

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Pada kondisi global yang semakin maju dan terbarukan, mata uang digital di dunia berkembang secara cepat semenjak dikenalnya teknologi *cryptocurrency*, di mana transaksi dan pembelian aset digital dilakukan tanpa perantara ketiga [1]. Di Indonesia, *cryptocurrency* berkembang sangat pesat pada tahun 2024. Hal ini dibuktikan dengan analisis yang dilakukan pada *Publisher Chanalysis Report* yang menyatakan bahwa Indonesia menempati urutan ke-3 sebagai negara dengan tingkat adopsi kripto di seluruh dunia [2].

Tercatat bahwa pada tahun 2024 kenaikan nilai transaksi tahunan mencapai Rp650,6 miliar atau meningkat sebesar 335,9% dibandingkan tahun 2023. Selain itu, Indonesia menempati peringkat pertama menjadi ‘*year over year growth*’ atau pertumbuhan tahun ke tahun pada periode Juli 2022 sampai Juni 2023 dibandingkan dengan Juli 2023 sampai Juli 2024 yang mencapai 200% pertumbuhan yang disusul oleh Negara Cambodia dan Negara Pakistan [2]. Menurut Otoritas Jasa Keuangan (OJK) tercatat pada Maret 2025 kenaikan transaksi kripto senilai Rp32,45 triliun [3].

Namun demikian, berdasarkan *survey* pada tahun 2024 terhadap 1.000 responden yang telah berinvestasi lebih dari dua tahun, diketahui bahwa lebih dari 50% investor mengandalkan media sosial dan *influencer* sebagai acuan utama dalam pengambilan keputusan investasi [4]. Penyalahgunaan kepercayaan oleh *influencer* telah terbukti menyebabkan kerugian finansial dengan akumulasi mencapai Rp72 miliar dalam kasus tertentu [5]. Tiga faktor utama dalam investasi pada generasi muda yaitu pengaruh komunitas, media sosial, dan potensi keuntungan [6]. Kondisi ini menunjukkan bahwa banyak investor belum memanfaatkan pendekatan ilmiah dan analisis kuantitatif dalam pengambilan keputusan investasi. Oleh karena itu, diperlukan penerapan model prediksi harga yang mampu menangani volatilitas tinggi pada aset kripto, sehingga keputusan

investasi tidak hanya mengandalkan intuisi tetapi juga didasarkan pada analisis ilmiah yang terukur.

Selain itu, aspek regulasi dan kebijakan menjadi faktor penting pada perkembangan aset kripto di Indonesia. *Cryptocurrency* tidak diakui sebagai alat pembayaran yang sah di Indonesia. Hal ini selaras dengan adanya Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2011 yang menetapkan bahwa mata uang rupiah adalah satu-satunya alat pembayaran yang sah [7]. Bank Indonesia dan otoritas terkait menegaskan pelarangan pada *virtual currency* atau uang digital yang terbit selain oleh pihak otoritas moneter [8].

Meskipun *cryptocurrency* tidak diakui sebagai alat pembayaran yang sah, tetapi kripto mampu menjadi aset dalam bursa berjangka komoditi pada tahun 2018. Pada Peraturan Menteri Perdagangan Nomor 99 Tahun 2018 tentang kebijakan umum penyelenggaraan aset kripto dalam bentuk digitalisasi mengakui bahwa *cryptocurrency* sebagai aset kripto yang dijadikan dalam Bursa Berjangka [9]. Adapun, tujuan kripto sebagai komoditas dan mata uang adalah dua hal yang berbeda. Kripto sebagai komoditas diartikan sebagai instrumen keuangan yang diperdagangkan untuk tujuan investasi dan spekulasi.

Pada 10 Januari 2025, badan pengawas kripto dialihkan dari Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi kepada Otoritas Jasa Keuangan (OJK) dan Bank Indonesia (BI) [10]. Pengalihan ini terjadi untuk peningkatan daya saing, efisiensi sektor keuangan, mitigasi risiko, dan perlindungan konsumen dalam melakukan investasi digitalisasi [11]. OJK bertugas sebagai pengaturan strategi dan perizinan investasi. Adapun BI memiliki tugas dalam memperhatikan instrumen sebagai alat penyusun infrastruktur pengawasan yang terintegrasi [10]. Diharapkan dengan adanya pengalihan lembaga ini perkembangan *cryptocurrency* semakin pesat dan terlindungi.

Pada penelitian ini, jenis *cryptocurrency* yang dipilih adalah Ethereum. Ethereum merupakan platform yang memungkinkan pembangunan aplikasi berbasis *blockchain* dalam platform Ethereum secara desentralisasi. Menurut laman resmi Ethereum, pada 2025 sudah tercatat 4.000 *project* yang dilakukan di jaringan Ethereum [12]. Selain itu, nilai dari indikator total aset atau dikenal sebagai

kapitalisasi pasar, Ethereum menempati posisi kedua setelah Bitcoin [13]. Ada beberapa pengembangan yang difokuskan pada Ethereum terhadap Bitcoin.

*Platform* Bitcoin hanya berfokus pada transaksi kripto dan pengiriman pesan antar pengguna. Adapun, Ethereum memiliki kemampuan untuk membangun berbagai aplikasi terdesentralisasi (dApps) yang tidak hanya memungkinkan pengiriman pesan, tetapi juga mendukung pemrograman yang lebih kompleks. Hal ini menyebabkan, setiap aplikasi atau *smart contract* yang digunakan memerlukan biaya untuk *deployment* oleh *developer* dan *user* juga memerlukan biaya untuk mengaksesnya. Biaya ini hanya dapat dilakukan dengan mata uang digital Ethereum (ETH). Oleh karena itu, perkembangan Ethereum sangat bergantung pada jumlah dan kompleksitas aplikasi yang dibangun di atas *server* Ethereum. Pemilihan ETH sebagai objek tunggal dalam penelitian ini juga didasarkan pada sifat volatilitasnya yang tinggi namun memiliki likuiditas yang besar.

Pada implementasi model Long Short-Term Memory (LSTM) kepada pasar Ethereum dengan rentang waktu Januari 2021 hingga Agustus 2025 menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 22,59% pada data uji. Meskipun LSTM mampu menangkap ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu, model ini memiliki keterbatasan dalam menangani pola volatilitas tinggi dan perubahan dinamis yang kompleks. Selain itu, proses pelatihan LSTM relatif memerlukan waktu yang lama dan sensitif terhadap pemilihan parameter, sehingga kinerjanya dapat menurun pada data dengan fluktuasi ekstrem [14]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan lebih adaptif dan efisien yang dirancang untuk mengatasi keterbatasan model rekuren dengan memanfaatkan arsitektur hierarkis berbasis blok serta kemampuan menangkap pola jangka pendek dan panjang secara simultan.

Penelitian yang dilakukan pada tahun 2022 mengemukakan model pengembangan dari N-BEATS yaitu N-HiTS. *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* merupakan model yang menggunakan *hierarchical interpolation* dan *multi-rate data sampling technique* dalam melakukan *forecasting*. N-HiTS memiliki komputasional yang lebih cepat dari pada N-BEATS. Sehingga, N-HiTS mampu menyelesaikan dua permasalahan utama yaitu

*volatility* dalam memprediksi dan *computational complexity*. Ada dua tujuan utama dari model N-HiTS yaitu melakukan prediksi yang dilakukan secara *sequence* dan menekankan pada frekuensi [15]. Sehingga, pemodelan ini sangat sesuai dalam pengolahan data yang panjang.

Model N-HiTS mampu menguraikan sinyal menjadi komponen frekuensi dan mampu meramalkan secara terpisah. Terdapat tiga tahapan utama dalam kerja N-HiTS, yang pertama adalah memilih *sample* data dengan menggunakan *multi-scale signal sampling* yang mampu mengurangi memori *footprint*. Tahapan kedua adalah implementasi *non-linear regression* untuk mengekstrak koefisien interpolasi yang akan membantu dalam *forecast* dan *backcast*. Sehingga, mampu menangkap dinamika temporal kompleks yang tidak mampu dijelaskan oleh strategi interpolasi linier murni. Tahapan terakhir adalah keluaran yang berupa *hierarchical interpolation* [16].

Penelitian yang dilakukan pada tahun 2025 mengenai implementasi N-BEATS untuk prediksi laju inflasi di Jawa Timur menunjukkan bahwa proses *hyperparameter* dengan menggunakan Optuna secara signifikan meningkatkan performa model. Hasilnya mencatat penurunan nilai MAPE dari 11,05% pada model dasar menjadi 8,97% setelah dioptimasi [17]. Berdasarkan temuan tersebut, penelitian ini akan menerapkan pendekatan serupa, yaitu melakukan *hyperparameter tuning* dengan Optuna untuk memaksimalkan akurasi prediksi pada model N-HiTS.

Berdasarkan dokumentasi Nixtla, dijelaskan bahwa model N-HiTS mewajibkan adanya kolom *unique\_id* dalam dataset historis. Kolom ini berfungsi sebagai identitas unik untuk mengidentifikasi setiap *series*. Sebagai contoh, data pemasaran Amazon memiliki *unique\_id* sebanyak 414 karena ID merepresentasikan produk yang berbeda [18]. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan tahap *preprocessing* untuk menyesuaikan data ke dalam format yang diwajibkan oleh N-HiTS, meskipun hanya menggunakan satu *unique\_id* untuk data tunggal ETH.

Pada penelitian yang dilakukan pada tahun 2020 dengan pendekatan analisis deskriptif pada harga, *return* harian, maupun risiko investasi dengan

menggunakan *Value at Risk* diperoleh hasil bahwa investasi sebagian mata uang *crypto* menghasilkan keuntungan lebih tinggi dibandingkan dengan investasi pada mata uang asing. Namun, mata uang *crypto* memiliki risiko kerugian lebih tinggi dengan sifat *volatility clustering* [19].

Berdasarkan literatur yang telah ditinjau, terlihat bahwa penggunaan model N-HiTS menunjukkan performa yang lebih baik daripada model tradisional seperti LSTM. Dibandingkan dengan N-BEATS, model N-HiTS dikembangkan sebagai bentuk penyempurnaan terhadap model N-BEATS dengan memperkenalkan konsep *hierarchical interpolation* dan *multi-rate data sampling* yang mampu menangkap pola jangka pendek maupun jangka panjang [20]. Dengan pendekatan ini N-HiTS dapat meminimalkan kesalahan prediksi dan mengatasi kompleksitas data dengan volatilitas tinggi. Oleh karena itu, N-HiTS dinilai lebih adaptif dan akurat dalam melakukan peramalan harga aset kripto seperti Ethereum yang memiliki fluktuasi ekstrem.

Urgensi penelitian ini adalah implementasi model N-HiTS untuk menganalisis dinamika harga Ethereum (ETH) yang memiliki volatilitas tinggi, serta mengintegrasikan hasil prediksi dengan analisis risiko investasi. *Research gaps* penelitian ini terletak pada integrasi antara model *forecasting* berbasis N-HiTS dan perhitungan *Value at Risk* (VaR) menggunakan metode simulasi historis. Selain aspek metodologis, penelitian ini juga mencakup implementasi antarmuka grafis pengguna (GUI) yang dirancang untuk menampilkan hasil prediksi dan analisis risiko secara interaktif, sehingga memudahkan pengguna dalam melihat hasil prediksi dan analisis risiko.

## 1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang menjadi fokus utama pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi tahapan *preprocessing* pada model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HiTS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH)?
2. Bagaimana implementasi model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HiTS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH)?

3. Bagaimana performa model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HiTS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH)?
4. Bagaimana implementasi *Value at Risk* pada harga Ethereum (ETH)?
5. Bagaimana implementasi *Graphical User Interface* (GUI) pada prediksi harga dan risiko Ethereum (ETH)?

### 1.3. Batasan Masalah

Batasan yang ditetapkan pada masalah yang diamati pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan data historis ETH dengan tipe numerik yang diakses pada platform *yahoofinance*.
2. Penelitian ini tidak mempertimbangkan faktor-faktor eksternal lain yang berpotensi mempengaruhi pergerakan harga ETH.
3. Penelitian ini terbatas pada penerapan model N-HiTS untuk data *univariate*.
4. Data yang digunakan adalah transaksi pembelian harga *close* dan *open* Ethereum pada periode 9 November 2017 sampai dengan 31 Januari 2025.
5. Implementasi model N-HiTS dilakukan dengan *library* NeuralForecast di atas *framework* PyTorch.
6. Pengaplikasian model N-HiTS menggunakan *dashboard* Streamlit.

### 1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini antara lain:

1. Mengimplementasi tahapan *preprocessing* pada model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HiTS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH).
2. Mengimplementasi model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HITS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH).
3. Mengetahui performa model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HITS) dalam memprediksi harga Ethereum (ETH).
4. Mengimplementasikan *Value at Risk* pada harga Ethereum (ETH).
5. Mengimplementasikan *Graphical User Interface* (GUI) pada prediksi harga dan risiko Ethereum (ETH).

## 1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian yang dapat diperoleh dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut:

### 1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan mampu berkontribusi dalam bidang ilmu *data science* khususnya pada pengembangan *deep learning* untuk memprediksi data *time series*. Melalui implementasi model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HiTS), penelitian ini diharapkan mampu memperkaya pemahaman mengenai arsitektur hierarkis dan pendekatan *multi-rate sampling*. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi teoritis bagi peneliti lain dalam mengeksplorasi model-model *deep learning* yang lebih adaptif dan efisien pada konteks peramalan data deret waktu.

### 2. Manfaat Praktis

#### a. Bagi Peneliti

Penelitian ini mampu memberikan pengalaman yang berharga dalam memahami serta mengimplementasikan konsep *deep learning* dan *neural network* pada konteks pasar aset digital, khususnya *cryptocurrency*. Melalui proses perancangan, pelatihan, dan evaluasi model N-HiTS, peneliti memperoleh pemahaman yang lebih mendalam dalam penerapan metode prediksi berbasis *time series* yang kompleks dan dinamis. Selain itu, penelitian ini bermanfaat sebagai terpenuhinya *final year project* peneliti serta memberikan kontribusi dalam pengembangan model prediksi adaptif terhadap volatilitas harga aset kripto.

#### b. Bagi Pembaca

Penelitian ini diharapkan menjadi referensi bagi pembaca untuk implementasi model *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting* (N-HITS) dalam memprediksi harga. Melalui paparan konsep, metodologi, serta hasil penelitian ini, pembaca mampu memperoleh gambaran praktis mengenai kelebihan dan tantangan penggunaan model N-HiTS. Lebih lanjut, pembaca diharapkan mampu mengembangkan penelitian ini dengan inovasi-inovasi yang terbaru.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*