



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



**APLIKASI *MOBILE* UNTUK PREDIKSI HARGA
CRYPTOCURRENCY ETHEREUM BERBASIS MODEL
GATED RECURRENT UNIT (GRU) DENGAN
CONTINOUS FINE-TUNING PADA *ROLLING WINDOW*
DATA**

SKRIPSI

GHAVIO RIZKY ANANDA BUDIAWAN 2207411034

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA DAN
KOMPUTER**

POLITEKNIK NEGERI JAKARTA

2025



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



**APLIKASI *MOBILE* UNTUK PREDIKSI HARGA
CRYPTOCURRENCY ETHEREUM BERBASIS MODEL
GATED RECURRENT UNIT (GRU) DENGAN
CONTINOUS FINE-TUNING PADA *ROLLING WINDOW*
DATA**

SKRIPSI

Dibuat untuk Melengkapi Syarat-syarat yang Diperlukan untuk Memperoleh
Diploma Empat Politeknik

GHAVIO RIZKY ANANDA BUDIAWAN 2207411034

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA DAN
KOMPUTER**

POLITEKNIK NEGERI JAKARTA

2025



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ghavio Rizky Ananda Budiawan
NIM : 2207411034
Jurusan / Program Studi : T. Informatika dan Komputer / Teknik Informatika
Judul Skripsi : APLIKASI MOBILE UNTUK PREDIKSI
HARGA CRYPTOCURRENCY ETHEREUM
BERBASIS MODEL GATED RECURRENT
UNIT (GRU) DENGAN CONTINUOUS FINE-
TUNING PADA ROLLING WINDOW DATA

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bebas dari peniruan terhadap karya orang lain. Kutipan pendapat dan tulisan orang lain ditunjuk sesuai dengan cara-cara penulisan karya ilmiah yang berlaku.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa dalam skripsi ini terkandung ciri-ciri plagiat dan bentuk-bentuk peniruan lain yang dianggap melanggar peraturan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Depok, 9 Juni 2026

Yang membuat pernyataan,



(GHAVIO RIZKY ANANDA B.)

NIM. 2207411034



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang menjipt sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi Diajukan Oleh :

Nama : Ghavio Rizky Ananda B.
NIM : 2207411034
Jurusan/Program Studi : T. Informatika dan Komputer/Teknik Informatika
Judul Skripsi : APLIKASI MOBILE UNTUK PREDIKSI HARGA CRYPTOCURRENCY ETHEREUM BERBASIS MODEL GATED RECURRENT UNIT (GRU) DENGAN CONTINUOUS FINE-TUNING PADA ROLLING WINDOW DATA

Telah diuji oleh tim penguji dalam Sidang Skripsi pada hari Jumat,
Tanggal 26 Bulan Juni, Tahun 2020 dan
Dinyatakan LULUS

Disahkan oleh

Pembimbing 1

Mera Kartika Delimayanti, S.Si, M.T, Ph.D.

Penguji 1

Rizki Elisa Nalawati, S.T, M.T

Penguji 2

Euis Oktavianti, S.Si, M.T.I

Penguji 3

Chairul Fikri, M.Kom

Mengetahui

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer

Ketua



Dr Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom.

NIP.197908032003122003

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "Prediksi Harga Cryptocurrency Ethereum Berbasis Model Gated Recurrent Unit (GRU) dengan Continuous Fine-Tuning pada Rolling Window Data". Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Terapan Diploma Empat. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

- a. Ibu Gina Hartini S.Pd.I dan Ibu Waginah, dan Keluarga Penulis atas doa, dukungan moral, dan material yang telah diberikan kepada penulis selama menjalani proses penelitian dan penulisan skripsi ini;
- b. Ibu Mera Kartika Delimayanti, S.Si., M.T., Ph.D., selaku dosen pembimbing skripsi yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan penulis dengan penuh kesabaran dalam penyusunan skripsi ini;
- c. Teman-teman Prajurit yang telah memberikan dukungan, motivasi, dan bantuan dalam diskusi teknis serta memberikan semangat kepada penulis untuk terus berkembang;
- d. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, tetapi telah berkontribusi dalam bentuk apapun untuk menyelesaikan skripsi ini.

Akhir kata, penulis berharap Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Semoga skripsi ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan, serta dapat memberikan kontribusi positif bagi komunitas akademis dan industri teknologi.

Depok, 9 Juni 2026



Ghavio Rizky Ananda Budiawan

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai civitas akademik Politeknik Negeri Jakarta, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ghavio Rizky Ananda

NIM : 2207411034

Jurusan / Program Studi : T. Informatika dan Komputer / Teknik Informatika

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Politeknik Negeri Jakarta Hak Bebas Royalti Non-Eklusif atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**APLIKASI MOBILE UNTUK PREDIKSI HARGA CRYPTOCURRENCY
ETHEREUM BERBASIS MODEL GATED RECURRENT UNIT (GRU)
DENGAN CONTINUOUS FINE-TUNING PADA ROLLING WINDOW DATA**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eklusif ini, Politeknik Negeri Jakarta berhak menyimpan, mengalihmediakan/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Depok, 9 Juni 2026

Yang Menyatakan



(Ghavio Rizky Ananda B.)

NIM. 2207411034

ABSTRAK

Volatilitas ekstrem pada pergerakan harga *cryptocurrency* Ethereum memberikan tantangan besar bagi investor dalam manajemen risiko finansial. Meskipun metode *deep learning* terbukti andal dalam analisis deret waktu finansial, penggunaan model statis rentan mengalami degradasi performa akibat perubahan kondisi pasar yang cepat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi harga pasangan aset ETH/IDR berfrekuensi tinggi dengan *timeframe* 5 menit menggunakan arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang diintegrasikan dengan mekanisme *continuous fine-tuning*, serta diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* hibrida berbasis CapacitorJS dan *backend* FastAPI. Pelatihan algoritma dibatasi pada ekstraksi fitur OHLCV dengan *lookback window* 48 *timestep* guna memproyeksikan harga 15 menit ke depan, di mana pembaruan bobot model dieksekusi secara asinkron setiap 24 jam menggunakan data 5 hari terakhir dan *improvement threshold* sebesar 1%. Hasil eksperimen menunjukkan arsitektur GRU mengungguli LSTM dengan mencatatkan tingkat kesalahan *Mean Absolute Error* (MAE) yang lebih rendah, yakni 43,995 berbanding 44,447 pada pengujian data harian. Simulasi historis *continuous fine-tuning* selama 128 hari merekam rasio penolakan pembaruan sebesar 92,19%, membuktikan bahwa algoritma secara presisi mampu menyaring *noise* acak untuk mencegah fenomena *catastrophic forgetting*. Pada 7,81% siklus pembaruan yang disetujui, mekanisme ini menyumbangkan rata-rata peningkatan akurasi MAE sebesar 9,10%. Pengujian fungsional *black box* juga memvalidasi tingkat keberhasilan sistem 100%. Dapat disimpulkan bahwa integrasi *continuous fine-tuning* sukses bertindak sebagai jaring pengaman adaptif yang menjaga relevansi operasional model, menjadikan aplikasi ini sebagai instrumen pendukung keputusan investasi yang presisi dan responsif.

Kata Kunci: *CapacitorJS, Continuous Fine-Tuning, Cryptocurrency, Ethereum, Gated Recurrent Unit.*

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR ISI

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME	1
LEMBAR PENGESAHAN.....	2
KATA PENGANTAR.....	3
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	4
ABSTRAK.....	5
DAFTAR ISI	6
DAFTAR GAMBAR.....	9
DAFTAR TABEL.....	10
BAB I.....	11
PENDAHULUAN	11
1.1 Latar Belakang	11
1.2 Rumusan Masalah	13
1.3 Batasan Masalah.....	13
1.4 Tujuan dan Manfaat.....	15
1.5 Sistematika Penulisan	16
BAB II	19
TINJAUAN PUSTAKA	19
2.1 <i>Cryptocurrency</i> dan <i>Ethereum</i>	19
2.2 <i>Time Series Forecasting</i>	19
2.3 <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i> dan <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	20
2.4 <i>Continuous Fine-Tuning</i> pada <i>Rolling Window Data</i>	21

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.5 <i>Technical Indicators, Feature Engineering</i> , dan Data Normalisasi	21
2.6 <i>Model Evaluation Metrics</i>	22
2.7 CapacitorJS dan Arsitektur Hybrid	23
2.8 <i>Cron Job</i>	24
2.9 Penelitian Terdahulu	24
BAB III	27
METODE PENELITIAN	27
3.1 Rencana Penelitian	27
3.2 Tahapan Penelitian.....	28
3.3 Objek Penelitian	33
3.4 Model/Framework/Teknik yang digunakan.....	34
3.5 Teknik Pengumpulan dan Analisis Data	34
BAB IV	35
HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1 Identifikasi Kebutuhan	35
4.2 Perancangan Sistem.....	41
4.3 Evaluasi Model.....	52
4.4 Implementasi dan Pengujian Antarmuka Aplikasi	61
BAB V	74
PENUTUP	74
5.1 Kesimpulan	74
5.2 Saran	75
DAFTAR PUSTAKA	77
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	80

LAMPIRAN	81
----------------	----



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Rancangan Penelitian.....	27
Gambar 3.2 Use Case Diagram	28
Gambar 3.3 Tahapan Penelitian.....	28
Gambar 3.4 Pra-Pemrosesan Data	30
Gambar 3.5 Struktur Model GRU	31
Gambar 4.1 Visualisasi Hasil Perhitungan IQR	43
Gambar 4.2 Kode Pengujian ADF dan KPSS	44
Gambar 4.3 Kode Prepare Data.....	45
Gambar 4.4 Kode Arsitektur Model GRU	46
Gambar 4.5 Rancangan Antarmuka Aplikasi Mobile	48
Gambar 4.6 Activity Diagram alur Prediksi.....	50
Gambar 4.7 Activity Diagram alur Fine tuning.....	52
Gambar 4.8 Kode endpoint history.....	62
Gambar 4.9 Kode endpoint prediksi	63
Gambar 4.10 Halaman Utama	64
Gambar 4.11 Interaksi Grafik Harga.....	65
Gambar 4.12 Panel Harga Terkini dan Tombol Eksekusi Prediksi	66
Gambar 4.13 Indikator Loading Saat Proses Prediksi	67
Gambar 4.14 Tampilan Luaran Hasil Prediksi Harga	68

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Kebutuhan Dataset A dan Dataset B.....	35
Tabel 2 Spesifikasi Model Kebutuhan Komparasi	36
Tabel 3 Kebutuhan Fungsional Aplikasi Mobile	37
Tabel 4 Kebutuhan Non-Fungsional Aplikasi Mobile	38
Tabel 5 Spesifikasi Perangkat Server Lokal.....	39
Tabel 6 Spesifikasi PC Pelatihan Model	40
Tabel 7 Kebutuhan Perangkat Lunak.....	40
Tabel 8 Komparasi Kinerja Metrik Kesalahan	53
Tabel 9 Analisis Variasi Lookback Window.....	55
Tabel 10 Perbandingan GRU dan LSTM pada Fine-Tuning.....	58
Tabel 11 Log Evaluasi Keputusan Continuous Fine-Tuning.....	59
Tabel 12 Daftar Kasus Uji Black Box Aplikasi Mobile.....	69
Tabel 13 Rekapitulasi Penilaian Kuesioner System Usability Scale	72

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cryptocurrency telah menjadi salah satu aset digital yang paling diminati dalam dekade terakhir karena potensi keuntungan yang tinggi dan fleksibilitas transaksi (Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Akan tetapi, ciri khas *cryptocurrency* terletak pada fluktuasi nilai yang ekstrem dan sulit diantisipasi, yang disebabkan oleh pengaruh beragam variabel meliputi persepsi investor, kebijakan regulasi, tingkat adopsi infrastruktur digital, serta narasi di platform media sosial (Shamshad et al., 2025). Ethereum, sebagai *platform blockchain* terdepan dengan fitur *smart contracts* yang kuat, menunjukkan pertumbuhan nilai signifikan namun diiringi dengan volatilitas harga yang tinggi (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025). Volatilitas yang ekstrem ini menciptakan hambatan bagi investor dan *trader* dalam menentukan strategi investasi yang akurat, karena pergerakan harga yang tidak terduga dapat menyebabkan risiko finansial yang besar (Chavan et al., 2024; Shamshad et al., 2025). Oleh karena itu, prediksi harga *cryptocurrency* yang akurat menjadi aspek krusial untuk membantu investor dan *trader* mengoptimalkan keuntungan sambil mengelola risiko pasar yang tinggi.

Metode *deep learning* menjadi solusi efektif untuk tantangan prediksi ini karena keandalannya melampaui metode klasik, terutama dalam merekam hubungan non-linear yang kompleks dan pola jangka panjang di dalam data *time series* pasar keuangan (Chavan et al., 2024; Shamshad et al., 2025). Di antara berbagai arsitektur *deep learning*, *Recurrent Neural Network* (RNN) dan variannya seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) telah menunjukkan kemampuan yang superior dalam memodelkan dinamika pasar *cryptocurrency* yang volatil dan non-linear (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). GRU khususnya menawarkan keunggulan dalam hal efisiensi komputasi karena memiliki struktur yang lebih sederhana dengan jumlah parameter lebih sedikit dibandingkan

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

LSTM, namun tetap menghasilkan performa prediksi yang kompetitif dan akurat (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025).

Meskipun *Gated Recurrent Unit* (GRU) menunjukkan efisiensi arsitektur yang baik, tantangan utama dalam prediksi *cryptocurrency* adalah adaptasi model terhadap perubahan kondisi pasar yang cepat dan non-stasioner, sehingga *hyperparameter* yang optimal pada satu periode waktu mungkin tidak lagi efektif pada periode berikutnya (Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022; Shamshad et al., 2025). Untuk mengatasi hal ini, diperlukan mekanisme penyesuaian parameter secara berkelanjutan (*continuous fine-tuning*) yang memungkinkan model untuk terus belajar dari data pasar terbaru (Chavan et al., 2024; Shamshad et al., 2025). Teknik *rolling window data* mengintegrasikan pendekatan ini dengan cara melakukan pelatihan ulang model secara periodik menggunakan jendela data yang bergeser, sehingga model dapat beradaptasi dengan dinamika pasar Ethereum yang volatil (Shamshad et al., 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Kombinasi antara arsitektur GRU dan pendekatan pembaruan model secara kontinu pada data berjalan diharapkan mampu menciptakan alat prediksi yang handal dan responsif terhadap perubahan pasar, sekaligus menyediakan instrumen praktis untuk manajemen risiko bagi para investor Ethereum (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025).

Berdasarkan permasalahan volatilitas pasar Ethereum yang tinggi dan kebutuhan akan sistem prediksi yang adaptif, serta pentingnya aksesibilitas informasi yang fleksibel bagi pengguna, penelitian ini berfokus pada pengembangan aplikasi *mobile* untuk prediksi harga Ethereum berbasis model *Gated Recurrent Unit* (GRU) dengan teknik *continuous fine-tuning* pada *rolling window data*. Penggunaan *platform mobile* dipilih untuk menjawab kebutuhan investor akan alat bantu yang praktis, memungkinkan pemantauan sinyal prediksi dan tren harga secara *real-time* kapan saja dan di mana saja tanpa terikat perangkat *desktop*. Tujuan utama penelitian ini adalah menghadirkan sistem prediksi yang tidak hanya akurat dan adaptif terhadap perubahan pasar yang non-stasioner, tetapi juga mudah diakses melalui antarmuka yang intuitif. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu investor dan *trader*

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

mengambil keputusan investasi yang lebih cepat dan efektif, serta meminimalkan risiko finansial di tengah volatilitas pasar yang tinggi melalui kemudahan teknologi dalam genggaman.

1.2 Rumusan Masalah

Mengacu pada pemaparan latar belakang sebelumnya, rumusan masalah yang menjadi fokus penelitian ini dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Bagaimana proses pengembangan model *Gated Recurrent Unit* (GRU) dengan *continuous fine-tuning* pada *rolling window data* untuk prediksi harga Ethereum?
2. Bagaimana implementasi model GRU tersebut dengan optimasi *hyperparameter* yang tepat untuk meningkatkan akurasi prediksi?
3. Bagaimana perbandingan kinerja prediktif antara model GRU dengan *continuous fine-tuning* dibandingkan model GRU tanpa *continuous fine-tuning* dalam memprediksi harga Ethereum, serta bagaimana kemampuan adaptasi masing-masing model terhadap perubahan kondisi pasar?
4. Bagaimana desain dan implementasi antarmuka aplikasi mobile yang memungkinkan pengguna untuk mengakses hasil prediksi secara *real-time*, mudah digunakan, sekaligus menjadi instrumen pendukung dalam pengambilan langkah investasi yang presisi?

1.3 Batasan Masalah

Agar pembahasan lebih terarah dan sesuai dengan rumusan masalah, penelitian ini memiliki batasan-batasan sebagai berikut:

1. Aplikasi mobile dikembangkan menggunakan CapacitorJS dengan *framework* web berbasis JavaScript/TypeScript, yang memungkinkan pengembangan *cross-platform* Android dan iOS dengan *codebase* tunggal berbasis teknologi web *standard* (HTML, CSS, JavaScript).
2. Penelitian difokuskan pada prediksi 3 langkah ke depan atau setara 15 menit ke depan, karena data menggunakan *timeframe* 5 menit untuk pasangan ETH/IDR yang di-*scrape* dari API Indodax secara *real-time*.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3. Model yang digunakan adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU), dengan konfigurasi arsitektur seperti jumlah layer, jumlah unit, *dropout* bersifat *tunable* sesuai proses eksperimen.
4. *Continuous fine-tuning* diterapkan menggunakan data terbaru 5 hari kebelakang dengan *look-back window* 48 *timestep* atau setara dengan 4 jam historis untuk memprediksi 3 langkah ke depan atau setara dengan 15 menit. Model di-*fine-tune* secara periodik dengan mekanisme *adaptive learning rate* dan *early stopping* untuk mencegah *overfitting*, serta *improvement threshold* minimal 1% untuk memastikan setiap *update* memberikan peningkatan kinerja yang berarti.
5. Data historis ETH/IDR diperoleh dari *API* Indodax (*exchange cryptocurrency* lokal Indonesia) dengan jarak pengambilan data 5 menit. Data yang digunakan untuk pelatihan *base* model dibatasi pada periode 27 Mei 2025 sampai dengan 27 Januari 2026, sedangkan proses *continuous fine-tuning* memanfaatkan data terbaru yang terus diperbarui secara otomatis hingga waktu berjalan agar model tetap adaptif terhadap kondisi pasar *cryptocurrency* terkini.
6. Fitur input dibatasi pada OHLCV (*open, high, low, close, volume*).
7. Panjang jendela *input* ditetapkan 48 *timestep*, serta pembagian data *train/test* menggunakan rasio 80/20 tanpa pengacakan.
8. Evaluasi kinerja model dibatasi menggunakan metrik MSE (*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan RMSE (*Root Mean Squared Error*), serta *R-Squared Score* untuk mengukur proporsi variansi yang dijelaskan model dan *Directional Accuracy* untuk mengukur ketepatan prediksi arah pergerakan harga, dengan perbandingan khusus antara performa model GRU dengan *continuous fine-tuning* versus model GRU tanpa *continuous fine-tuning*.
9. Penelitian tidak membahas analisis sentimen eksternal, analisis fundamental, maupun aspek teknis protokol *blockchain* Ethereum di luar data harga dan indikator teknikal yang digunakan. Fokus penelitian murni pada aspek *predictive analytics*

menggunakan fitur OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*) melalui algoritma *deep learning* serta aksesibilitasnya melalui aplikasi *mobile*.

Batasan masalah ini ditetapkan agar ruang lingkup penelitian tetap terarah, fokus pada tujuan yang ingin dicapai, serta mencegah pembahasan melebar di luar cakupan prediksi harga Ethereum berbasis GRU dengan *continuous fine-tuning* pada *rolling window data*.

1.4 Tujuan dan Manfaat

Bagian ini memaparkan sasaran penelitian dan nilai guna yang diharapkan dari implementasi model GRU dengan mekanisme *continuous fine-tuning* berbasis *rolling window* untuk memprediksi harga Ethereum.

1.4.1 Tujuan Penelitian

Adapun sasaran utama yang hendak dicapai dalam penelitian ini meliputi:

1. Merancang arsitektur sistem *end-to-end* yang mengintegrasikan model GRU dengan mekanisme *continuous fine-tuning* pada *rolling window data*, *backend API* menggunakan FastAPI, dan aplikasi *mobile cross-platform* menggunakan CapacitorJS, sehingga sistem dapat beroperasi secara *real-time* dengan data *cryptocurrency* Ethereum dari *API* Indodax.
2. Mengembangkan model GRU dengan konfigurasi optimal (jumlah layer, unit, *dropout rate*) yang dilengkapi mekanisme *continuous fine-tuning* menggunakan data 5 hari ke belakang dan *look-back window* 48 timestep, sehingga model dapat beradaptasi dengan perubahan dinamika pasar non-stasioner Ethereum.
3. Mengevaluasi performa prediktif model GRU menggunakan metrik MSE (*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan RMSE (*Root Mean Squared Error*), serta melakukan analisis komparatif antara model GRU dengan *continuous fine-tuning* dibandingkan model GRU tanpa *continuous fine-tuning* untuk mengukur dampak strategi *adaptive learning* terhadap akurasi prediksi jangka panjang.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4. Mengimplementasikan model prediksi dan hasil prediksi ke dalam aplikasi *mobile cross-platform* berbasis CapacitorJS dengan antarmuka *dashboard* yang *user-friendly*, memungkinkan pengguna untuk mengakses prediksi harga Ethereum secara *real-time*, mudah digunakan, dan mendukung pengambilan keputusan investasi yang cepat dan tepat.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dan kegunaan sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan dapat membantu investor dan *trader* dalam mendapatkan wawasan prediksi harga yang lebih akurat dan responsif terhadap volatilitas pasar, sehingga mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih efektif dan meminimalkan risiko.
2. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam penerapan teknik *deep learning* pada data finansial *time-series* yang dinamis, khususnya dalam membuktikan efektivitas metode *continuous fine-tuning* dan *rolling window* untuk mengatasi masalah *concept drift* atau perubahan pola data pada pasar *cryptocurrency*.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini terdiri dari 5 bab, yaitu:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama ini memaparkan fondasi dasar penelitian yang mencakup latar belakang masalah, perumusan dan pembatasan masalah, tujuan serta manfaat studi, hingga sistematika penulisan laporan. Seluruh komponen ini menjadi kerangka awal dalam pengembangan sistem prediksi harga Ethereum berbasis *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang menerapkan metode *continuous fine-tuning*.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Bab II memuat tinjauan pustaka dan landasan teori yang menjadi dasar pembahasan dalam penelitian ini. Bab ini mencakup teori mengenai *cryptocurrency* dan Ethereum, *Deep Learning*, *Recurrent Neural Network* (RNN), *Gated Recurrent Unit* (GRU), *fine-tuning* dan *continuous learning*, serta konsep *rolling window* dan *feature engineering* untuk *time series*. Selain itu, bab ini juga membahas arsitektur aplikasi *mobile cross-platform* menggunakan CapacitorJS, yang memungkinkan integrasi model prediksi ke dalam antarmuka *user-friendly* untuk akses *real-time* oleh pengguna. Pada bab ini juga disajikan kajian terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang relevan, guna memberikan gambaran umum serta memperkuat landasan ilmiah terkait topik prediksi harga aset finansial dan implementasi *deep learning* dalam aplikasi mobile yang diangkat.

3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab III membahas perencanaan dan perancangan sistem prediksi yang akan dikembangkan. Pada bab ini dijelaskan rancangan penelitian, tahapan pelaksanaan (mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, hingga pelatihan model), objek penelitian (data harga Ethereum), serta arsitektur model GRU dan teknik *continuous fine-tuning* yang digunakan. Selain itu, bab ini juga menguraikan teknik evaluasi model, jadwal pelaksanaan penelitian, serta instrumen yang digunakan untuk mendukung penelitian.

4. BAB IV PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil pengembangan sistem secara menyeluruh, yang mencakup identifikasi kebutuhan, perancangan model GRU dan arsitektur sistem, evaluasi kuantitatif performa model pada beberapa skenario dataset, serta implementasi dan pengujian antarmuka aplikasi mobile prediksi harga Ethereum. Pembahasan difokuskan pada interpretasi metrik evaluasi, analisis perilaku model terhadap volatilitas pasar, serta validasi fungsional aplikasi yang dibangun.

5. BAB V PENUTUP



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Bab V menyajikan rangkuman keseluruhan dari penelitian yang telah dilakukan. Bab ini memuat kesimpulan yang diperoleh berdasarkan hasil evaluasi model, serta saran-saran konstruktif yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan sistem lebih lanjut atau penelitian masa depan di bidang prediksi finansial.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Cryptocurrency* dan *Ethereum*

Cryptocurrency didefinisikan sebagai aset digital terdesentralisasi yang dibangun menggunakan infrastruktur rantai blok guna memungkinkan pertukaran nilai antar-pengguna secara langsung dengan tingkat keamanan tinggi tanpa memerlukan perantara lembaga keuangan konvensional (Shamshad et al., 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Salah satu aset utama yang mendominasi pasar ini adalah *Ethereum* (ETH), sebuah pelopor platform *blockchain* yang dapat diprogram, namun memiliki karakteristik volatilitas harga yang ekstrem dengan celah nilai yang signifikan saat terjadi fluktuasi pasar (Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). Mengingat sifat pasar yang sangat dinamis, non-linier, dan dipengaruhi oleh sentimen global, pengembangan metode peramalan yang akurat menjadi kebutuhan mendesak bagi investor dan analis untuk memitigasi risiko kerugian serta mengoptimalkan strategi pengambilan keputusan investasi (Chavan et al., 2024; Natzir & Jatiprasetya, 2025).

2.2 *Time Series Forecasting*

Time series forecasting merupakan metode analisis prediktif yang memanfaatkan sekumpulan data historis yang diurutkan secara kronologis seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, dan penutupan harian untuk memproyeksikan nilai di masa depan berdasarkan pola masa lalu (Chavan et al., 2024; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Dalam konteks pasar *cryptocurrency* yang sangat fluktuatif, pendekatan *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) dinilai lebih superior dibandingkan metode statistik tradisional seperti ARIMA atau Regresi Linear karena metode konvensional sering kali gagal menangkap pola non-linier yang kompleks dan dinamis (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025). Keunggulan utama *Deep Learning* terletak pada arsitektur *gating mechanism* yang efektif dalam menanggulangi isu gradien yang menghilang serta mempertahankan memori dependensi dalam rentang waktu yang lama (*long-term dependencies*),

sehingga menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan model klasik yang memiliki asumsi linieritas terbatas (Rizkilloh dan Widiyanesti, 2022).

2.3 Recurrent Neural Network (RNN) dan Gated Recurrent Unit (GRU)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data sekuensial, namun penerapannya sering terkendala oleh masalah *vanishing gradient* yang menyebabkan model kesulitan mengingat informasi penting dalam ketergantungan jangka panjang (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). Sebagai solusi yang lebih efisien untuk mengatasi kelemahan tersebut, *Gated Recurrent Unit* (GRU) diperkenalkan dengan struktur yang lebih sederhana dibandingkan *Long Short-Term Memory* (LSTM); GRU mengonsolidasikan mekanisme gerbangnya menjadi dua komponen utama, yaitu *reset gate* yang menentukan seberapa banyak informasi masa lalu yang harus dilupakan, dan *update gate* yang mengontrol aliran informasi yang akan dipertahankan ke keadaan selanjutnya (Chavan et al., 2024; Shamshad et al., 2025). Keunggulan utama GRU dibandingkan LSTM terletak pada efisiensi komputasinya karena memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit dan waktu konvergensi pelatihan yang lebih cepat, namun tetap mampu menghasilkan akurasi prediksi yang kompetitif, bahkan terbukti lebih unggul dalam menangkap pola non-linier pada *dataset cryptocurrency* tertentu (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025). Untuk meningkatkan kemampuan model, GRU dapat disusun menjadi arsitektur bertumpuk (*Stacked GRU*). Pada *Stacked GRU*, *hidden state* dari *layer GRU* pertama tidak langsung menjadi *output*, melainkan digunakan sebagai *input* untuk *layer GRU* berikutnya. Penambahan *hidden layer* menjadi lebih dari dua terbukti memungkinkan model untuk mempelajari representasi data sekuensial yang jauh lebih kompleks dan meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan dibandingkan model *single-layer* (DIQI et al., 2024). Untuk memvalidasi pemilihan GRU sebagai arsitektur model final, penelitian ini melakukan eksperimen komparasi langsung antara GRU dan LSTM dengan parameter yang sepenuhnya identik.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2.4 *Continuous Fine-Tuning* pada *Rolling Window* Data

Dalam pemodelan prediksi harga *cryptocurrency* yang dinamis, strategi *rolling window* atau *sliding window* diterapkan dengan membagi data historis menjadi urutan waktu tertentu, seperti penggunaan jendela peninjauan (*look-back window*) untuk menangkap tren terkini dan dependensi temporal secara efektif (Shamshad et al., 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Namun, Model yang telah dirilis dan dioperasikan sering menjadi statis dan tidak mampu beradaptasi dengan perubahan distribusi data baru, sehingga mekanisme pembaruan berkala menjadi kebutuhan esensial dalam sistem prediksi yang dinamis (Yin et al., 2025). Untuk memastikan model dapat beradaptasi dengan volatilitas pasar tanpa mengalami *overfitting*, mekanisme pelatihan diperkuat dengan teknik *early stopping*, yang secara otomatis menghentikan proses iterasi ketika *validation loss* mulai meningkat atau tidak menunjukkan perbaikan signifikan (Islam et al., 2025). Selain itu, efisiensi pembelajaran ditingkatkan melalui penggunaan algoritma optimasi dengan laju pembelajaran adaptif (*adaptive learning rate*) seperti Nadam atau Adam, yang menyesuaikan bobot jaringan secara dinamis guna mempercepat konvergensi dan meminimalkan tingkat kesalahan prediksi seperti *Mean Squared Error* (MSE) atau *Root Mean Squared Error* (RMSE) (Chavan et al., 2024; Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022).

2.5 *Technical Indicators, Feature Engineering, dan Data Normalisasi*

Dalam pengembangan model prediksi harga *cryptocurrency*, data mentah yang umumnya terdiri dari fitur OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*) sering kali diperkaya melalui proses *feature engineering* untuk menangkap pola pasar yang kompleks (Islam et al., 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa integrasi indikator teknikal sangat krusial, seperti penggunaan *Moving Averages* (termasuk SMA dan EMA) untuk memperhalus tren harga, *Relative Strength Index* (RSI) untuk mendeteksi momentum pasar, serta *Moving Average Convergence Divergence* (MACD) untuk mengidentifikasi sinyal siklus pergerakan harga (Islam et al., 2025; Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). Selain

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

indikator teknikal, fitur *lag* (nilai masa lalu) dan metrik likuiditas seperti *Volume-Weighted Average Price* (VWAP) juga kerap ditambahkan untuk memperkuat kemampuan model dalam mempelajari dependensi temporal (Islam et al., 2025; Shamshad et al., 2025). Agar data yang memiliki rentang nilai bervariasi ini dapat diproses secara optimal oleh algoritma *Deep Learning*, teknik normalisasi data diterapkan, umumnya menggunakan metode *Min-Max Scaling* yang mentransformasi seluruh fitur ke dalam rentang 0 hingga 1; langkah ini terbukti efektif mempercepat konvergensi pelatihan model dan mencegah *bias* akibat perbedaan skala data yang ekstrem (Chavan et al., 2024; Natzir & Jatiprasetya, 2025).

2.6 Model Evaluation Metrics

Evaluasi kinerja model prediksi dilakukan menggunakan metrik statistik standar untuk mengukur tingkat deviasi antara nilai aktual dan nilai prediksi. *Mean Absolute Error* (MAE) menghitung rata-rata selisih absolut kesalahan tanpa mempertahankan arahnya, dirumuskan sebagai:

$$MAE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(Shamshad et al., 2025; Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024).

Untuk memberikan bobot lebih pada kesalahan yang besar, digunakan *Mean Squared Error* (MSE) yang mengkuadratkan selisih nilai, dengan rumus:

$$MSE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(Islam et al., 2025; Natzir & Jatiprasetya, 2025).

Selain itu, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sering digunakan untuk mengembalikan metrik ke satuan asli data agar lebih mudah diinterpretasikan, dihitung dengan mengakarkan MSE melalui rumus:

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(Chavan et al., 2024; Rizkillah & Sri Widiyanesti, 2022).

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur akurasi prediksi dalam bentuk persentase kesalahan rata-rata absolut. Keunggulan utama dari MAPE adalah sifatnya yang *scale-independent*, sehingga memudahkan interpretasi kualitas prediksi tanpa terpengaruh oleh besaran nilai nominal aset. Secara matematis, rumus kalkulasi MAPE dinyatakan dengan rumus :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

Keterangan:

- y_t = Nilai aktual harga aset pada waktu t
- $\hat{y}_t$ = Nilai proyeksi harga aset hasil inferensi model pada waktu t
- n = Jumlah keseluruhan sampel data

Keempat metrik kesalahan ini dipilih karena mampu menangkap berbagai aspek kekeliruan proyeksi, di mana MAE mengukur kesalahan rata-rata linear, MSE sangat sensitif terhadap *outlier* dan kesalahan besar, RMSE memberikan interpretasi dalam skala unit nominal data asli, sedangkan MAPE memberikan visualisasi persentase penyimpangan yang bersifat relatif terhadap nilai aktual harga riil.

Selain keempat metrik di atas, penelitian ini juga menggunakan koefisien determinasi *R-Squared* untuk mengukur proporsi variansi data aktual yang mampu dijelaskan oleh model, di mana nilai mendekati 1 mengindikasikan model yang baik. *Directional Accuracy* digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang tepat dalam menentukan arah pergerakan harga (naik atau turun), dengan nilai acuan 50% sebagai probabilitas tebakan acak (Natzir & Jatiprasetya, 2025; Shamshad et al., 2025).

2.7 CapacitorJS dan Arsitektur Hybrid

CapacitorJS diklasifikasikan sebagai kerangka kerja pengembangan aplikasi seluler dengan pendekatan *hybrid*, yang memungkinkan pengembang membangun aplikasi *cross platform* (Android dan iOS) menggunakan basis kode tunggal berbasis teknologi web standar seperti HTML, CSS, dan JavaScript (Muhammad et al., 2022). Pemilihan

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

teknologi semacam ini didasari oleh efisiensi biaya dan waktu pengembangan dibandingkan metode *native*, di mana CapacitorJS bekerja dalam arsitektur *client-server* lokal dengan menempatkan konten web di dalam wadah asli (*native container*) atau *Web View*, yang kemudian berkomunikasi dengan fitur perangkat keras asli dan layanan *backend* melalui jembatan JavaScript atau lapisan abstrak (*abstraction layer*) untuk menjembatani interaksi antara kode web dan API sistem operasi (Muhammad et al., 2022).

2.8 Cron Job

Cron job merupakan tugas terjadwal pada sistem operasi berbasis *Unix* yang dijalankan secara otomatis oleh *scheduler* waktu bernama *cron*, sehingga suatu perintah atau skrip dapat dieksekusi pada waktu atau interval tertentu tanpa intervensi manual. Dalam implementasinya, *cron job* didefinisikan di dalam berkas konfigurasi *crontab* yang berisi kombinasi parameter waktu (menit, jam, tanggal, bulan, dan hari dalam seminggu) serta perintah yang akan dijalankan, *daemon cron* kemudian memeriksa entri-entri tersebut secara periodik, biasanya setiap menit, dan mengeksekusi tugas apabila waktu sistem sesuai dengan jadwal yang tercatat (Prabhjot Singh 2023). Pada penelitian ini, *cron job* dimanfaatkan untuk menjadwalkan eksekusi kode *fine-tuning* model GRU setiap 24 jam, sehingga proses pembaruan bobot model dapat berjalan otomatis dan konsisten tanpa perlu dipicu secara manual oleh pengguna, sekaligus menjaga agar model tetap adaptif terhadap perubahan pola harga Ethereum yang bersifat dinamis.

2.9 Penelitian Terdahulu

Prediksi harga *cryptocurrency* telah menjadi fokus penelitian dengan memanfaatkan *machine learning* dan *deep learning*. Penelitian oleh Khoiri dan Wahid pada tahun 2024 yang berjudul "Analisis Kinerja Algoritma *Machine Learning* dalam Prediksi Harga *Cryptocurrency*" membandingkan empat algoritma: Regresi Linear, *Random Forest*, SVM, dan LSTM untuk memprediksi harga Bitcoin, Ethereum, dan Litecoin menggunakan data harian 2017-2022. Hasil menunjukkan LSTM memberikan akurasi terbaik (63,07% untuk Bitcoin, 65,45% untuk Ethereum, dan 67,05% untuk Litecoin

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dengan toleransi 3%), jauh melampaui algoritma tradisional (Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024). Penelitian ini membuktikan bahwa kemampuan LSTM menangkap ketergantungan temporal jangka panjang menjadi kunci dalam memodelkan pola non-linear *cryptocurrency* yang fluktuatif (Syarif Aminul Khoiri & Abdul Wahid, 2024).

Penelitian kedua yang berjudul “PREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* XLM MENGGUNAKAN METODE *DEEP LEARNING* LSTM DAN GRU”. Penelitian ini ditulis oleh Natzir et al. Penelitian ini melanjutkan eksplorasi dengan membandingkan dua varian RNN, yaitu LSTM dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi harga Stellar Lumens (XLM) menggunakan *dataset* harian dari 2020-2025. Studi tersebut menemukan bahwa GRU menunjukkan performa lebih baik dibandingkan LSTM, dengan metrik MAPE 3,6164% dibanding LSTM 4,5638%, RMSE 0,0206 dibanding LSTM 0,0244, dan MSE 0,0004 dibanding LSTM 0,0005. Keunggulan GRU disebabkan arsitektur yang lebih *compact* dengan jumlah *gate* lebih sedikit, namun tetap mampu mengekstraksi pola *nonlinear* dengan efisiensi komputasi yang optimal (Natzir & Jatiprasetya, 2025).

Penelitian ketiga yang ditulis oleh Shamshad et al. Penelitian ini mengembangkan *framework* bernama OPTICALS yang membandingkan lima model prediktif yaitu; XGBoost, LightGBM, LSTM, Bi-LSTM, GRU untuk meramalkan harga Ethereum, Binance Coin, dan Solana pada periode 2024. Inovasi utama dalam *framework* ini adalah perlakuan *look-back window* sebagai *hyperparameter* yang dapat dioptimalkan untuk menentukan durasi data historis optimal dalam prediksi. Hasil eksperimen menunjukkan GRU berkinerja sangat baik dalam menangkap dinamika pasar *real-time* untuk strategi *day trading*, sementara XGBoost lebih efektif untuk mengidentifikasi tren *medium-term* (Shamshad et al., 2025).

Meskipun penelitian-penelitian di atas telah memberikan kontribusi signifikan, terdapat *gap* penting dalam literatur: belum ada studi yang secara khusus mengintegrasikan mekanisme *continuous fine-tuning* pada *rolling window* data untuk mempertahankan adaptabilitas model dan implementasi ke aplikasi *mobile* masih

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

jarang dieksplorasi. Penelitian ini bertujuan mengisi *gap* tersebut dengan mengembangkan sistem prediksi berbasis GRU yang dilengkapi *continuous fine-tuning* pada *rolling window* dan diintegrasikan dalam aplikasi *mobile* CapacitorJS.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

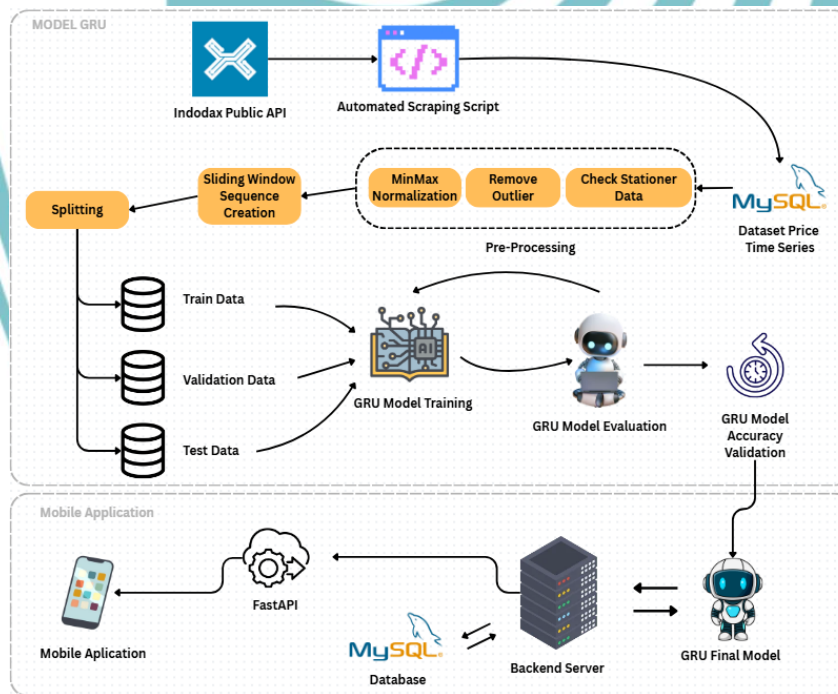
BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Rencana Penelitian

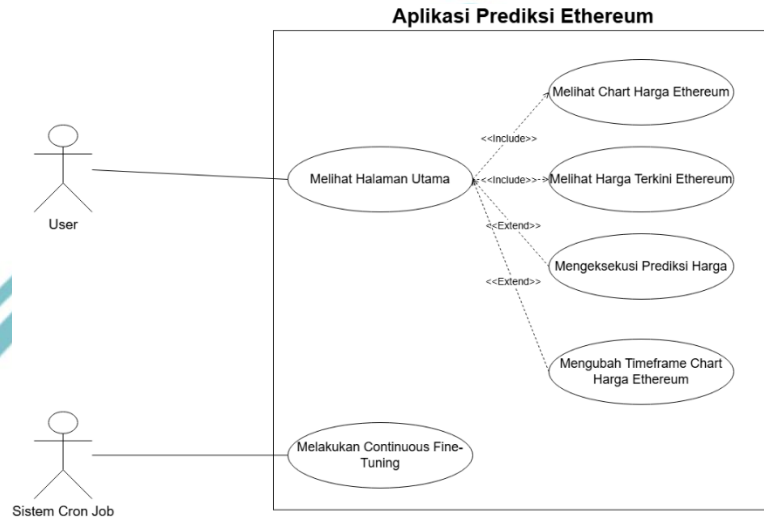
Penelitian eksperimental berbasis pendekatan kuantitatif ini mengembangkan sistem prediksi harga *cryptocurrency* dengan arsitektur terdistribusi yang mencakup data *ingestion pipeline*, model GRU dengan *continuous fine-tuning*, serta aplikasi *mobile*. Sebelum tahap implementasi, spesifikasi kebutuhan sistem disusun secara rinci untuk memastikan fungsi optimal dari ketiga komponen utama tersebut.

Dalam membangun sistem ini, dibutuhkan spesifikasi kebutuhan model dan aplikasi *mobile* yang dijelaskan oleh diagram pada Gambar 3.1.



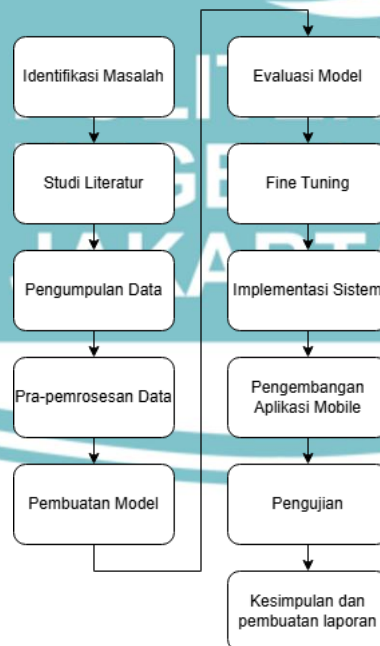
Gambar 3.1 Rancangan Penelitian

Setelah ditentukan kebutuhan fungsional dan non-fungsional, tahap berikutnya dikembangkan *use case diagram* pada Gambar 3.2 untuk mempermudah perancangan fitur yang akan dibangun pada aplikasi *mobile*



Gambar 3.2 Use Case Diagram

3.2 Tahapan Penelitian



Gambar 3.3 Tahapan Penelitian

- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tahapan penelitian ini disusun secara sistematis mulai dari identifikasi masalah, pengembangan model, hingga implementasi pada aplikasi *mobile*, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 3.3. Alur penelitian diawali dengan pengolahan data dan pembangunan model prediksi, yang kemudian dilanjutkan dengan integrasi sistem ke dalam *platform mobile* dan diakhiri dengan evaluasi hasil secara menyeluruh.

3.2.1 Identifikasi Masalah

Tahap ini melibatkan penentuan topik penelitian, perumusan latar belakang, dan penetapan rumusan masalah. Fokus penelitian adalah mengembangkan sistem prediksi harga *cryptocurrency* yang adaptif terhadap kondisi pasar dinamis melalui mekanisme *continuous fine-tuning*, serta mengintegrasikannya dalam aplikasi *mobile* yang *accessible*.

3.2.2 Studi Literatur

Pengumpulan dan analisis literatur relevan dilakukan untuk mendukung fondasi teoritis penelitian. Studi mencakup *review* penelitian terdahulu tentang *time series forecasting*, RNN/GRU *architecture*, teknik normalisasi data, teknik *hyperparameter tuning* untuk model *optimization*, dan *deployment* ke *web platform* untuk *real-time prediction*.

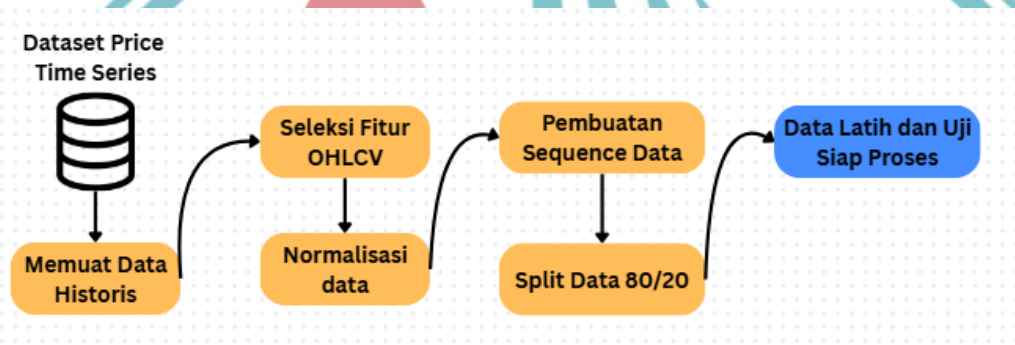
3.2.3 Pengumpulan Data

Data *cryptocurrency* diperoleh dari API Indodax, yaitu *cryptocurrency exchange* lokal Indonesia. Penelitian menggunakan pasangan aset ETH/IDR (Ethereum-Indonesian Rupiah) dengan *timeframe* 5 menit. Pengumpulan data historis untuk pelatihan awal model mencakup rentang waktu 7 Juli 2025 sampai dengan tanggal 27 Januari 2026. Selanjutnya, sistem melakukan penarikan data secara inkremental berdasarkan *timestamp* terakhir di basis data agar data berjalan *real-time* setiap 5 menit. Fitur data masukan yang dikumpulkan murni dibatasi pada OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*) tanpa penambahan fitur *technical indicator*.

3.2.4 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data bertujuan untuk mempersiapkan data harga *cryptocurrency* agar siap digunakan dalam pelatihan model. Proses ini diawali dengan penanganan

missing values untuk membersihkan baris data yang tidak valid atau kosong. Selanjutnya, seluruh data fitur OHLCV dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 menggunakan fungsi *MinMaxScaler* agar berada dalam skala yang konsisten, sehingga model dapat belajar dengan lebih efektif dan terhindar dari bias akibat perbedaan skala nilai yang ekstrem. Terakhir, data dibentuk menjadi *sekuens* waktu menggunakan metode *sliding window* dengan panjang *lookback 48 timestep*, menghasilkan matriks 5 fitur per *timestep* untuk mempermudah analisis temporal, sebagaimana diilustrasikan dalam diagram alur pra-pemrosesan data pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Pra-Pemrosesan Data

3.2.5 Pembuatan Model

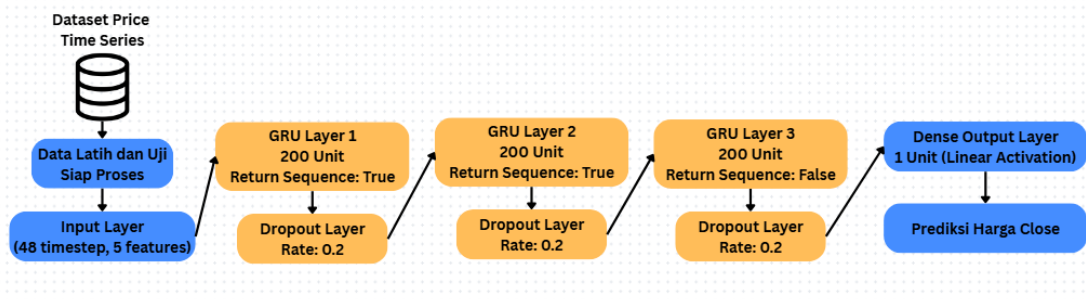
Setelah data siap, tahap berikutnya adalah pembuatan model *deep learning*. *Dataset* dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *training* data, validasi data, dan data uji, untuk memastikan model dapat belajar, diuji, dan divalidasi secara optimal. Model dikembangkan menggunakan arsitektur GRU yang merupakan jenis *recurrent neural network* yang mampu menangkap pola temporal dalam data *time series* harga *cryptocurrency*. Detail arsitektur model yang digunakan, termasuk susunan *layer* dan parameter yang diterapkan, dapat dilihat pada Gambar 3.5. Model dilatih menggunakan *framework* TensorFlow/Keras. Penentuan konfigurasi model dilakukan melalui dua pendekatan. Pertama, untuk penentuan arsitektur layer dan *Hyperparameter* Model, penelitian ini mengadopsi arsitektur *Stacked GRU* sebanyak 3 lapis (*layer*). Pemilihan 3 *layer* ini didasarkan pada temuan empiris yang menyatakan bahwa model GRU 3 *layer* memiliki kemampuan lebih tinggi dalam mempelajari representasi kompleks

- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dibandingkan *layer* yang lebih sedikit, serta terbukti mencatat tingkat kesalahan prediksi terendah (Sadon et al., 2021). Adapun konfigurasi *hyperparameter* diadaptasi dari beberapa literatur pendukung: setiap layer GRU menggunakan 100 hingga 200 unit neuron (DIQI et al., 2024; Sadon et al., 2021), dioptimasi menggunakan *optimizer* Adam yang dikenal memiliki konvergensi efisien untuk model RNN (DIQI et al., 2024), serta menerapkan fungsi aktivasi ReLU (DIQI et al., 2024) atau kombinasi Sigmoid dan tanh (Sadon et al., 2021). Parameter tambahan seperti *Dropout rate* 0.2, *Batch Size* 64, dan penentuan nilai awal *Learning Rate* 0,01 (Natzir & Jatiprasetya, 2025). Kedua, untuk penentuan *Lookback Window*, penelitian ini menerapkan pendekatan eksperimental sesuai saran Shamshad et al. (2025) yang menyatakan bahwa jendela waktu historis harus disesuaikan dengan volatilitas aset. Oleh karena itu, penelitian ini akan menguji variasi *input sequence* mulai dari 10 hingga 200 *step* untuk mendapatkan durasi optimal. Selanjutnya selama proses pelatihan dilakukan penyesuaian parameter untuk optimasi performa, termasuk penggunaan *early stopping* untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan, model *checkpoint* untuk menyimpan model terbaik, dan *adaptive learning rate scheduling* untuk penyesuaian *learning rate* secara otomatis saat model tidak menunjukkan peningkatan signifikan.



Gambar 3.5 Struktur Model GRU

3.2.6 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data yang dibagi menjadi 80% *training* dan 20% *testing* secara kronologis tanpa pengacakan untuk menjaga urutan waktu. Pelatihan dijalankan dengan *batch size* 64 selama maksimal 300 *epoch*, menggunakan 10% data latih sebagai validasi serta memantau kurva *loss* dan MAE untuk

konvergensi. Performa akhir diukur menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, serta *R-Squared Score* dan *Directional Accuracy* untuk mengukur kemampuan model menjelaskan variansi data dan ketepatan prediksi arah pergerakan harga..

3.2.7 Fine-Tuning

Fine-tuning dijadwalkan setiap 24 jam menggunakan data 5 hari terakhir. Sistem menggunakan ukuran data selama 5 hari karena rentang *look-back* tersebut terbukti secara empiris optimal dalam menangkap tren dinamika pasar *cryptocurrency* terkini. Berdasarkan penelitian optimasi indikator prediktif, penyesuaian jendela historis selama 5 hari khususnya pada aset utama seperti Ethereum sangat efektif untuk menyaring data historis, memperbaiki ekstraksi fitur masa lalu, dan secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi dalam merespons pergerakan pasar yang cepat (Shamshad et al., 2025). Pemilihan interval harian didasarkan pada dua pertimbangan. Pertama, pasar *cryptocurrency* beroperasi 24 jam penuh tanpa hari libur, sehingga satu siklus perdagangan penuh terjadi dalam rentang 24 jam menjadikan interval ini satuan pembaruan yang paling logis secara praktis. Kedua, secara teoritis bahwa sistem prediksi keuangan berbasis *data stream* yang menggunakan *sliding window* dan pembaruan model secara adaptif terbukti lebih akurat dibandingkan model statis (Bousbaa et al., 2023), karena mampu merespons perubahan *concept drift* secara berkala (Zhang et al., 2023). Hal ini diperkuat oleh Zhao & Shen (2025) yang menekankan bahwa pembaruan harian dapat membantu model menangkap pola baru secara lebih tepat waktu pada data deret waktu yang bersifat non-stasioner. Sistem menerapkan *improvement threshold* sebesar 1% sebagai batasan heuristik untuk menyeimbangkan adaptabilitas model dan stabilitas bobot. Mekanisme ini mengadopsi konsep *predetermined level* pada penanganan *concept drift* (Abdul et al., 2022), di mana pembaruan bobot dibatalkan dan model dihentikan dari proses *fine-tuning* jika peningkatan MAE tidak melampaui 1%. Hal ini dilakukan guna mencegah model terlalu reaktif mempelajari *noise* acak jangka pendek yang dapat memicu *catastrophic forgetting* (Yin et al., 2025).

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3.2.8 Implementasi Sistem

Backend API dikembangkan menggunakan FastAPI untuk menyediakan *endpoint* prediksi yang dapat diakses oleh *mobile application*. Model terbaik dan *scaler* disimpan dalam format *SavedModel* dan *pickle*, kemudian dimuat pada saat *inference*. *Database MySQL* digunakan untuk menyimpan *historical data*, *prediction results*, dan *actual future prices* untuk *tracking error* dan model *evaluation*.

3.2.9 Pengembangan Aplikasi Mobile

Aplikasi *mobile* dikembangkan menggunakan React dan CapacitorJS untuk memberikan *cross-platform support* di iOS dan Android. Fitur utama mencakup *dashboard* yang menampilkan *historical price chart* dari *database*, tombol *predict* untuk *trigger* prediksi ke *backend API*, dan display hasil prediksi dengan perubahan harga yang diprediksi.

3.2.10 Pengujian

Setelah model diimplementasikan ke dalam sistem, dilakukan pengujian terhadap aplikasi yang telah dikembangkan. Pengujian menggunakan metode *black box testing* untuk memverifikasi bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai dengan kebutuhan yang telah ditentukan, mencakup akurasi prediksi model dan fungsionalitas sistem secara keseluruhan.

3.2.11 Kesimpulan dan pembuatan laporan

Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan dan pembuatan laporan berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi model. Seluruh proses dan hasil penelitian didokumentasikan dalam bentuk laporan skripsi yang lengkap untuk memberikan referensi bagi pengembangan sistem prediksi harga *cryptocurrency* di masa depan.

3.3 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah model prediksi GRU dengan *continuous fine-tuning mechanism* untuk memprediksi *closing price* Ethereum dalam *timeframe* 5 menit ke depan. Model dilatih pada data *historical* ETH/IDR dari Indodax dengan rentang *lookback window* yang akan dioptimasi mulai dari 10 hingga 200 *timesteps* dan

prediction horizon 3 bar atau setara dengan 15 menit. Evaluasi dilakukan pada *unseen test set* untuk memastikan generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.4 Model/Framework/Teknik yang digunakan

Penelitian ini mengembangkan model GRU tiga lapis berbasis TensorFlow/Keras yang dilatih secara *supervised learning* menggunakan data Indodax *API* dan dievaluasi melalui metrik MAE, MSE, serta RMSE. Data diproses melalui normalisasi dan *sliding window*, lalu diintegrasikan menggunakan *backend* FastAPI. Hasil prediksi disajikan melalui aplikasi *mobile* berbasis React dan CapacitorJS yang memvisualisasikan performa model kepada pengguna.

3.5 Teknik Pengumpulan dan Analisis Data

3.5.1 Teknik Pengumpulan Data

Data *time series* ETH/IDR dikumpulkan secara otomatis dari Indodax *API* setiap 5 menit mulai 1 Agustus 2025 dan disimpan secara inkremental ke database MySQL. Dataset ini mencakup parameter OHLCV yang disusun secara kontinyu untuk mendukung pelatihan model.

3.5.2 Teknik Analisis Data

Analisis data diawali dengan *Exploratory Data Analysis* (EDA) dan verifikasi *preprocessing* untuk memvalidasi konsistensi data serta mendeteksi anomali. Evaluasi model dilakukan dengan memantau *loss* guna mencegah *overfitting* dan membandingkan peningkatan performa sebelum dan sesudah *fine-tuning*. Proses diakhiri dengan analisis eror untuk mengidentifikasi pola non-stasioner sebagai dasar perbaikan model di periode berikutnya.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Identifikasi Kebutuhan

Berdasarkan studi literatur serta diskusi dengan dosen pembimbing dan pihak yang berpotensi menjadi pengguna akhir, penulis mengidentifikasi beberapa kebutuhan utama dalam penelitian ini. Kebutuhan tersebut meliputi kebutuhan pengembangan model, aplikasi, perangkat lunak, dan perangkat keras yang perlu dipenuhi agar proses penelitian dan pengembangan sistem dapat berjalan dengan baik.

4.1.1 Kebutuhan Pengembangan Model

Kebutuhan pengembangan model mendefinisikan prasyarat spesifikasi dataset historis dan arsitektur algoritma deep learning yang digunakan untuk eksperimen komparasi prediksi harga Ethereum.

A. Kebutuhan Dataset

Dataset deret waktu (*time series*) merupakan komponen utama untuk melatih, memvalidasi, dan menguji performa model. Eksperimen ini membagi pemodelan ke dalam dua karakteristik *dataset* yang berbeda untuk melihat pengaruh resolusi waktu terhadap hasil estimasi. Kriteria lengkap kebutuhan *dataset* diidentifikasi pada Tabel 1.

Tabel 1 Kebutuhan Dataset A dan Dataset B

Parameter Kebutuhan	Dataset A	Dataset B
Sumber Data	Data ditarik secara <i>real-time</i> dan otomatis melalui <i>Public API</i> milik <i>exchange</i> Indodax.	Data ditarik secara <i>real-time</i> dan otomatis melalui <i>Public API</i> milik <i>exchange</i> Indodax.
Pasangan Aset	Ethereum terhadap Rupiah Indonesia (ETH/IDR).	Ethereum terhadap Rupiah Indonesia (ETH/IDR).

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Parameter Kebutuhan	Dataset A	Dataset B
Fitur Masukan (<i>Input</i>)	Fitur OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume)	Fitur OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume)
Interval / <i>Timeframe</i>	5 Menit	1 Hari
Rentang Waktu Data	6 Bulan	5 Tahun

B. Kebutuhan Model

Penelitian ini membandingkan dua arsitektur jaringan saraf berulang, yaitu GRU dan LSTM. Agar hasil pengujian dapat dibandingkan secara adil, kedua model disusun dengan struktur arsitektur dan parameter pelatihan yang dibuat sedekat mungkin sama. Ringkasan spesifikasi model ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Spesifikasi Model Kebutuhan Komparasi

Parameter Model	Spesifikasi Model GRU	Spesifikasi Model LSTM
Tipe Layer Rekuren	<i>Gated Recurrent Unit</i> (GRU)	<i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)
Struktur Lapisan	3 Layer	3 Layer
Unit Per Layer	200 Unit Neuron	200 Unit Neuron
Regularisasi	<i>Dropout</i> 0,2 setelah setiap layer	<i>Dropout</i> 0,2 setelah setiap layer
Fungsi Aktivasi Output	Linear	Linear
Metrik Akurasi	Directional Accuracy, Akurasi Toleransi 1%, dan Akurasi Toleransi 3%	Directional Accuracy, Akurasi Toleransi 1%, dan Akurasi Toleransi 3%
Metrik Evaluasi	MSE, MAE, RMSE, dan <i>R-Squared</i>	MSE, MAE, RMSE, dan <i>R-Squared</i>

4.1.2 Kebutuhan Aplikasi *Mobile*

Kebutuhan aplikasi *mobile* menjelaskan fitur dan karakteristik yang harus disediakan sistem di sisi klien. Aplikasi ini dirancang untuk menampilkan data harga Ethereum dan hasil prediksi model secara interaktif kepada pengguna. Kebutuhan aplikasi dibagi menjadi dua kelompok utama, yaitu kebutuhan fungsional dan kebutuhan non-fungsional.

A. Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional mendeskripsikan layanan, fitur, atau fungsi spesifik yang harus disediakan oleh aplikasi *mobile* saat berinteraksi dengan pengguna maupun saat berkomunikasi dengan komponen *backend*. Kebutuhan fungsional ini disusun berdasarkan analisis *use case diagram* yang telah dirancang sebelumnya. Kebutuhan fungsional aplikasi diidentifikasi secara sistematis pada Tabel 3.

Tabel 3 Kebutuhan Fungsional Aplikasi *Mobile*

Kode Kebutuhan	Nama Kebutuhan Fungsional	Deskripsi Fitur dan Operasional Sistem
KF-01	Menampilkan Halaman Utama	Sistem harus menyediakan antarmuka terpusat sebagai beranda aplikasi yang memuat ringkasan kondisi pasar aset kripto Ethereum dan menyediakan menu navigasi utama.
KF-02	Menampilkan Harga Penutupan Terkini	Sistem harus mampu menampilkan informasi harga penutupan Ethereum terbaru dalam satuan Rupiah (IDR) secara dinamis melalui pemanggilan data dari <i>backend</i> .
KF-03	Menampilkan Grafik Historis Pergerakan Harga	Sistem harus menyediakan visualisasi <i>time series chart</i> yang interaktif untuk menggambarkan pergerakan harga historis ETH/IDR menggunakan komponen grafik khusus.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode Kebutuhan	Nama Kebutuhan Fungsional	Deskripsi Fitur dan Operasional Sistem
KF-04	Mengeksekusi dan Menampilkan Prediksi Harga	Sistem harus menyediakan tombol aksi khusus untuk memicu permintaan <i>inference</i> model ke <i>backend</i> API, kemudian menerima dan menampilkan estimasi harga masa depan, persentase perubahan harga, serta indikator tren arah pergerakan (naik atau turun).

B. Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan non-fungsional menentukan kriteria operasional, batasan teknis, standar performa, serta aspek kualitas sistem yang harus dipenuhi agar aplikasi dapat berjalan dengan stabil dan memberikan pengalaman pengguna yang optimal. Spesifikasi kebutuhan non-fungsional aplikasi *mobile* ini dijabarkan pada Tabel

Tabel 4 Kebutuhan Non-Fungsional Aplikasi Mobile

Parameter Kualitas	Spesifikasi dan Kriteria Kebutuhan Non-Fungsional
Kompatibilitas <i>Multiplatform</i>	Aplikasi harus memiliki karakteristik <i>cross-platform</i> (kompatibel dengan sistem operasi Android dan iOS) yang dikompilasi dari satu basis kode tunggal menggunakan teknologi <i>hybrid framework</i> agar dapat berjalan secara seragam pada berbagai perangkat seluler.
Kecepatan Respons	Proses pemuatan komponen antarmuka pengguna dan pembaruan grafik data harus berjalan lancar tanpa mengalami <i>stuttering</i> atau <i>lagging</i> . Latensi pemrosesan data dari saat tombol prediksi ditekan hingga hasil muncul di layar harus seminimal mungkin.
Keandalan Antarmuka (UI/UX)	Tata letak komponen visual harus bersifat responsif terhadap berbagai variasi ukuran dan resolusi layar perangkat seluler serta menyajikan visualisasi grafik runtun waktu yang bersih untuk mempermudah analisis tren pengguna.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Parameter Kualitas	Spesifikasi dan Kriteria Kebutuhan Non-Fungsional
Konsistensi Sinkronisasi Data	Data pergerakan harga aktual serta representasi urutan waktu yang disajikan pada aplikasi klien harus sinkron secara periodik dengan kondisi data <i>time series</i> terbaru yang tersimpan di dalam basis data lokal peladen.

4.1.3 Kebutuhan Perangkat Keras

Dalam pengembangan sistem prediksi harga Ethereum, diperlukan perangkat keras yang memadai agar proses pengumpulan data dan layanan *backend* dapat berjalan terus-menerus tanpa gangguan. Data diambil secara otomatis setiap 5 menit dari API Indodax sehingga diperlukan server lokal yang stabil untuk menangani beban pemrosesan data tersebut secara *real-time*. Spesifikasi teknis perangkat *server* lokal yang dialokasikan khusus untuk tugas pengumpulan data dan *deployment* layanan *backend* API dijabarkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Spesifikasi Perangkat Server Lokal

Perangkat Keras	Spesifikasi
Processor	Intel Core i3-7100
Memory	2x8 GB DDR4 2400MT/s
GPU	Intel HD 630

Selain peladen operasional harian, penelitian ini juga membutuhkan komputer dengan kemampuan komputasi tinggi untuk menjalankan pelatihan model *deep learning* GRU dan LSTM pada *dataset* deret waktu yang cukup besar. Proses pelatihan ini memanfaatkan akselerasi GPU agar waktu pelatihan dan konvergensi model menjadi lebih singkat. Spesifikasi perangkat komputer personal yang digunakan khusus untuk mengakomodasi kebutuhan simulasi dan pelatihan model komparasi diidentifikasi pada Tabel 6.

Tabel 6 Spesifikasi PC Pelatihan Model

Perangkat Keras	Spesifikasi
Processor	AMD Ryzen 5 5600X
Memory	2x16 GB DDR4 3600MT/s
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070 8GB

4.1.4 Kebutuhan Perangkat Lunak

Pengembangan sistem prediksi ini, mulai dari pengolahan data historis, pelatihan model, layanan API, basis data, hingga antarmuka klien, memerlukan beberapa perangkat lunak dan framework pendukung. Integrasi seluruh komponen tersebut penting agar komunikasi antara backend dan frontend dapat berjalan dengan baik. Daftar kebutuhan perangkat lunak yang menunjang operasional sistem diidentifikasi pada Tabel 7.

Tabel 7 Kebutuhan Perangkat Lunak

Perangkat Lunak	Versi / Teknologi	Fungsi dan Deskripsi
Bahasa Pemrograman	Python 3.10.11	Bahasa pemrograman utama untuk pengolahan data sains dan pengembangan arsitektur komputasi model prediktif.
Kerangka <i>Machine Learning</i>	TensorFlow 2.10.0	Mesin komputasi utama yang menggunakan akselerasi GPU, dipadukan dengan pustaka Keras untuk membangun lapisan algoritma GRU dan LSTM.
Pustaka Data Sains	Pandas, Numpy, Scikit-Learn	Digunakan untuk manipulasi tabel struktur data (<i>dataframe</i>), komputasi matriks (<i>array</i>), serta pra-pemrosesan normalisasi nilai ke dalam rentang 0 hingga 1 menggunakan <i>MinMaxScaler</i> .

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Perangkat Lunak	Versi / Teknologi	Fungsi dan Deskripsi
<i>Backend API</i>	FastAPI	Kerangka kerja web asinkron berbasis Python untuk membangun rute peladen yang berfungsi mengeksekusi model dan mengirimkan hasil <i>inference</i> prediksi kepada aplikasi klien.
Sistem Basis Data	MariaDB 11.8.2	Tempat penyimpanan terstruktur untuk data harga mentah yang diunduh dari API Indodax secara berkala.
Kerangka Antarmuka	Next.js 16.2.2 & React 19.2.4	Kerangka <i>App Router</i> untuk membangun antarmuka pengguna interaktif pada sisi klien aplikasi <i>mobile</i> .
<i>Styling</i> & Visualisasi Data	TailwindCSS 4.2.2 & Recharts 3.8.1	Digunakan untuk mengatur tata letak desain antarmuka yang responsif serta memetakan data prediksi harga ke dalam bentuk grafik runtun waktu interaktif.
Kerangka Aplikasi <i>Mobile</i>	CapacitorJS 8.3.0	Kerangka kerja yang membungkus basis kode web Next.js menjadi paket instalasi <i>native</i> yang siap dipasang pada perangkat Android maupun iOS.

4.2 Perancangan Sistem

Setelah kebutuhan sistem teridentifikasi, tahap berikutnya adalah melakukan perancangan sistem. Pada tahap ini, pembahasan dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu perancangan model deep learning serta perancangan backend dan aplikasi mobile. Perancangan ini menjadi dasar teknis agar model prediksi yang dilatih dapat terhubung dengan layanan data dan antarmuka pengguna.

4.2.1 Perancangan Model Deep Learning

Perancangan model pada penelitian ini mencakup keseluruhan alur dari pengumpulan data mentah, rekayasa bentuk matriks, hingga proses pelatihan algoritma jaringan saraf

tiruan. Alur perancangan model ini dibagi menjadi dua tahapan utama yang dijelaskan pada sub-bab berikut.

A. Pengumpulan dan Preprocessing Dataset

Data historis harga Ethereum yang digunakan berupa fitur OHLCV yang diambil secara otomatis dari basis data lokal. Untuk memastikan kualitas data sebelum masuk ke tahap normalisasi, terlebih dahulu dilakukan pengecekan *outlier* pada harga penutupan menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR). Metode ini menghitung kuartil pertama (Q1) dan kuartil ketiga (Q3), kemudian mendefinisikan IQR sebagai selisih keduanya, dengan rumus:

$$IQR = Q3 - Q1$$

Penentuan batas bawah (LIF) dan batas atas (LOF) untuk mendeteksi *outlier* ditetapkan dengan rumus:

$$LIF = Q1 - 1,5 \times IQR$$

dan

$$LOF = Q3 + 1,5 \times IQR$$

seluruh titik harga yang berada di luar rentang tersebut diperlakukan sebagai kandidat *outlier*.

Implementasi kode pengecekan *outlier* dilakukan dengan menghitung kuartil dan IQR dari deret harga penutupan ETHIDR, lalu membuat visualisasi garis waktu yang menampilkan kurva harga, titik-titik *outlier*, serta garis batas bawah dan batas atas sesuai rumus di atas. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.1, di mana garis hijau dan oranye menunjukkan batas atas dan batas bawah IQR, sedangkan titik merah menandai observasi yang dikategorikan sebagai *outlier*. Dari grafik tersebut terlihat bahwa hampir seluruh pergerakan harga berada di dalam rentang IQR, sehingga tidak ditemukan pergerakan data ekstrem yang perlu dihapus sebelum proses normalisasi.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.1 Visualisasi Hasil Perhitungan IQR

Uji stasioneritas deret waktu harga penutupan ETHIDR dilakukan dengan dua metode, yaitu *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS). ADF digunakan untuk menguji apakah deret memiliki unit *root* atau tidak stasioner dengan hipotesis nol bahwa data bersifat non-stasioner, deret dianggap stasioner jika nilai statistik uji cukup besar secara negatif atau *p-value* di bawah 0,05. Sebaliknya, KPSS menggunakan hipotesis nol bahwa deret sudah stasioner di sekitar suatu rata-rata atau tren deterministik, sehingga *p-value* yang kecil justru menunjukkan bahwa stasioneritas tersebut ditolak. Kedua uji ini saling melengkapi dan umum digunakan bersama untuk menilai stasioneritas data *time series* sebelum pemodelan lebih lanjut. Bentuk implementasi kode dari fungsi tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
1 # 2) ADF test
2 adf_res = adfuller(s, autolag='AIC')
3 adf_out = pd.DataFrame([
4     'ADF Statistic': adf_res[0],
5     'p-value': adf_res[1],
6     'Used lags': adf_res[2],
7     'N obs': adf_res[3]
8 ])
9 print('ADF Test')
10 display(adf_out)
11 print('Critical values:', adf_res[4])
12
13 # 3) KPSS test
14 kpss_res = kpss(s, regression='c', nlags='auto')
15 kpss_out = pd.DataFrame([
16     'KPSS Statistic': kpss_res[0],
17     'p-value': kpss_res[1],
18     'Used lags': kpss_res[2]
19 ])
20 print('KPSS Test')
21 display(kpss_out)
22 print('Critical values:', kpss_res[3])
```

Gambar 4.2 Kode Pengujian ADF dan KPSS

Pada data harga ETHIDR, uji ADF menghasilkan statistik sebesar -1,53462 dengan *p-value* 0,516321, yang lebih besar daripada batas signifikansi 0,05 sehingga hipotesis nol non-stasioner tidak dapat ditolak. Sementara itu, uji KPSS memberikan statistik 9,992621 dengan *p-value* minimum 0,01 yang lebih kecil dari nilai kritis, sehingga hipotesis nol stasioneritas pada uji KPSS ditolak. Berdasarkan kombinasi kedua hasil tersebut, deret waktu harga penutupan yang digunakan dalam penelitian ini dikategorikan sebagai data non-stasioner.

Berdasarkan hasil uji ADF dan KPSS yang menunjukkan bahwa deret waktu harga penutupan bersifat non-stasioner dan memiliki rentang nilai yang cukup besar, sebelum digunakan oleh model data dinormalisasi terlebih dahulu dengan fungsi *MinMaxScaler* dari pustaka *Scikit-Learn* sehingga seluruh fitur berada pada rentang 0 hingga 1. Normalisasi ini membantu menjaga stabilitas proses pelatihan jaringan saraf berulang dan membuat model lebih mudah menangkap pola perubahan harga dibandingkan langsung bekerja pada skala harga asli. Setelah dinormalisasi, data dibentuk menjadi



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

sekuens waktu. Model jaringan saraf berulang membutuhkan masukan dalam bentuk *tensor* tiga dimensi yang berisi jumlah sampel, jumlah *timestep*, dan jumlah fitur. Pembentukan *sekuens* dilakukan dengan metode *sliding window*, di mana beberapa titik waktu terakhir digunakan sebagai *look-back window* dan titik berikutnya dijadikan target prediksi. Pada tahap ini, target harga diubah menjadi rasio persentase perubahan harga agar model lebih fokus pada pola perubahan dan volatilitas, bukan hanya nilai nominalnya. Seluruh rangkaian proses mulai dari seleksi fitur, normalisasi, hingga perulangan *sliding window* dan kalkulasi target harga dibuat ke dalam sebuah fungsi bernama *prepare_data*. Bentuk implementasi kode dari fungsi tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.3.

```

1 def prepare_data(df, look_back, prediction_horizon):
2     features, targets_price_change = [], []
3
4     # FITUR HANYA OHLCV
5     feature_cols = ["open", "high", "low", "close", "volume"]
6
7     # NORMALISASI KE RENTANG [0,1] DENGAN MINMAX SCALER
8     scaler = MinMaxScaler()
9     df_scaled = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(df[feature_cols]), columns=feature_cols)
10
11     for i in range(len(df) - look_back - prediction_horizon + 1):
12         features.append(df_scaled.iloc[i : (i + look_back)][feature_cols].values)
13
14         current_close = df["close"].iloc[i + look_back - 1]
15         future_close = df["close"].iloc[i + look_back + prediction_horizon - 1]
16
17         # DIKALI 1000 AGAR LOSS TIDAK VANISHING
18         price_change = ((future_close - current_close) / current_close) * 1000 if current_close != 0 else 0
19         targets_price_change.append(price_change)
20
21     return np.array(features, dtype=np.float32), np.array(targets_price_change, dtype=np.float32), feature_cols, scaler

```

Gambar 4.3 Kode Prepare Data

B. Pelatihan Model Deep Learning

Setelah *tensor* tiga dimensi terbentuk, data siap digunakan sebagai masukan ke model. Model utama yang digunakan adalah GRU, dengan LSTM sebagai pembanding. Keduanya disusun dengan arsitektur *stacked* tiga lapis, masing-masing lapisan berisi 200 unit neuron.

Untuk mengurangi risiko overfitting, diterapkan Dropout sebesar 0,2 setelah setiap lapisan rekuren. *Dropout rate* merupakan persentase neuron yang secara acak

dinonaktifkan pada saat pelatihan untuk mengurangi risiko *overfitting*, sehingga pemilihan nilai dropout yang sesuai menjadi penting agar tercapai keseimbangan antara kekuatan regularisasi dan kemampuan model dalam mempelajari pola yang ada (Natzir & Jatiprasetya, 2025). Di akhir jaringan, digunakan satu lapisan *Dense* dengan fungsi aktivasi linear untuk menghasilkan nilai prediksi berupa rasio perubahan harga.

Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* awal 0,01 dan fungsi kerugian MSE. Proses pelatihan dilengkapi dengan *Early Stopping* dan *ReduceLROnPlateau* agar pelatihan berhenti saat tidak ada perbaikan lebih lanjut dan *learning rate* dapat diturunkan ketika konvergensi melambat. Bentuk implementasi dari rancangan arsitektur jaringan saraf berulang tersebut ke dalam bahasa pemrograman Python menggunakan kerangka kerja Keras dapat dilihat pada Gambar 4.4.

```

1  def build_gru_model(input_shape):
2      model = Sequential([
3          # Layer GRU 1
4          GRU(units=200, return_sequences=True, input_shape=input_shape),
5          Dropout(0.2),
6          # Layer GRU 2
7          GRU(units=200, return_sequences=True),
8          Dropout(0.2),
9          # Layer GRU 3
10         GRU(units=200, return_sequences=False),
11         Dropout(0.2),
12         # Output Layer
13         Dense(units=1, activation='linear')
14     ])
15     return model
16
17 # 1. Ambil seluruh data historis
18 df_base = fetch_data_for_training(TARGET_PAIR)
19
20 # 2. Siapkan sequence data
21 X_base, y_base, feature_cols, scaler_base = prepare_data(df_base, LOOKBACK_FINAL, PREDICTION_HORIZON)
22
23 # 3. Split 88/20 tanpa pengacakan
24 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_base, y_base, test_size=0.2, random_state=42, shuffle=False)
25
26 # 4. Bangun & Kompilasi Model
27 base_model = build_gru_model((X_train.shape[1], X_train.shape[2]))
28 base_model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=LEARNING_RATE_FINAL), loss=MeanSquaredError(), metrics=[MeanAbsoluteError()])
29

```

Gambar 4.4 Kode Arsitektur Model GRU

4.2.2 Perancangan Backend dan Aplikasi Mobile

Sistem prediksi ini dirancang menggunakan arsitektur terdistribusi antara *client-server* agar beban komputasi model tidak memberatkan perangkat pengguna akhir.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Perancangan ini dibagi menjadi dua sisi fungsional yang saling terintegrasi, yaitu sisi *backend* yang berada di *server* dan sisi *frontend* yang berada di klien yang dijelaskan secara rinci pada sub-bab berikut.

A. Perancangan Backend API

Layanan *backend* dikembangkan menggunakan FastAPI yang berbasis bahasa pemrograman Python. FastAPI bertugas untuk menangani rute komunikasi data dari aplikasi *mobile* secara asinkron. *Server backend* memuat *file* model algoritma *deep learning* yang telah selesai melalui tahap pelatihan ke dalam memori eksekusi.

Ketika instruksi prediksi dikirimkan oleh pengguna melalui aplikasi, FastAPI secara sistematis akan mengambil baris data harga terbaru dari basis data MariaDB, melakukan normalisasi data tersebut menggunakan berkas *scaler* yang tersimpan, mengubahnya menjadi struktur tensor tiga dimensi, dan memasukkannya ke dalam model untuk mendapatkan hasil proyeksi tren secara *real-time*. Selain melayani rute permintaan dari klien, *backend* juga memfasilitasi skrip otomasi latar belakang yang bertugas mengambil data OHLCV terbaru dari API Indodax dan menyimpannya ke dalam basis data MariaDB setiap interval 5 menit secara kontinu.

B. Perancangan Aplikasi Mobile

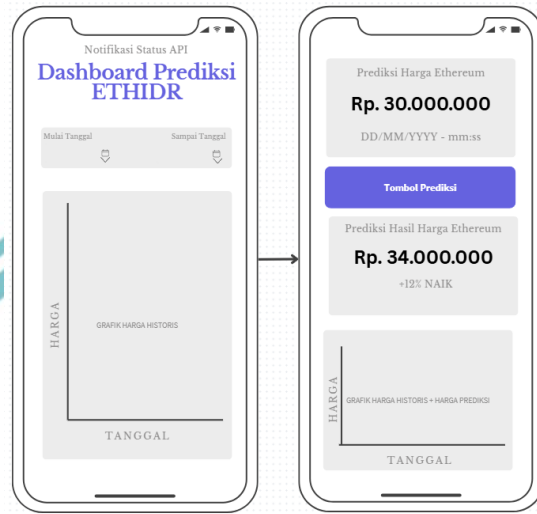
Pada sisi antarmuka klien, pengembangan aplikasi *mobile* dibangun di atas tumpukan teknologi web modern Next.js dan React. Aplikasi dirancang agar memiliki tata letak visual yang adaptif dan responsif dengan memanfaatkan sistem desain *utility-first* dari TailwindCSS. Untuk memberikan gambaran visual mengenai dinamika tren pasar kepada pengguna, aplikasi turut menyematkan komponen grafik interaktif dari pustaka Recharts yang bertugas menampilkan kurva pergerakan harga Ethereum dari waktu ke waktu.

Keseluruhan basis kode pengembangan antarmuka web tersebut kemudian diintegrasikan menggunakan teknologi CapacitorJS. Melalui pendekatan ini, kode web Next.js yang telah dikompilasi dapat dibungkus menjadi paket instalasi *native app* sehingga aplikasi dapat dipasang dan difungsikan secara optimal pada ekosistem

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Android layaknya aplikasi Android pada umumnya. Rancangan antarmuka aplikasi *mobile* yang diusulkan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4.5



Gambar 4.5 Rancangan Antarmuka Aplikasi Mobile

Berdasarkan rancangan pada Gambar 4.5, antarmuka aplikasi *mobile* dirancang menjadi beberapa bagian utama yang mendukung proses pemantauan data historis dan prediksi harga Ethereum secara berurutan. Pada bagian awal, tersedia *section* pemilihan rentang tanggal yang terdiri atas tanggal mulai dan tanggal akhir sebagai parameter untuk menampilkan grafik harga historis sesuai periode yang dipilih pengguna. Setelah itu, pada *section* prediksi harga ditampilkan informasi harga aktual terakhir Ethereum dalam satuan rupiah beserta waktu pencatatannya secara rinci, meliputi tanggal dan jam data terakhir. Pengguna kemudian dapat menekan tombol prediksi untuk menjalankan proses estimasi harga, yang hasilnya ditampilkan dalam bentuk nilai prediksi dalam rupiah serta persentase selisih terhadap harga terakhir. Pada bagian paling bawah, aplikasi menampilkan grafik lanjutan yang menggabungkan data harga historis dengan titik hasil prediksi, sehingga pengguna dapat melihat proyeksi pergerakan harga Ethereum hingga 15 menit ke depan secara lebih visual dan informatif.

- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

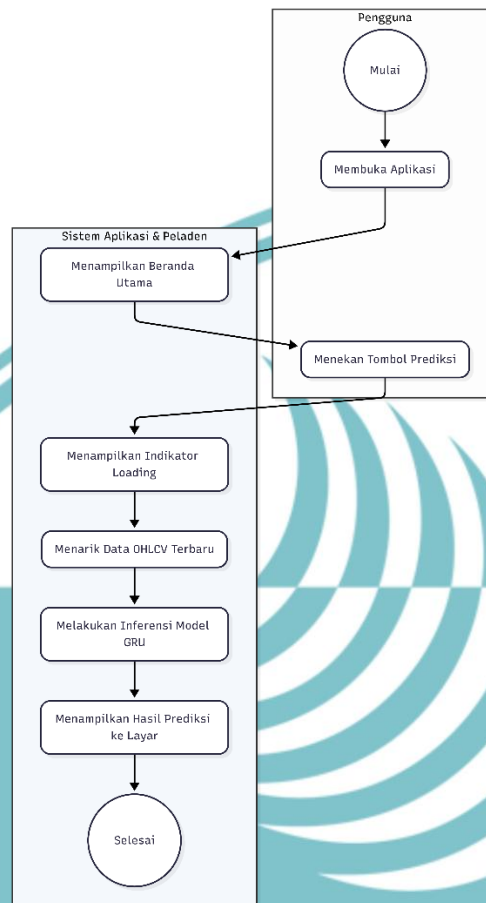
4.2.2 Perancangan Alur Prediksi

Perancangan alur prediksi disusun untuk menggambarkan proses interaksi antara pengguna, aplikasi *mobile*, dan *backend* dalam menghasilkan prediksi harga Ethereum secara *real-time*. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.6 *Activity Diagram* Alur Prediksi, proses diawali ketika pengguna membuka aplikasi dan masuk ke halaman beranda, kemudian menekan tombol prediksi untuk mengirim permintaan ke layanan *backend* melalui *endpoint* yang telah disediakan. Setelah permintaan diterima, sistem pada sisi *backend* mengambil data 4 jam terakhir dari basis data dengan interval 5 menit atau setara 48 *timestep*, lalu melakukan normalisasi menggunakan *scaler* yang telah dilatih dan membentuknya menjadi *rolling window* data sebagai *input* model, lalu menjalankan inferensi menggunakan model GRU yang telah dilatih. Hasil prediksi yang diperoleh kemudian diproses kembali melalui tahap pascapemrosesan, dikonversi ke format respons JSON, dan dikirimkan ke aplikasi untuk ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk informasi harga prediksi dan arah pergerakan pasar.

Activity diagram pada subbab ini digunakan untuk memperjelas urutan aktivitas sistem secara menyeluruh, mulai dari inisiasi permintaan oleh pengguna hingga visualisasi hasil prediksi pada antarmuka aplikasi. Dengan adanya rancangan yang divisualisasikan pada Gambar 4.6, alur pertukaran data antar komponen sistem dapat dipahami secara lebih terstruktur dan mempermudah validasi terhadap proses prediksi yang diimplementasikan.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.6 Activity Diagram alur Prediksi

4.2.4 Perancangan Alur Continuous Fine-Tuning

Perancangan alur *continuous fine-tuning* dibuat untuk menjelaskan mekanisme pembaruan model yang berjalan secara otomatis di sisi *backend* guna menjaga adaptabilitas model terhadap perubahan pasar yang bersifat dinamis. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.7 Activity Diagram Mekanisme *Continuous Fine-Tuning*, proses pembaruan ini dipicu oleh *cron job* yang menjadwalkan eksekusi kode *fine-tuning* setiap 24 jam, sehingga *server* secara berkala menjalankan serangkaian aktivitas mulai dari pengambilan data, evaluasi model, hingga pembaruan bobot tanpa memerlukan intervensi manual. Setelah *cron job* aktif, sistem terlebih dahulu menarik data pasangan ETHIDR selama 5 hari terakhir dari basis data dengan menggunakan batas waktu awal dan akhir, di mana waktu akhir merupakan saat skrip *fine-tuning*

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dieksekusi, sedangkan waktu awal ditetapkan 5 hari sebelum waktu eksekusi tersebut sehingga data mencakup satu minggu terakhir. Data yang diperoleh kemudian dibersihkan dari nilai yang tidak valid dan disusun sebagai kumpulan *rolling window*, di mana setiap *window* merepresentasikan 4 jam data historis atau setara 48 *timestep* dengan interval 5 menit, yang digunakan sebagai *input* untuk proses *fine-tuning*. Data tersebut selanjutnya digunakan untuk menghitung performa model saat ini sebagai *baseline*, lalu model menjalani proses *fine-tuning* dengan konfigurasi pelatihan yang telah ditetapkan, seperti *learning rate* konservatif dan *early stopping*.

Setelah proses pelatihan selesai, sistem terlebih dahulu menghitung nilai MAE dari model sebelum dilakukan *fine-tuning* dan menyimpannya sebagai acuan (*old_mae*), kemudian melakukan evaluasi ulang terhadap model yang telah diperbarui pada data yang sama untuk memperoleh nilai MAE terbaru (*new_mae*). Selisih penurunan kesalahan ini kemudian dibagi terhadap nilai *old_mae* dan dikonversi ke satuan persentase untuk memperoleh nilai persentase peningkatan performa model setelah dilakukan *fine-tuning*, yang dihitung dengan rumus:

$$(\text{old_mae} - \text{new_mae}) / \text{old_mae} \times 100\%$$

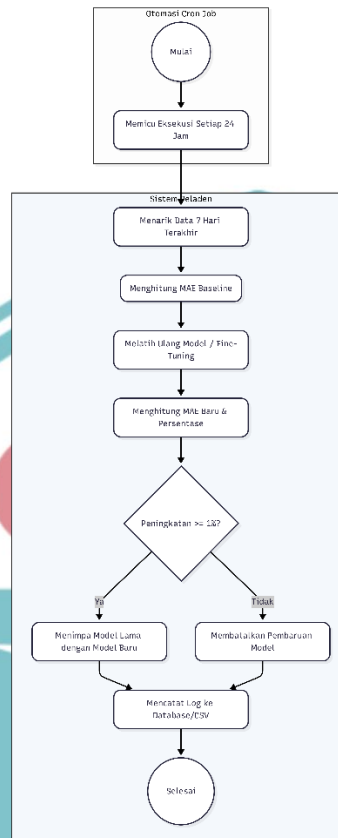
Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, sistem akan menentukan apakah bobot model baru layak diterima atau harus ditolak. Jika peningkatan performa memenuhi *improvement threshold* minimal 1%, model baru akan disimpan dan menggantikan bobot model sebelumnya. Sebaliknya, apabila peningkatan tidak memenuhi ambang batas, sistem membatalkan pembaruan dan mempertahankan model lama. Rancangan yang divisualisasikan pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa proses adaptasi model tidak dilakukan secara sembarangan, melainkan melalui mekanisme selektif untuk menjaga stabilitas prediksi sekaligus mengurangi risiko pembelajaran terhadap *noise* jangka pendek.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.7 Activity Diagram alur Fine tuning

4.3 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan krusial untuk mengukur efektivitas dan kemampuan generalisasi arsitektur *deep learning* yang telah dirancang. Pada bagian ini, kinerja model GRU dan LSTM dikomparasikan secara berdampingan menggunakan dua karakteristik data, yaitu data frekuensi tinggi dengan interval 5 menit selama 6 bulan dan data frekuensi rendah interval 1 hari selama 5 tahun.

4.3.1 Skenario dan Proses Pelatihan

Proses pelatihan model dieksekusi dengan menerapkan mekanisme *Early Stopping* untuk mencegah terjadinya *overfitting*. Melalui mekanisme ini, pelatihan akan berhenti secara otomatis apabila metrik kesalahan pada data validasi tidak mengalami perbaikan setelah beberapa periode *epoch*, atau dengan kata lain ketika proses optimisasi telah mencapai titik konvergensi, yaitu kondisi saat penurunan *loss* dan perubahan bobot

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

jaringan menjadi sangat kecil sehingga pelatihan tambahan tidak lagi memberikan peningkatan performa yang berarti. Pada *dataset* interval 5 menit, algoritma GRU mencapai titik konvergensi lebih cepat dan berhenti pada *epoch* ke-16 dengan durasi komputasi 90,3 detik, sementara LSTM membutuhkan 24 *epoch* dengan durasi 133,3 detik. Pada *dataset* interval harian, karena jumlah sampel sekuensial lebih sedikit, durasi pelatihan berjalan jauh lebih singkat. GRU menyelesaikan 19 *epoch* dalam waktu 8,5 detik, sedangkan LSTM menyelesaikan 16 *epoch* dalam waktu 7,6 detik.

4.3.2 Hasil Komparasi Metrik Kesalahan

Metrik kesalahan berfungsi untuk mengukur seberapa jauh selisih antara nilai persentase perubahan harga yang diprediksi oleh model dengan persentase perubahan harga aktual di pasar. Tabel 8 menyajikan rekapitulasi hasil pengujian metrik kesalahan dari eksperimen komparasi.

Tabel 8 Komparasi Kinerja Metrik Kesalahan

Model	Dataset	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2 Score	Directional Accuracy
GRU	5 Menit (6 Bulan)	7,9856	2,8259	1,7423	0,1743 %	0,000007	48,26%
LSTM	5 Menit (6 Bulan)	7,9916	2,8269	1,7424	0,1743 %	-0,000748	48,00%
GRU	1 Hari (5 Tahun)	3311,46	57,5453	43,8680	4,4237 %	0,014038	54,04%
LSTM	1 Hari (5 Tahun)	3360,8203	57,9726	44,2126	4,4759 %	-0,000659	47,91%

Berdasarkan Tabel 8, terlihat bahwa nilai absolut dari MSE, RMSE, dan MAE pada *dataset* 5 menit jauh lebih kecil dibandingkan dataset harian. Secara akademis, perolehan nilai *error* yang rendah ini didukung oleh temuan Rodrigues & Machado

(2025), yang menyatakan bahwa pada data berfrekuensi tinggi, variasi nilai perubahan antar-*timestep* secara alami bergerak dalam rentang yang sempit, sehingga selisih absolut prediksinya menyusut secara nominal dan menurunkan nilai kesalahan absolut secara drastis. Metrik *R-Squared* pada *dataset* 5 menit menunjukkan hasil yang kontras, di mana model GRU berhasil mencetak nilai positif sebesar 0,000007, sedangkan model LSTM tetap bernilai negatif sebesar -0,000748. Meskipun nilai *R-Squared* pada GRU sangat kecil dan mendekati nol akibat besarnya pengaruh *market microstructure noise* pada data transaksi berfrekuensi tinggi (Islam et al., 2025), perolehan angka positif ini membuktikan bahwa secara struktural model GRU memiliki kinerja prediktif yang berada di atas kemampuan *baseline* sederhana atau tebakan nilai rata-rata. Kalkulasi metrik *Mean Absolute Percentage Error* yang dievaluasi langsung pada konversi nominal harga *Ethereum* mencatatkan angka yang sangat presisi pada model GRU, yaitu sebesar 0,1743%. Nilai yang berada jauh di bawah ambang batas 10% ini mengonfirmasi bahwa jarak penyimpangan antara persentase harga proyeksi model dengan harga aktual di pasar Indodax sangat tipis, sehingga model tetap memiliki validitas tinggi saat diimplementasikan. Pada *dataset* 1 hari, GRU secara konsisten mengungguli LSTM di seluruh metrik kesalahan. GRU menekan nilai MAE menjadi 43,8680 dan berhasil mencetak nilai *R-Squared* positif sebesar 0,014038, mengindikasikan bahwa model mulai mampu menangkap pola variansi pergerakan harga dengan lebih baik dibandingkan LSTM yang nilai *R-Squared*-nya kurang dari 0.

4.3.3 Analisis Kinerja dan Pemilihan Model Final

Eksperimen komparasi yang telah dilakukan membuktikan bahwa *timeframe* data memiliki pengaruh yang masif terhadap model deret waktu. Data berfrekuensi sangat tinggi cenderung mengandung *noise* yang lebih besar, sehingga arsitektur *deep learning* dapat kesulitan mengekstraksi pola tren dan menghasilkan akurasi arah yang rendah. Sebaliknya, agregasi data ke dalam interval harian membantu meredam fluktuasi jangka pendek sehingga algoritma dapat lebih baik merekam pola pasar pada skala yang lebih makro.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Di antara kedua model yang diuji pada *dataset* harian, GRU terpilih sebagai model operasional final penelitian ini karena menunjukkan *Directional Accuracy* yang lebih tinggi, tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan LSTM, serta arsitektur yang lebih ringkas dan efisien secara komputasi. Walaupun demikian, evaluasi visual terhadap kurva prediksi dan harga aktual masih menunjukkan adanya keterlambatan respons pada beberapa titik perubahan harga. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model berbasis data historis masih cenderung mengikuti pola masa lalu, terutama ketika pasar mengalami pergerakan yang cepat dan tidak stabil. Oleh karena itu, model ini lebih tepat digunakan sebagai alat bantu untuk menangkap arah tren secara umum dibandingkan untuk memprediksi setiap perubahan harga secara presisi pada level yang sangat kecil, dengan pembaruan model dilakukan secara periodik menggunakan *continuous fine-tuning* pada *rolling window* data terbaru harian.

4.3.4 Eksperimen panjang Lookback Window

Sebelum konfigurasi *continuous fine-tuning* ditetapkan, dilakukan eksperimen untuk menganalisis pengaruh panjang *lookback window* data terhadap efektivitas pembaruan model. Eksperimen menggunakan enam variasi panjang jendela data, yaitu 1, 3, 5, 7, 14, dan 30 hari. Setiap variasi diuji pada siklus evaluasi harian mulai dari tanggal 28 Januari 2026 sampai 8 Juli 2026 dengan membandingkan nilai MAE model sebelum proses *fine-tuning* dan setelah proses *fine-tuning*. Nilai peningkatan dihitung berdasarkan persentase penurunan MAE, nilai positif menunjukkan perbaikan akurasi, sedangkan nilai negatif menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* meningkatkan nilai kesalahan prediksi.

Tabel 9 Analisis Variasi Lookback Window

Lookback Window (Hari)	Pembaruan Diterima	Rata-rata MAE Baseline	Rata-rata MAE Setelah Fine-Tuning	Rata-rata Peningkatan (%)
1	10	0,002303	0,003055	-50,5131
3	9	0,002267	0,002387	-8,6637

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lookback Window (Hari)	Pembaruan Diterima	Rata-rata MAE Baseline	Rata-rata MAE Setelah Fine-Tuning	Rata-rata Peningkatan (%)
5	5	0,002266	0,002354	-7,5641
7	3	0,002294	0,002438	-10,8333
14	5	0,002424	0,002650	-19,0111
30	4	0,002390	0,002867	-30,2773

Hasil pengujian pada Tabel 9 menunjukkan bahwa penggunaan *lookback window* selama 5 hari menghasilkan nilai rata-rata peningkatan terbaik, yaitu -7,5641%. Nilai tersebut merupakan yang paling tinggi dibandingkan *window* 1 hari sebesar -50,5131%, 3 hari sebesar -8,6637%, 7 hari sebesar -10,8333%, 14 hari sebesar -19,0111%, dan 30 hari sebesar -30,2773%. Meskipun nilai rata-rata peningkatan masih bernilai negatif karena sebagian besar siklus *fine-tuning* tidak menghasilkan perbaikan, konfigurasi 5 hari menunjukkan degradasi rata-rata paling kecil secara keseluruhan.

Konfigurasi *lookback window* 5 hari juga menghasilkan rata-rata MAE *baseline* sebesar 0,002266 dan rata-rata MAE setelah *fine-tuning* sebesar 0,002354. Dari total 163 evaluasi, terdapat lima pembaruan model yang diterima dengan tingkat penerimaan sebesar 3,07%, sedangkan 158 pembaruan lainnya ditolak karena belum memenuhi kriteria peningkatan yang ditetapkan. Hasil ini menunjukkan bahwa data historis selama 5 hari mampu memberikan keseimbangan yang lebih baik antara relevansi kondisi pasar terbaru dan jumlah data pelatihan yang cukup untuk melakukan penyesuaian bobot model.

Berdasarkan hasil tersebut, *lookback window* 5 hari dipilih sebagai konfigurasi data untuk proses *fine-tuning* pada sistem. Pemilihan ini didasarkan pada nilai rata-rata peningkatan yang paling baik di antara seluruh konfigurasi yang diuji, sehingga penggunaan data lima hari terakhir dinilai paling sesuai untuk mendukung adaptasi

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

model GRU terhadap perubahan pola harga ETHIDR tanpa memasukkan data historis yang terlalu sedikit maupun terlalu panjang.

4.3.5 Mekanisme Continuous Fine-Tuning

Sebagai upaya mempertahankan adaptabilitas dan akurasi model terhadap dinamika pasar *cryptocurrency* yang non-stasioner, sistem ini mengimplementasikan modul *continuous fine-tuning* yang tereksekusi secara asinkron setiap 24 jam melalui otomasi *cron job* di sisi peladen. Pada setiap siklus pembaruan, sistem mengekstraksi data OHLCV Ethereum terkini menggunakan pendekatan *rolling window* dengan rentang waktu 5 hari terakhir. Data tersebut melalui tahap normalisasi menggunakan *scaler* referensi dan direkonstruksi menjadi matriks *sekuensial* untuk mengevaluasi performa model operasional berjalan, sehingga menghasilkan metrik *baseline Mean Absolute Error* (MAE) sebagai tolok ukur kinerja model.

Setelah evaluasi *baseline* tercapai, proses *fine-tuning* diinisiasi pada *dataset* yang sama dengan menerapkan *learning rate* konservatif sebesar 0,01 yang dikombinasikan dengan mekanisme *Early Stopping* untuk mencegah *overfitting*. Sistem kemudian memberlakukan protokol komparasi ketat. Apabila model hasil *fine-tuning* sukses mereduksi tingkat kesalahan dengan *improvement threshold* minimal 1% terhadap *baseline* MAE, arsitektur pembobotan model lama akan diperbarui secara permanen di *backend*. Sebaliknya, jika peningkatan performa tidak memenuhi ambang batas atau mengindikasikan degradasi, sistem secara otomatis membatalkan pembaruan dan mempertahankan model sebelumnya demi menjaga stabilitas prediksi. Pendekatan ini selaras dengan prinsip penanganan *concept drift*, di mana model perlu diperbarui hanya ketika performanya turun melewati ambang tertentu atau ketika perbedaan performa antara data lama dan data terbaru menunjukkan perubahan yang signifikan (Abdul et al., 2022).

4.3.6 Eksperimen Continuous Fine-Tuning pada LSTM dan GRU

Berdasarkan rangkaian pengujian yang telah dilakukan, evaluasi komparatif antara model GRU dan LSTM pada mekanisme *fine-tuning* perlu dilakukan untuk mengetahui model yang memiliki performa paling stabil dalam menyesuaikan diri terhadap data

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

terbaru. Ringkasan hasil pengujian tersebut disajikan pada Tabel 10. Berdasarkan Tabel 10, terdapat perbedaan pada performa rata-rata kedua model setelah dilakukan *fine-tuning*. Model GRU menghasilkan rata-rata MAE setelah *fine-tuning* sebesar 0,002246 dengan rata-rata *improvement* sebesar -2,5853%, sedangkan model LSTM menghasilkan rata-rata MAE setelah *fine-tuning* sebesar 0,002318 dengan rata-rata *improvement* sebesar -6,0387%. Berdasarkan hasil tersebut, model GRU menunjukkan performa yang lebih baik karena memiliki nilai MAE setelah *fine-tuning* yang lebih rendah dan penurunan akurasi yang lebih kecil dibandingkan LSTM. Dengan demikian, GRU dinilai lebih stabil dan lebih sesuai digunakan sebagai model utama dalam mekanisme *continuous fine-tuning* pada penelitian ini.

Tabel 10 Perbandingan GRU dan LSTM pada Fine-Tuning

Model	Rata-rata MAE Baseline	Rata-rata MAE Setelah FT	Rata-rata Improvement (%)
LSTM	0,002212	0,002318	-6,0387
GRU	0,002304	0,002246	-2,5853

4.3.7 Evaluasi Kinerja *Continuous Fine-Tuning*

Untuk memvalidasi efektivitas mekanisme *continuous fine-tuning* dalam menjaga relevansi prediksi terhadap dinamika pasar, pengujian simulasi historis dieksekusi selama 128 hari berturut-turut. Simulasi ini berjalan mulai dari tanggal 27 Januari 2026 hingga 3 Juni 2026. Pada setiap siklus hariannya, model GRU dasar dievaluasi menggunakan rolling window data 5 hari terakhir (ekuivalen dengan 2.016 baris data per siklus), kemudian dilatih ulang dengan learning rate rendah. Pembaruan bobot model secara permanen ke dalam peladen hanya disetujui apabila model hasil *fine-tuning* berhasil mencatatkan reduksi Mean Absolute Error (MAE) minimal 1%.

Berdasarkan log simulasi komputasi yang direkam, sistem mencatatkan tingkat penolakan sebanyak 118 kali (92,19%) dan menyetujui pembaruan model sebanyak 10 kali (7,81%) dari total 128 siklus evaluasi. Untuk memberikan gambaran empiris

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

mengenai mekanisme pengambilan keputusan ini, Tabel 11 menyajikan cuplikan log evaluasi yang memuat satu kejadian siklus pembaruan yang disetujui, diapit oleh siklus hari sebelum dan sesudahnya.

Tabel 11 Log Evaluasi Keputusan Continuous Fine-Tuning

Tanggal Evaluasi	MAE Baseline	MAE Fine-Tuning	Peningkatan (%)	Status Keputusan
30 Januari 2026	0,002012	0,002011	0,04%	Ditolak
31 Januari 2026	0,002302	0,002265	1,59%	Diterima
1 Februari 2026	0,002654	0,002671	-0,65%	Ditolak
5 Februari 2026	0,004364	0,004327	0,83%	Ditolak
6 Februari 2026	0,004976	0,004837	2,80%	Diterima
7 Februari 2026	0,005231	0,005235	-0,07%	Ditolak
8 Februari 2026	0,005227	0,005209	0,34%	Ditolak
9 Februari 2026	0,004844	0,004791	1,08%	Diterima
10 Februari 2026	0,004653	0,004682	-0,62%	Ditolak
17 Februari 2026	0,002585	0,002718	-5,12%	Ditolak
18 Februari 2026	0,002557	0,002530	1,06%	Diterima
19 Februari 2026	0,002364	0,002362	0,09%	Ditolak
16 Maret 2026	0,002221	0,002257	-1,62%	Ditolak
17 Maret 2026	0,002312	0,002289	1,01%	Diterima
18 Maret 2026	0,002315	0,002379	-2,76%	Ditolak

Merujuk pada Tabel 11, terlihat secara konsisten bagaimana sistem mengambil keputusan perlindungan model. Sebagai contoh pada rentang 30 Januari hingga 1

- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Februari 2026, sistem menolak pembaruan model pada tanggal 30 Januari dan 1 Februari karena metrik peningkatan performa tidak mampu menembus ambang batas toleransi 1%, bahkan mengalami penurunan akurasi sebesar -0,65% pada siklus 1 Februari. Sebaliknya, pada tanggal 31 Januari 2026, model hasil *fine-tuning* sukses dengan persentase peningkatan mencapai 1,59%, sehingga sistem secara otomatis mengesahkan pembaruan bobot tersebut secara permanen ke dalam *backend*. Pola pengamanan yang sama juga terlihat berulang pada kejadian-kejadian berikutnya di bulan Februari dan Maret.

Tingginya dominasi rasio penolakan secara keseluruhan ini justru membuktikan bahwa protokol penjaga stabilitas pada sistem beroperasi dengan sangat presisi. Sebagian besar volatilitas harian aset *cryptocurrency* merupakan *noise* acak murni, dengan memblokir intervensi pelatihan pada *noise* tersebut, sistem secara efektif mencegah model dari fenomena *catastrophic forgetting* atau kehilangan kemampuan generalisasi jangka panjang akibat menghafal fluktuasi sementara secara berlebihan.

Meskipun jarang tereksekusi, mekanisme *fine-tuning* terbukti sangat krusial dalam menyelamatkan performa sistem ketika terjadi pergeseran tren pasar yang ekstrem. Sebagai bukti komparatif, pada evaluasi tanggal 27 Januari 2026, model GRU tanpa *fine-tuning* menghasilkan nilai *baseline* MAE yang cukup tinggi, yakni 0,009984. Namun, seketika setelah mekanisme *fine-tuning* diimplementasikan pada hari yang sama, nilai MAE sukses direduksi secara drastis menjadi 0,002241, mencatatkan lonjakan peningkatan akurasi hingga 77,55%. Secara akumulatif, pada 10 siklus pembaruan yang disetujui, mekanisme ini menyumbang rata-rata peningkatan performa MAE sebesar 9,10% dibandingkan jika sistem hanya mengandalkan model statis secara kontinu.

Eksperimen ini bermuara pada satu kesimpulan esensial, yaitu model *deep learning* yang murni statis akan perlahan mengalami degradasi akurasi akibat sifat pasar *cryptocurrency* yang non-stasioner. Integrasi *continuous fine-tuning* sukses bertindak sebagai jaring pengaman adaptif yang secara periodik memperbarui bobot matematis

model terhadap kondisi pasar terkini, tanpa mengorbankan fondasi memori tren makro yang telah dipelajari sebelumnya.

4.4 Implementasi dan Pengujian Antarmuka Aplikasi

Bagian ini membahas tahap implementasi sistem pada lingkungan nyata serta hasil pengujian terhadap aplikasi *mobile* prediksi harga Ethereum yang telah dibangun. Implementasi difokuskan pada Perancangan Model Deep Learning integrasi model GRU ke dalam layanan *backend* FastAPI dan antarmuka *mobile* berbasis CapacitorJS, sedangkan pengujian dilakukan untuk memastikan seluruh fungsi berjalan sesuai kebutuhan dan aplikasi dapat digunakan dengan nyaman oleh pengguna.

4.4.1 Implementasi Backend dan Integrasi Model

Implementasi *backend* dibangun menggunakan kerangka kerja FastAPI berbasis Python yang berfungsi sebagai penghubung komunikasi antara basis data, model prediktif GRU, dan antarmuka aplikasi klien. Model *machine learning* dan objek *scaler* yang telah dilatih sebelumnya dimuat secara otomatis ke dalam memori eksekusi peladen agar siap memproses permintaan secara cepat. Layanan *backend* ini menyediakan dua *endpoint* utama untuk menunjang fungsionalitas aplikasi, yaitu penyediaan data historis dan eksekusi prediksi.

1. Endpoint GET /history

Endpoint ini bertugas untuk menyuplai data pergerakan harga Ethereum yang akan diubah menjadi grafik interaktif pada aplikasi *mobile*. *Endpoint* dirancang untuk menerima parameter opsional berupa filter tanggal awal dan tanggal akhir. Sistem kemudian akan mengonversi parameter tanggal tersebut menjadi format *UNIX timestamp* untuk melakukan *query* penarikan harga penutupan dari basis data secara presisi. Sebelum dikirimkan kembali ke antarmuka klien dalam wujud respons JSON, format waktu mentah tersebut diubah menjadi format tanggal dan jam yang lebih rapi. Implementasi logika rute ini dapat dilihat pada Gambar 4.8.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```

1 @app.get("/history")
2 def get_chart_history(start_date: Optional[str] = None, end_date: Optional[str] = None, limit: int = 100):
3     # Konversi parameter filter tanggal ke Unix Timestamp
4     if start_date and end_date:
5         start_dt = datetime.strptime(start_date, "%Y-%m-%d")
6         end_dt = datetime.strptime(end_date + " 23:59:59", "%Y-%m-%d %H:%M:%S")
7         query += " AND timestamp_unix BETWEEN %s AND %s "
8
9     # Menarik data dari database dan iterasi hasil
10    cursor.execute(query, tuple(params))
11    chart_data = []
12
13    # Mengubah format Unix menjadi format Jam dan Tanggal yang rapi
14    for row in reversed(cursor.fetchall()):
15        dt = datetime.fromtimestamp(row['timestamp_unix'])
16        chart_data.append({
17            "time": dt.strftime('%d %b %H:%M'),
18            "price": float(row['close'])
19        })
20    return chart_data

```

Gambar 4.8 Kode endpoint history

2. Endpoint GET /predict

Endpoint ini merupakan rute logika utama untuk mengeksekusi model *deep learning* saat pengguna meminta proyeksi tren terbaru. Ketika *endpoint* ini dipanggil oleh aplikasi, sistem secara otomatis menjalankan serangkaian proses komputasi berurutan berikut:

- a. **Pengambilan Data:** Sistem menarik 48 baris data historis terakhir yang memuat fitur OHLCV dari basis data.
- b. **Pembersihan Data:** Baris data yang terindikasi kosong atau rusak akan dibersihkan dan diisi dengan nilai nol untuk mencegah terjadinya kegagalan saat proses kalkulasi.
- c. **Normalisasi dan Transformasi:** Fitur data dinormalisasi menyesuaikan rentang skala model, kemudian bentuk dimensinya diubah menjadi susunan matriks *tensor* 3D agar kompatibel dengan arsitektur GRU.
- d. **Inferensi:** Susunan matriks data diumpankan ke dalam model untuk mengekstraksi nilai probabilitas persentase perubahan harga. Nilai persentase ini kemudian

dikalkulasikan dengan harga aktual penutupan terakhir untuk menghasilkan nominal proyeksi harga Ethereum pada 15 menit ke depan.

- e. **Respons:** Hasil akhir dikemas dalam skema balasan terstruktur yang memuat simbol aset, harga aktual saat ini, harga prediksi, persentase perubahan, serta cap *timestamp*.

Seluruh tahapan komputasi tersebut dieksekusi secara sinkron pada sisi *server*, dengan implementasi logika seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.9.

```

1 @app.get("/predict", response_model=PredictionResponse)
2 def get_prediction():
3     # a. Pengambilan 48 baris data historis terakhir
4     df_latest = fetch_latest_data(limit=LOOKBACK_FINAL)
5     feature_cols = df_latest.columns.tolist()
6
7     # b. Pembersihan Data (Penanganan sel kosong/NaN)
8     df_latest = df_latest.apply(pd.to_numeric, errors='coerce').fillna(0)
9
10    # c. Normalisasi scaler dan Transformasi Tensor 3D
11    df_scaled = pd.DataFrame(ml_components["scaler"].transform(df_latest), columns=feature_cols)
12    X_input = np.array([df_scaled.values], dtype=np.float32)
13
14    # d. Inferensi Model GRU
15    model = ml_components["model"]
16    prediction_change = model.predict(X_input, verbose=0)[0][0]
17
18    # Kalkulasi nominal proyeksi harga 15 menit ke depan
19    current_close = df_latest['close'].iloc[-1]
20    predicted_close = current_close * (1 + prediction_change)
21
22    # e. Mengembalikan Respons JSON Terstruktur
23    return PredictionResponse(
24        symbol=TARGET_PAIR,
25        current_price=float(current_close),
26        predicted_price=float(predicted_close),
27        predicted_change_pct=float(prediction_change * 100),
28        timestamp=datetime.now().isoformat()
29    )

```

Gambar 4.9 Kode endpoint prediksi

4.4.2 Implementasi Antarmuka Aplikasi Mobile

Antarmuka aplikasi *mobile* dibangun menggunakan Next.js dan React, dengan TailwindCSS sebagai sistem *styling* dan Recharts sebagai pustaka grafik. Pendekatan ini dipilih agar pengembangan antarmuka dapat dilakukan dengan basis kode web yang kemudian dikemas menjadi aplikasi *mobile* melalui CapacitorJS.

Halaman utama aplikasi menampilkan informasi ringkas mengenai kondisi pasar Ethereum, berupa harga penutupan terkini dan grafik pergerakan harga historis. Data

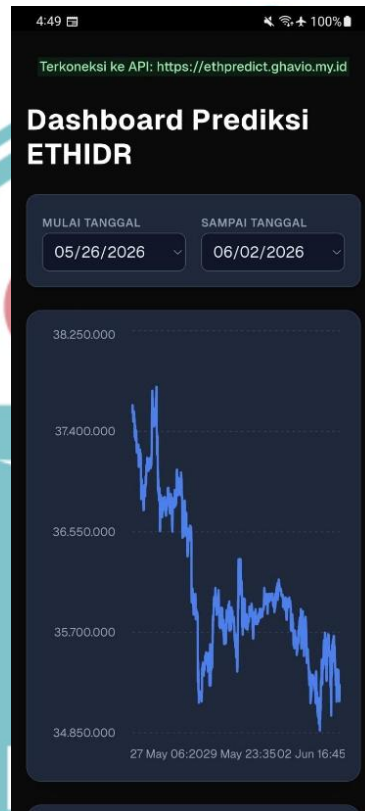
- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

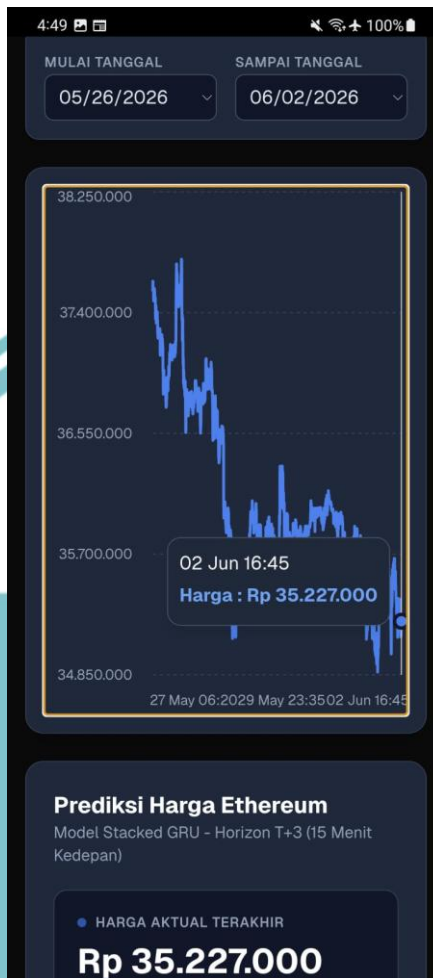
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

untuk grafik diambil dari *endpoint* GET /prices dan divisualisasikan sebagai *time series chart* sehingga pengguna dapat melihat tren pergerakan harga dalam rentang waktu tertentu. Tampilan antarmuka halaman utama dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Halaman Utama

Data untuk grafik diambil dari *endpoint* GET /prices dan divisualisasikan sebagai *time series chart* sehingga pengguna dapat melihat tren pergerakan harga. Pengguna juga dapat berinteraksi langsung dengan grafik tersebut untuk memunculkan detail harga pada titik waktu spesifik, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Interaksi Grafik Harga

Tepat di bawah komponen grafik, terdapat panel informasi yang menyajikan harga aktual terkini beserta tombol aksi untuk menjalankan prediksi. Antarmuka panel prediksi ini diilustrasikan pada Gambar 4.12.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.12 Panel Harga Terkini dan Tombol Eksekusi Prediksi

Untuk kebutuhan prediksi, saat pengguna menekan tombol aksi tersebut, aplikasi akan memicu permintaan ke *endpoint* GET /predict. Selama proses ini berlangsung, antarmuka akan menampilkan indikator *loading* untuk memberikan umpan balik visual bahwa model sedang memproses data, seperti yang terlihat pada Gambar 4.13.



Gambar 4.13 Indikator Loading Saat Proses Prediksi

Setelah proses dari *backend* selesai, aplikasi memperbarui tampilan dengan hasil prediksi yang diterima. Informasi yang ditampilkan mencakup nilai estimasi harga, persentase perubahan, serta indikasi arah tren dengan pewarnaan khusus agar mudah dibaca, seperti yang disajikan pada Gambar 4.14.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4.14 Tampilan Luaran Hasil Prediksi Harga

Basis kode antarmuka yang sudah dibangun dengan Next.js kemudian dikompilasi ke *build* produksi dan dibungkus menggunakan CapacitorJS menjadi paket instalasi Android. Dengan cara ini, aplikasi dapat dipasang dan dijalankan pada perangkat Android seperti aplikasi *native* pada umumnya, tanpa perlu menulis ulang logika antarmuka untuk tiap *platform*.

4.4.3 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa aplikasi *mobile* prediksi harga Ethereum bekerja sesuai kebutuhan fungsional dan memberikan pengalaman penggunaan yang baik bagi pengguna. Pada penelitian ini, pengujian sistem dibagi menjadi tiga jenis, yaitu pengujian fungsional dengan metode *black box testing*, pengujian *System Usability Scale* (SUS), serta *User Acceptance Test* (UAT) terhadap pengguna sasaran. Ketiga pendekatan ini saling melengkapi: *black box* berfokus pada

kebenaran fungsi, sedangkan SUS dan UAT mengevaluasi aspek kemudahan penggunaan dan penerimaan pengguna terhadap aplikasi yang dikembangkan.

A. Pengujian Black Box

Pengujian *black box* dilakukan dengan menguji fungsi-fungsi utama aplikasi berdasarkan kebutuhan fungsional yang telah didefinisikan, tanpa melihat implementasi kode di dalamnya. Setiap kasus uji disusun dengan skenario, langkah pengujian, serta hasil yang diharapkan, kemudian dieksekusi pada build aplikasi *mobile* yang telah terhubung dengan *backend* FastAPI dan basis data MariaDB.

Rangkaian kasus uji fungsional aplikasi *mobile* prediksi harga Ethereum disajikan pada Tabel 12, yang memuat kode uji, skenario pengujian, hasil yang diharapkan, serta hasil aktual pengujian.

Tabel 12 Daftar Kasus Uji Black Box Aplikasi Mobile

Kode Uji	Kasus yang Diuji	Skenario Uji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
UF-01	Memuat halaman <i>dashboard</i>	Pengguna membuka aplikasi hingga halaman utama	Aplikasi menampilkan harga ETH/IDR terakhir, ringkasan perubahan, dan grafik historis tanpa pesan <i>error</i>	Halaman utama termuat dengan sempurna, harga dan grafik tampil tanpa <i>error</i> .	Valid
UF-02	Memuat grafik harga historis	Dari halaman utama, aplikasi memanggil <i>endpoint</i> GET /history	Data historis berhasil diambil dari <i>backend</i> dan divisualisasikan sebagai <i>time series chart</i>	Data historis sukses ditarik dari basis data dan <i>chart time series</i> terbentuk.	Valid
UF-03	Memperbarui grafik dengan <i>refresh</i>	Pengguna melakukan <i>refresh</i>	Grafik dan harga terakhir diperbarui sesuai data terbaru dari <i>backend</i>	Pembaruan layar berhasil menarik data harga penutupan terbaru dari <i>backend</i> .	Valid

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode Uji	Kasus yang Diuji	Skenario Uji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
UF-04	Menjalankan fitur prediksi harga	Pengguna membuka halaman prediksi dan menekan tombol “Prediksi Harga”	Aplikasi mengirim permintaan ke GET /predict, menampilkan status <i>loading</i> , lalu menampilkan hasil	Status <i>loading</i> muncul, lalu sistem berhasil merender hasil proyeksi harga dari model GRU.	Valid
UF-05	Penanganan <i>error</i> dari <i>backend</i>	<i>Backend</i> dimatikan atau dibuat mengembalikan respons galat saat prediksi	Aplikasi menampilkan pesan kesalahan yang jelas tanpa <i>crash</i> dan tidak menampilkan data yang menyesatkan	Aplikasi sukses menangkap <i>error</i> dan memunculkan <i>alert</i> peringatan tanpa mengalami <i>crash</i> .	Valid
UF-06	Gangguan koneksi internet	Perangkat dimatikan koneksi datanya lalu pengguna menekan tombol prediksi	Aplikasi mendeteksi kegagalan koneksi dan menampilkan pesan bahwa jaringan tidak tersedia	Sistem memunculkan notifikasi “Tidak dapat terhubung” saat tidak ada koneksi internet.	Valid
UF-07	Navigasi antar halaman	Pengguna berpindah dari <i>dashboard</i> ke halaman prediksi dan kembali ke awal	Navigasi berjalan lancar, tidak terjadi <i>crash</i> , dan tetap konsisten	Perpindahan menu berjalan mulus dan tetap terjaga konsistensinya.	Valid
UF-08	Tampilan pada beberapa ukuran layar	Aplikasi dijalankan pada beberapa perangkat Android dengan ukuran layar berbeda	Komponen teks, tombol, dan grafik tetap terbaca, tidak terpotong, dan tidak saling menimpa	Desain berhasil menyesuaikan tata letak komponen secara proporsional.	Valid
UF-09	Penampilan informasi	Setelah permintaan prediksi	Nilai harga prediksi, persentase	Nominal harga, persentase, dan label arah tren	Valid

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode Uji	Kasus yang Diuji	Skenario Uji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
	hasil prediksi	berhasil, pengguna melihat hasil di layar	perubahan, dan indikator tren (naik/turun) muncul dengan format yang jelas	(Naik/Turun) <i>dirender</i> dengan tepat.	
UF-10	Pesan <i>loading</i> dan <i>feedback</i> ke pengguna	Pengguna menekan tombol prediksi saat proses pemanggilan masih berlangsung	Aplikasi menampilkan indikator proses hingga respons diterima	Teks <i>loading</i> konsisten tampil mencegah interaksi ganda selama <i>inference</i> berjalan.	Valid

Pengujian dilakukan dengan menjalankan setiap kasus uji pada perangkat yang sama dengan spesifikasi minimum yang telah ditentukan pada bagian kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak. Apabila hasil aktual sesuai dengan hasil yang diharapkan, maka fungsi tersebut dinyatakan “Valid”. Sebaliknya apabila terdapat perbedaan, fungsi yang bersangkutan perlu dianalisis dan diperbaiki sebelum pengujian diulang.

B. Pengujian System Usability Scale (SUS)

Selain pengujian fungsional, evaluasi terhadap aspek *usability* antarmuka dilakukan menggunakan metode *System Usability Scale* (SUS). SUS digunakan untuk menilai sejauh mana aplikasi mudah dipahami, mudah dioperasikan, dan nyaman digunakan oleh pengguna sasaran.

Pengujian SUS direncanakan melibatkan sejumlah responden yang mewakili calon pengguna aplikasi, misalnya mahasiswa, *trader* pemula, atau pengguna yang tertarik memantau harga Ethereum melalui perangkat *mobile*. Setiap responden diminta menggunakan aplikasi untuk menjalankan tugas sederhana, seperti membuka *dashboard*, melihat grafik harga, dan melakukan satu kali prediksi harga, kemudian mengisi kuesioner SUS yang terdiri dari 10 pernyataan dengan skala *Likert* 1-5 (sangat tidak setuju sampai sangat setuju).

Perhitungan skor SUS dilakukan dengan langkah berikut:

- Untuk pernyataan bernomor ganjil, skor kontribusi diperoleh dari nilai responden - 1.
- Untuk pernyataan bernomor genap, skor kontribusi diperoleh dari 5 - nilai responden.
- Seluruh skor kontribusi dijumlahkan, kemudian dikalikan 2,5 sehingga menghasilkan skor akhir dalam rentang 0-100.

Nilai SUS akhir kemudian dapat diinterpretasikan dengan acuan kategori yang umum digunakan, misalnya rentang “cukup”, “baik”, hingga “sangat baik”. Hasil dan pembahasan nilai SUS dapat ditambahkan setelah pengumpulan data selesai, misalnya dalam bentuk tabel yang memuat jumlah responden, skor SUS per responden, skor rata-rata, serta interpretasinya.

Tabel 13 Rekapitulasi Penilaian Kuesioner System Usability Scale

Responden	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Skor SUS
SUS-01	5	1	5	1	5	1	5	1	5	1	100,0
SUS-02	3	1	5	1	5	1	5	1	5	1	95,0
SUS-03	4	1	5	1	5	1	5	1	5	1	97,5
SUS-04	3	1	5	1	5	1	5	1	4	1	92,5
SUS-05	5	1	5	1	5	1	5	1	4	2	95,0
SUS-06	4	2	5	5	5	1	4	4	4	2	70,0
SUS-07	3	1	5	1	5	1	5	1	5	1	95,0
SUS-08	2	1	5	1	5	1	5	1	4	3	85,0
SUS-09	5	1	5	1	5	1	5	1	5	1	100,0
SUS-10	2	1	5	2	5	1	5	1	4	3	82,5
SUS-11	3	1	5	1	5	1	5	5	5	1	85,0
Rata-Rata											90,68

Berdasarkan hasil evaluasi fungsional yang dilakukan langsung oleh pengguna melalui metode *User Acceptance Testing* (UAT), rekapitulasi hasil pengujian sistem secara menyeluruh disajikan pada Tabel 13. Dari total 11 kasus uji yang dieksekusi, meliputi pengujian sinkronisasi grafik harga historis secara *real-time*, mekanisme tombol inferensi model GRU, responsivitas antarmuka *mobile*, hingga *error handling* koneksi



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

jaringan, seluruhnya berhasil mencatatkan status "Diterima" dengan hasil observasi yang sesuai dengan ekspektasi rancangan. Perolehan hasil ini membuktikan secara empiris bahwa integrasi sistem *end-to-end* antara aplikasi *mobile* CapacitorJS dan *backend* FastAPI telah berjalan dengan sangat stabil, memenuhi seluruh spesifikasi kebutuhan fungsional pengguna, serta bebas dari kendala operasional yang bersifat fatal.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB V**PENUTUP****5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan pada sistem aplikasi prediksi harga *cryptocurrency* Ethereum berbasis model Gated Recurrent Unit (GRU) dengan mekanisme *continuous fine-tuning*, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama sebagai berikut:

- 1) **Pengembangan dan Optimasi Model GRU:** Model prediksi berhasil dikembangkan dengan arsitektur *Stacked GRU* dengan 3 *hidden layer* yang masing-masing memiliki 200 *units*, serta penerapan *Dropout* sebesar 0,2 pada setiap lapisan untuk mencegah *overfitting*. Melalui eksperimen optimasi parameter, ditetapkan bahwa penggunaan *look-back window* sebesar 48 *timestep* atau setara 4 jam data historis *timeframe* 5 menit merupakan konfigurasi paling optimal dalam memprediksi harga Ethereum 15 menit ke depan.
- 2) **Kinerja Continuous Fine-Tuning terhadap Akurasi:** Penerapan mekanisme *continuous fine-tuning* yang berjalan secara otomatis terbukti krusial dalam mengatasi fenomena *concept drift* dan sifat non-stasioner pada pasar *cryptocurrency*. Dengan memanfaatkan *rolling window* data historis terbaru dari 5 hari ke belakang dan syarat *improvement threshold* minimal 1%, model adaptif ini secara konsisten menghasilkan rasio *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) yang lebih rendah serta tingkat akurasi arah (*directional accuracy*) yang lebih baik dibandingkan dengan *base model* yang dibiarkan statis.
- 3) **Integrasi Arsitektur Backend:** Arsitektur *backend Server* yang dikembangkan menggunakan FastAPI berhasil menjadi jembatan yang andal antara basis data riwayat Indodax, lingkungan komputasi model, dan antarmuka *client*. *Server* mampu menangani proses komputasi beban berat di belakang layar dengan latensi

yang sangat minim, sehingga tidak membebani komputasi perangkat *mobile* pengguna.

- 4) **Desain dan Implementasi Aplikasi Mobile:** Aplikasi *front-end* yang dikembangkan menggunakan CapacitorJS terbukti efisien dan berhasil memberikan pengalaman *cross-platform* yang responsif. Melalui pengujian aplikasi, sistem antarmuka berhasil memuat data grafik *candlestick* secara interaktif, menyediakan *dashboard* yang ringkas, dan secara sukses menampilkan hasil inferensi prediksi secara *real-time* untuk membantu pengguna mengambil keputusan secara cepat dan presisi.

5.2 Saran

Meskipun penelitian dan sistem aplikasi yang dikembangkan telah beroperasi dengan baik serta mencapai sasaran tujuannya, masih terdapat ruang untuk pengembangan lebih lanjut. Adapun beberapa saran konstruktif untuk perbaikan dan penelitian selanjutnya adalah:

- 1) **Penambahan Fitur Analisis Sentimen Eksternal:** Model yang dikembangkan pada penelitian ini secara eksklusif hanya mengandalkan fitur analitik teknikal (*Open, High, Low, Close, Volume*). Penelitian mendatang disarankan untuk mengintegrasikan data eksternal, seperti analisis sentimen berita keuangan, indeks ketakutan dan keserakahan (*Fear and Greed Index*), maupun analisis tren media sosial, mengingat fluktuasi *cryptocurrency* sangat rentan terhadap spekulasi publik.
- 2) **Eksplorasi Algoritma dan Arsitektur Hibrida:** Performa penelitian selanjutnya dapat dibandingkan dengan arsitektur *Deep Learning* tingkat lanjut lainnya, seperti penggabungan CNN-GRU untuk mengekstraksi fitur spasial dan temporal secara bersamaan atau penggunaan arsitektur berbasis *Transformer Model* guna mendapatkan tingkat variansi penjelasan data *R-Squared Score* yang lebih maksimal.
- 3) **Perluasan Skala Prediksi (*Multi-Asset*):** Saat ini, sistem hanya difokuskan pada pengolahan satu jenis pasangan koin tunggal. Sistem dapat dikembangkan menjadi

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

sebuah ekosistem pelacakan *multicoin* yang memantau aset berkapitalisasi besar lainnya secara bersamaan, seperti Bitcoin (BTC/IDR) atau Solana (SOL/IDR), guna melihat sejauh mana parameter *fine-tuning* ini dapat digeneralisasi pada koin dengan pola fluktuasi yang berbeda.

- 4) **Variasi Timeframe Jangka Menengah-Panjang:** Sistem prediksi difokuskan pada data beresolusi tinggi dengan *timeframe* 5 menit. Untuk mengakomodasi profil pengguna dengan pendekatan investasi jangka panjang, disarankan agar fitur prediksi masa depan mendukung *timeframe* per 1 jam atau *daily chart*.
- 5) **Evaluasi Transformasi Stasioneritas pada Penelitian Lanjutan:** Pada penelitian ini data deret waktu harga Ethereum hanya dilakukan uji stasioneritas menggunakan ADF dan KPSS tanpa mengubah data menjadi stasioner melalui transformasi. Pendekatan ini dipilih agar pola pergerakan harga tetap dipertahankan dalam bentuk aslinya setelah proses normalisasi dan pembentukan target. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan dilakukan eksperimen pembanding dengan menerapkan transformasi kemudian mengukur pengaruhnya terhadap performa dan stabilitas model, sehingga dapat diketahui apakah data stasioner memberikan manfaat signifikan atau justru menghilangkan informasi penting dari dinamika harga.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul, A. R., Nirmala, C. R., Aljohani, M., & Sreenivasa, B. R. (2022). A novel technique for detecting sudden concept drift in healthcare data using multi-linear artificial intelligence techniques. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.950659>
- Bousbaa, Z., Sanchez-Medina, J., & Bencharef, O. (2023). Financial Time Series Forecasting: A Data Stream Mining-Based System. *Electronics (Switzerland)*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/electronics12092039>
- Chavan, S., Gundakaram, J., Dyuti Vaishnavi, S., Prasad, S., & Deepa, K. (2024). Real-Time Data Extraction and Prediction of Cryptocurrency. *IEEE Access*, 12(November), 186703–186709. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3513034>
- DIQI, M., HISWATI, M. E., & WIJAYA, N. (2024). Stacked Gated Recurrent Units and Indonesian Stock Predictions: A New Approach to Financial Forecasting. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi*, 5(1), 11–17. <https://doi.org/10.35960/ikomti.v5i1.1106>
- Islam, M. Z., Rahman, M. S., Sumsuzoha, M., Sarker, B., Islam, M. R., Alam, M., & Shil, S. K. (2025). Cryptocurrency Price Forecasting Using Machine Learning: Building Intelligent Financial Prediction Models. *International Journal of Accounting and Economics Studies*, 12(3), 255–268. <https://doi.org/10.14419/s0pktr58>
- Muhammad, S. F., Shamyla, R., Atif, A., Asghar, A., & Ibtesam, U. R. (2022). Cross-Platform Mobile Development Approaches and Frameworks. *VFAST Transactions on Software Engineering*, 10(2), 79–93.
- Natzir, S. M., & Jatiprasetya, H. (2025). Prediksi Harga Cryptocurrency Xlm Menggunakan Metode Deep Learning Lstm Dan Gru. *HOAQ (High Education of Organization Archive Quality) : Jurnal Teknologi Informasi*, 16(1), 49–58.

<https://doi.org/10.52972/hoaq.vol16no1.p49-58>

Rizkillloh, M. F., & Sri Widiyanesti. (2022). *Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)*. 5, 1–2.

Rodrigues, F., & Machado, M. (2025). High-Frequency Cryptocurrency Price Forecasting Using Machine Learning Models: A Comparative Study. *Information (Switzerland)*, 16(4). <https://doi.org/10.3390/info16040300>

Sadon, A. N., Ismail, S., Jafri, N. S., & Shahrudin, S. M. (2021). Long Short-Term vs Gated Recurrent Unit Recurrent Neural Network for Google Stock Price Prediction. *2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences, AiDAS 2021*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/AiDAS53897.2021.9574312>

Shamshad, H., Ullah, F., Shah, S. A. A., Faheem, M., & Shamshad, B. (2025). OPTICALS: A Novel Framework for Optimizing Predictive Trading Indicators in Cryptocurrency Using Advanced Learning Simulations. *IEEE Access*, 13(March), 61078–61090. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3556881>

Syarif Aminul Khoiri, & Abdul Wahid. (2024). Analisis Kinerja Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Harga Cryptocurrency. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 9(2), 133–141. <https://doi.org/10.32528/justindo.v9i2.1965>

Yin, T., Wang, J., Wang, C., Wang, H., Cai, J., Liu, M., Ma, Y., Gao, K., Song, Y., & Shen, W. (2025). R-Tuning: Wavelet-Decomposed Replay and Semantic Alignment for Continual Adaptation of Pretrained Time-Series Models. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 40(33), 27870–27878. <https://doi.org/10.1609/aaai.v40i33.40010>

Zhang, Y., Wen, Q., Zhang, Z., Wang, L., & Jin, R. (2023). *OneNet : Enhancing Time Series Forecasting Models under Concept Drift by Online Ensembling*. *NeurIPS*, 1–32.

Zhao, L., & Shen, Y. (2025). Proactive Model Adaptation Against Concept Drift for

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Online Time Series Forecasting. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1(1), 2020–2031.
<https://doi.org/10.1145/3690624.3709210>



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Ghavio Rizky Ananda Budiawan

Lahir di Jakarta, 21 Agustus 2004. Lulus dari SDS Pertiwi pada 2016, SMPN 182 Jakarta pada 2019, SMAN 55 Jakarta pada 2022. Saat ini sedang menempuh Program Studi Diploma Empat Teknik Informatika di Politeknik Negeri Jakarta. Memiliki ketertarikan pada bidang *Cloud Computing*



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

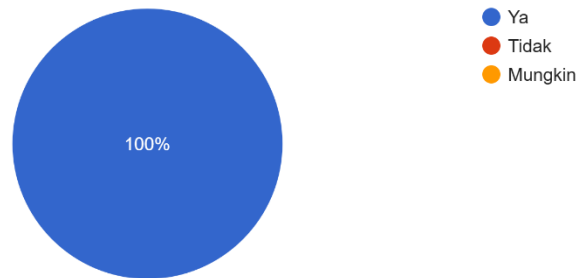


LAMPIRAN

Lampiran 1 Pertanyaan SUS 1

Apakah anda pernah mendengar mengenai Cryptocurrency?

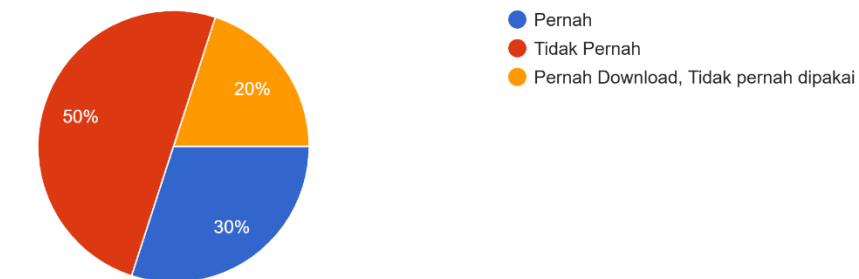
10 responses



Lampiran 2 Pertanyaan SUS 2

Apakah anda pernah menggunakan aplikasi Finance berbasis Cryptocurrency? (Indodax, Valetax, CoinMarketCap, DLL)

10 responses

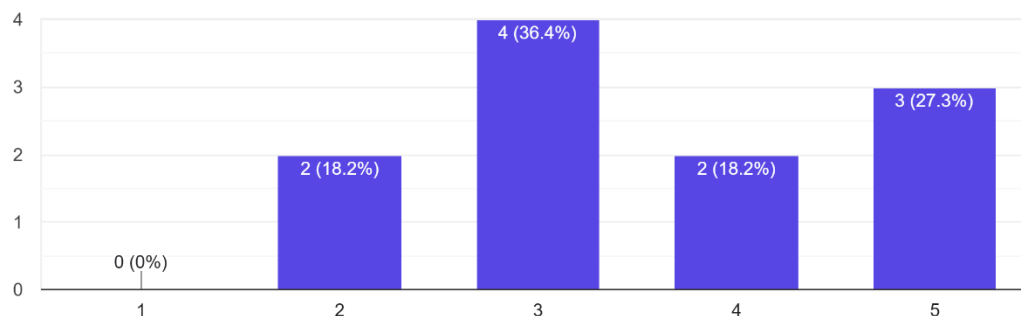


- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 3 Pertanyaan SUS 3

Saya berpikir akan sering menggunakan aplikasi prediksi harga kripto ini.

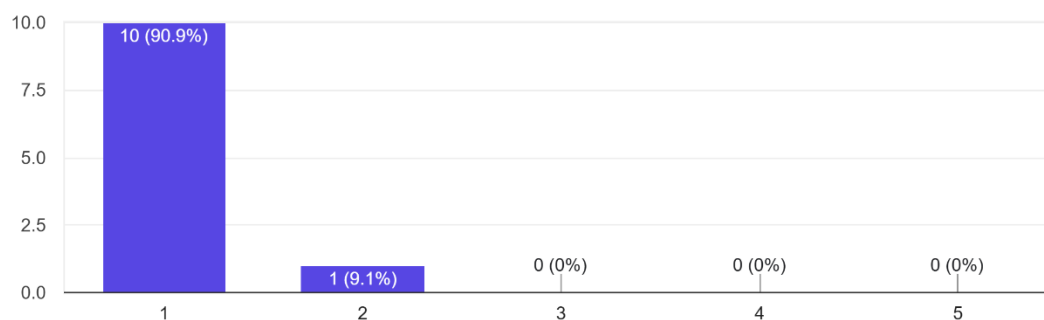
11 responses



Lampiran 4 Pertanyaan SUS 4

Saya merasa aplikasi ini terlalu rumit untuk digunakan.

11 responses

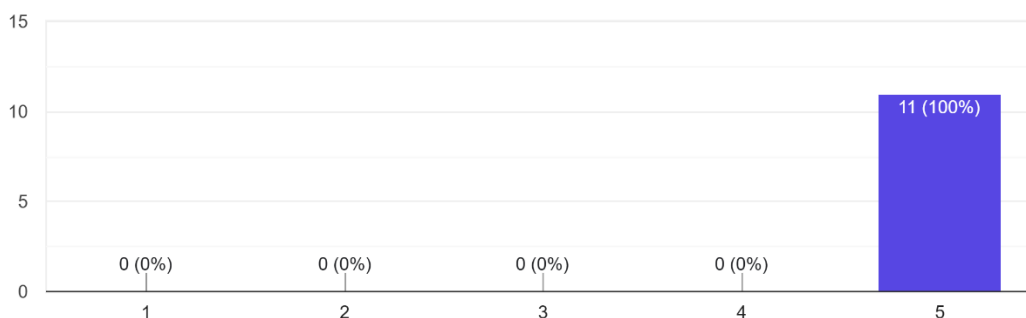


- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 5 Pertanyaan SUS 5

Saya merasa aplikasi ini mudah digunakan.

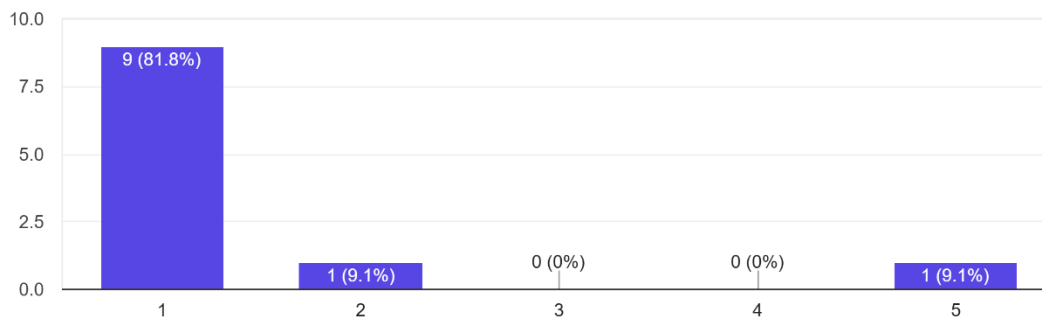
11 responses



Lampiran 6 Pertanyaan SUS 6

Saya merasa membutuhkan bantuan dari orang teknis atau ahli untuk dapat menggunakan aplikasi ini.

11 responses

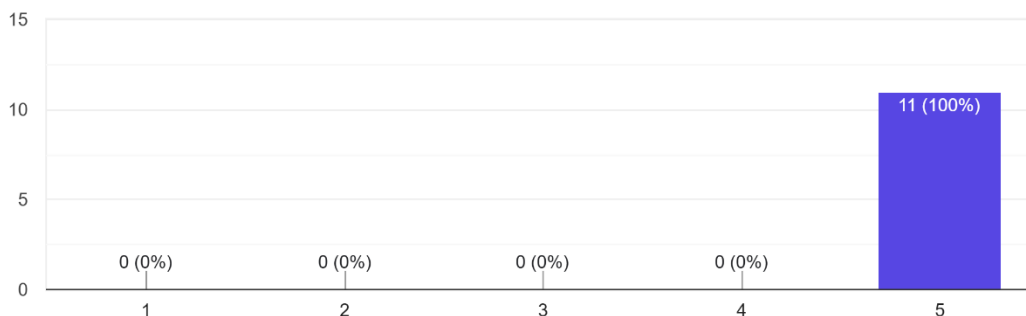


- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 7 Pertanyaan SUS 7

Saya merasa fitur-fitur yang ada di dalam aplikasi ini sudah berjalan dengan semestinya.

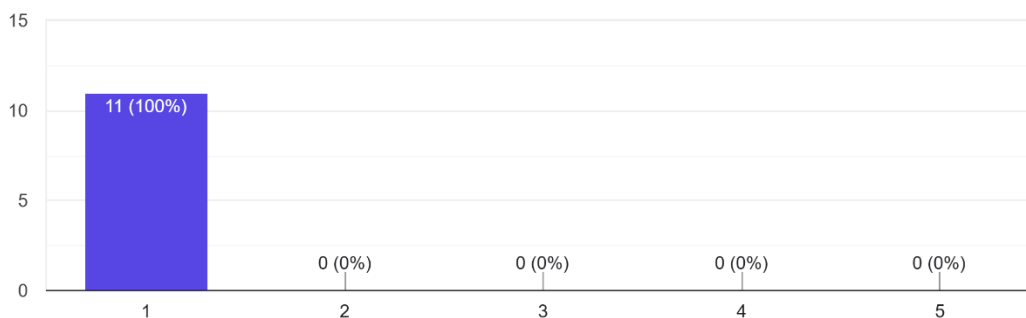
11 responses



Lampiran 8 Pertanyaan SUS 8

Saya merasa ada banyak hal yang tidak konsisten pada tata letak atau fungsi aplikasi ini.

11 responses

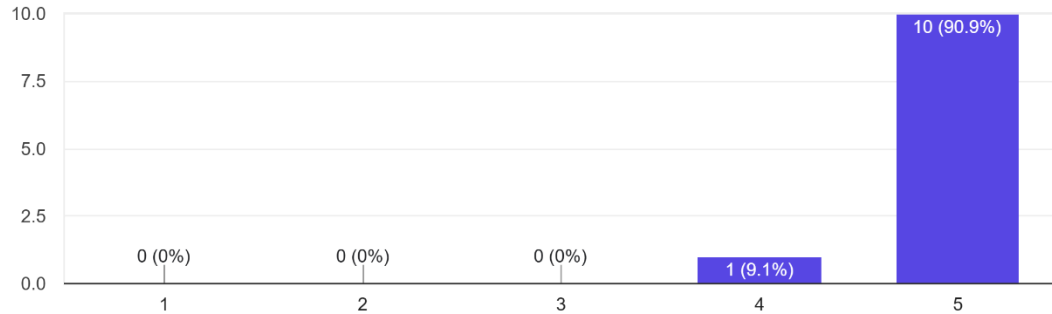


- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 9 Pertanyaan SUS 9

Saya merasa mayoritas orang akan dapat mempelajari cara menggunakan aplikasi ini dengan sangat cepat.

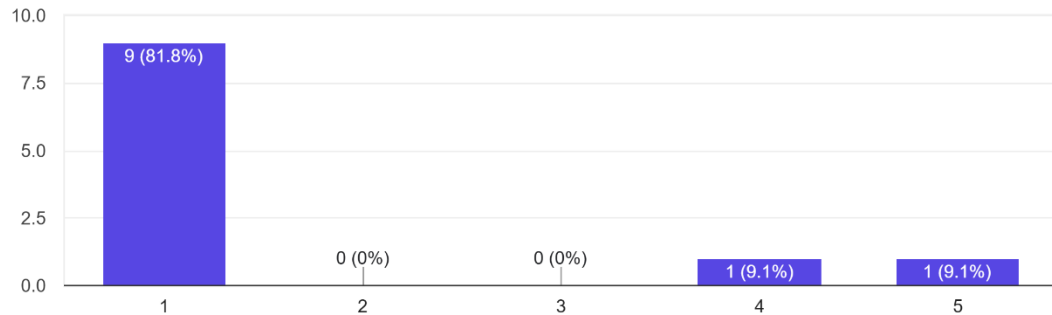
11 responses



Lampiran 10 Pertanyaan SUS 10

Saya merasa aplikasi ini tidak praktis saat digunakan.

11 responses

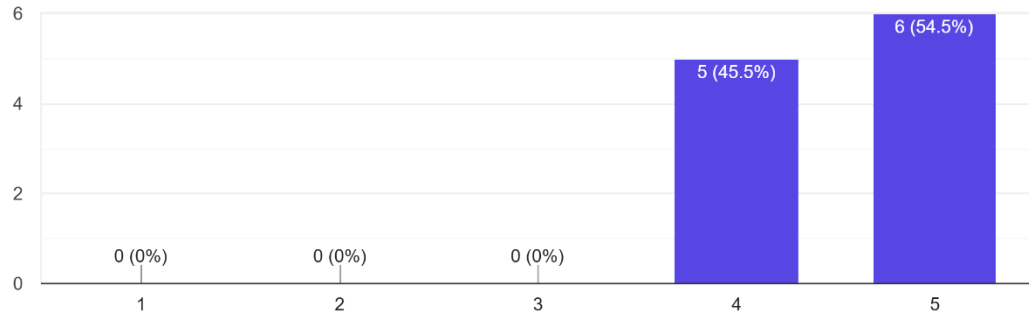


- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 11 Pertanyaan SUS 11

Saya merasa sangat yakin dan nyaman saat menggunakan aplikasi ini.

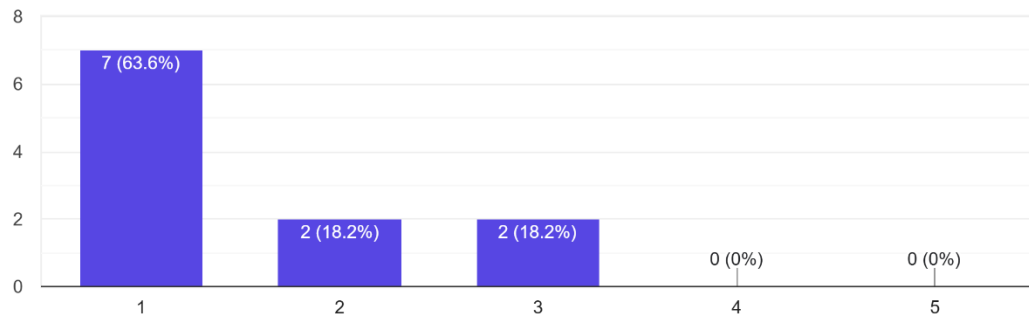
11 responses



Lampiran 12 Pertanyaan SUS 12

Saya harus belajar banyak hal terlebih dahulu sebelum bisa mulai menggunakan aplikasi ini.

11 responses



- Hak Cipta :**
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
 2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 13 Halaman Utama Aplikasi

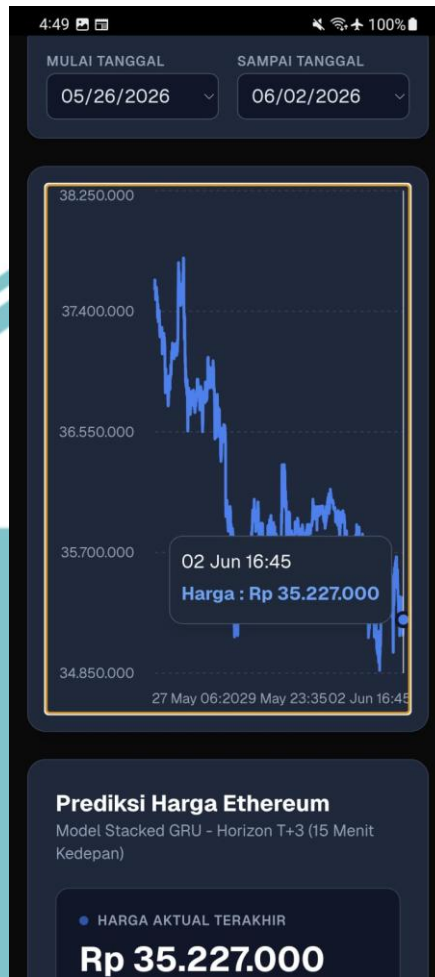


© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 14 Interaksi Grafik Harga



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 15 Halaman Prediksi Harga



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 16 Indikator Proses Prediksi



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

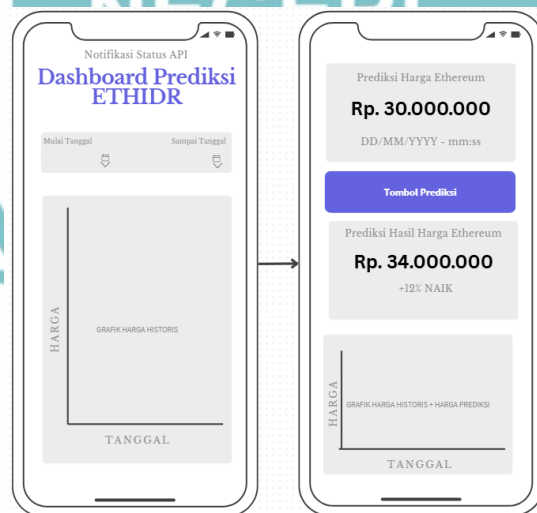
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Lampiran 17 Tampilan Hasil Prediksi



Lampiran 18 Rancangan Antarmuka Aplikasi Mobile



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Lampiran 19 Visualisasi Hasil Perhitungan IQR



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

