historis adalah nilai -6,86% dengan Tingkat kepercayaan 95%. Sehingga terdapat probabilitas sebesar 5% bagi investor untuk mengalami kerugian harian melebihi 6,86% dari total asset.
- Implementasi *Graphic User Interface* (GUI) dibangun dengan *framework* Streamlit yang menyajikan visualisasi *chart* data historis harga ETH dari tahun 2017 dan dapat diperbarui. Antarmuka mengintegrasikan proses *Exploratory Data Analysis*, prediksi harga untuk 30 hari kedepan hingga perhitungan risiko investasi, di mana pengguna dapat memasukkan besaran nominal investasi dalam mata uang Rupiah maupun Dolar untuk mendapatkan estimasi risiko yang akurat dan interaktif. Selain itu, antarmuka dapat melakukan pembangunan model baru secara interaktif dengan menggunakan data terbaru hasil dari proses *scraping*.

## 5.2. Saran Pengembangan

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya guna meningkatkan akurasi dan ketahanan model.

1. Eksplorasi model N-HiTS pada berbagai instrumen investasi lainnya serta menerapkan pendekatan multivariat dengan menyertakan variabel eksternal yang relevan untuk memperkaya konteks prediksi.
2. Proses optimasi model dapat diperdalam melalui variasi pemilihan panjang blok pada setiap *hidden layer* untuk menemukan arsitektur yang paling adaptif terhadap fluktuasi data.
3. Mengimplementasikan analisis risiko dengan pendekatan yang lebih beragam, seperti *Value at Risk* (VaR) berbasis parametrik atau *Monte Carlo*, sebagai perbandingan terhadap metode simulasi historis.
4. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan perbandingan dengan berbagai model *deep learning* lainnya, baik dalam aspek prediksi harga maupun analisis risiko, serta mengeksplorasi teknik optimasi untuk mengatasi masalah lonjakan *error* pada periode tertentu

*Halaman ini sengaja dikosongkan*