

**IMPLEMENTASI ALGORITMA FB-PROPHET DAN
ALGORITMA ARIMA (*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE*) DALAM MEMPREDIKSI HARGA KOIN
CRYPTOCURRENCY.**

SKRIPSI

JOHN TRI PUTRA SIHOMBING

201401050



**PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

**IMPLEMENTASI ALGORITMA FB-PROPHET DAN
ALGORITMA ARIMA (*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE*) DALAM MEMPREDIKSI HARGA KOIN
CRYPTOCURRENCY.**

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Ilmu Komputer

JOHN TRI PUTRA SIHOMBING

201401050



PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

MEDAN

2024

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

PERSETUJUAN

Judul : IMPLEMENTASI ALGORITMA FB-
PROPHET DAN ALGORITMA ARIMA
(AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE) DALAM MEMPREDIKSI HARGA
KOIN CRYPTOCURRENCY

Kategori : SKRIPSI

Nama : JOHN TRI PUTRA SIHOMBING

Nomor Induk Mahasiswa : 201401050

Program Studi : SARJANA (S-1) ILMU KOMPUTER

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA
UTARA

Medan, 29 April 2024

Komisi Pembimbing :

Dosen Pembimbing II

Dosen Pembimbing I

Amer Sharif, S.Si., M.Kom

NIP. 196910212021011001

Dewi Sartika Ginting, S.Kom., M.Kom

NIP. 199005042019032023

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Ilmu Komputer

Ketua,

Dr. Amalia S.T., M.T

NIP. 19781221201404200

PERNYATAAN

IMPLEMENTASI ALGORITMA FB-PROPHET DAN ALGORITMA ARIMA
(*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*) DALAM
MEMPREDIKSI HARGA KOIN *CRYPTOCURRENCY*.

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebut sumbernya.

Medan, 29 April 2024



John Tri Putra Sihombing

NIM. 201401050

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus atas berkat dan kasih karunianya hingga sampai saat ini sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan dan penyusunan skripsi ini sebagai syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Ilmu Komputer, pada Program Studi S1 Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.

Dalam penyusunan skripsi ini tidak terlepas dukungan dari berbagai pihak. Dengan segala kemurahan hati, penulis ingin menyampaikan rasa terimakasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang turut membantu dalam proses pengerjaan tugas akhir ini, antara lain

1. Bapak Prof. Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si, selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
2. Ibu Dr. Maya Slivi Lydia B.SC., M.Sc, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
3. Ibu Dr. Amalia, S.T., M.T, selaku Ketua Program Studi S-1 Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
4. Ibu Dewi Sartika Br Ginting, S.Kom., M.Kom, selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan saran, bimbingan, motivasi, dan kritik kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Amer Sharif S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan saran, bimbingan, motivasi, dan kritik kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Ibu Desilia Selvida, S.Kom., M.Kom selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan dan saran kepada penulis selama menjalani masa perkuliahan.
7. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Program Studi S-1 Ilmu Komputer yang telah memberikan waktu dan tenaga untuk mengajar dan membimbing sehingga penulis dapat sampai kepada tahap penyusunan skripsi ini.
8. Seluruh *Staff* Pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi USU yang telah membantu penulis selama masa perkuliahan sampai proses pembuatan skripsi ini.

9. Teristimewa kedua orangtua penulis, Merlantua Sihombing dan Dasmin Tamba (yang ada di Surga) yang senantiasa memberikan doa, dukungan moril dan materil, motivasi, semangat serta kasih sayang yang tiada hentinya kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
10. Abang kandung penulis, Ridho Ernestua Sihombing dan Dian Utomo Putra Sihombing yang telah memberikan doa dan dukungan selama proses penulisan skripsi.
11. Sahabat-sahabat penulis, Christian MD Simbolon, Besteman Lahagu, Kristian Malau, Noperanta Ginting, dan Ryan Sianipar yang telah memberikan hiburan, dukungan dan semangat kepada penulis selama proses penulisan skripsi.
12. Sahabat-sahabat penulis, Daniel Manurung, Jonathan Lexi Sitohang, Rio Simanjuntak yang telah menemani penulis dalam proses pembuatan skripsi.
13. “P07534021012” yang selalu memberikan dukungan dan semangat kepada penulis.
14. Teman - teman perkuliahan, Salsabila Humairah, Andrian Ramadan, Andrew, Rezha, Teguh, Holiness, Devi, Jessica, Erlin, dan lainnya.
15. Keluarga Besar IKLC USU yang telah memberikan dukungan, dan pengalaman mengajar bersama yang berharga kepada penulis. Khususnya sahabat-sahabat penulis BPH IKLC USU Periode 2022-2023 Tamir Rusydi Hega dan Yunisa Sianturi.
16. Teman-teman IMILKOM periode 2022-2023, khususnya Departemen Wawasan Kontemporer yang sudah memberikan pengalaman dan bekerja sama dengan baik selama masa perkuliahan.
17. Keluarga besar KMKI yang telah mendukung penulis dalam doa dan semangat dalam menyelesaikan skripsi.
18. Teman-teman keluarga besar Dik D Fisika 2019 yang telah mendukung dan menemani penulis dalam menyelesaikan skripsi.
19. Teman-teman SMA Methodist-8 Medan yang telah memberikan semangat kepada penulis.
20. Teman-teman seluruh keluarga besar Kom B 2020 dan teman teman stambuk 2020 S-1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara yang telah menemani dan mendukung penulis dalam menyelesaikan skripsi.

21. Diri saya sendiri yang begitu luar biasa, skripsi ini menjadi salah satu pembuktian terhadap diri sendiri bahwa saya mampu menyelesaikan perkuliahan dengan baik.

Serta kepada semua pihak yang telah membantu penulis yang belum dapat penulis sebutkan satu-persatu. Semoga Tuhan Yang Maha Kuasa memberikan keberkahan atas kebaikan dan bantuan yang telah diberikan.

Medan, 29 April 2024

Penulis,

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'John', with a stylized, cursive script.

John Tri Putra Sihombing

ABSTRAK

Cryptocurrency adalah mata uang digital yang menggunakan teknologi *blockchain*. *Cryptocurrency* yang paling terkenal adalah Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH). Potensi kenaikan harga *cryptocurrency* di masa depan membuat kripto khususnya BTC dan ETH dinilai orang sebagai aset investasi yang menarik dan anti terhadap inflasi untuk disimpan dalam jangka waktu yang lama. Namun, Pergerakan pasar *cryptocurrency* sangat *volatile* dan membuat seseorang lebih sulit dalam melakukan analisis teknikal untuk memprediksi harga selanjutnya. Tidak jarang para investor mengalami kerugian dikarenakan hasil analisa yang kurang tepat. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sebuah *website* yang dapat melakukan prediksi harga koin BTC dan ETH baik secara harian, bulanan, maupun tahunan untuk memberikan gambaran yang mendalam terhadap tren pergerakan harga serta dapat membantu investor dan pengguna lainnya dalam membuat keputusan jual dan beli aset *cryptocurrency* menggunakan model dengan akurasi terbaik. Penelitian ini mengimplementasikan dua pendekatan prediksi harga *cryptocurrency*, yaitu algoritma FB-Prophet dan algoritma ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Penelitian ini menggunakan metrik MAPE, MSE, dan RMSE untuk evaluasi model, model FB-Prophet untuk BTC memiliki MAPE sebesar 7.93%, MSE sebesar 398,135,989.19, dan RMSE sebesar 19,953.35. Pada koin ETH, MAPE sebesar 8.13%, MSE sebesar 388,269.76, dan RMSE sebesar 623.11. Sementara itu, model ARIMA menunjukkan kesalahan yang lebih tinggi, pada Bitcoin dengan MAPE sebesar 22.54%, MSE sebesar 16,140,020,334.26, dan RMSE sebesar 127,043.37. Untuk koin Ethereum, MAPE sebesar 23.68%, MSE sebesar 29,811,728.88, dan RMSE sebesar 5,460.01. Hasil penilaian menunjukkan bahwa model FB-Prophet lebih akurat dalam memodelkan dan memprediksi fluktuasi harga *cryptocurrency* karena nilai yang relatif rendah menunjukkan bahwa model FB Prophet memiliki tingkat kesalahan yang kecil.

Kata Kunci: *Cryptocurrency, Machine Learning, Data Science, FB-Prophet, ARIMA*

ABSTRACT

Cryptocurrency is a digital currency utilizing blockchain technology, with Bitcoin (BTC) and Ethereum (ETH) standing out as the most prominent examples. The potential for future price increases in cryptocurrencies, particularly BTC and ETH, has led people to consider them as attractive investment assets, seen as resistant to inflation for long-term storage. However, the highly volatile nature of the cryptocurrency market makes it challenging for individuals to conduct accurate technical analysis for predicting future prices. Many investors experience losses due to imprecise analyses. The aim of this research is to construct a website capable of predicting the daily, monthly, and yearly prices of BTC and ETH. This platform aims to provide a comprehensive overview of price movement trends, aiding investors and users in making informed decisions regarding cryptocurrency asset buying and selling, utilizing models with the highest accuracy. The research implements two prediction approaches for cryptocurrency prices, namely the FB-Prophet algorithm and the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) algorithm. The research utilizes MAPE, MSE, and RMSE metrics for model evaluation. The FB-Prophet model for BTC has a MAPE of 7.93%, MSE of 398,135,989.19, and RMSE of 19,953.35. For ETH, the MAPE of 8.13%, MSE of 388,269.76, and RMSE of 623.11. In contrast, the ARIMA model shows higher errors: for BTC, the MAPE of 22.54%, MSE of 16,140,020,334.26, and RMSE of 127,043.37, while for ETH, the MAPE of 23.68%, MSE of 29,811,728.88, and RMSE of 5,460.01. The evaluation results indicate that the FB-Prophet model is more effective in modeling and predicting cryptocurrency price fluctuations because the relatively low value indicates that the FB Prophet model has a small error rate.

Keywords: Cryptocurrency, Machine Learning, Data Science, FB-Prophet, ARIMA

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	ii
PERNYATAAN.....	iii
UCAPAN TERIMA KASIH	iv
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiv
LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Metode Penelitian.....	4
1.7 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II LANDASAN TEORI	7
2.1 Prediksi.....	7
2.2 <i>Cryptocurrency</i>	7
2.2.1 Bitcoin	8
2.2.2 Ethereum	9
2.3 Algoritma FB-Prophet.....	9
2.4 <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i>	14
2.4.1 <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)</i>	15
2.4.2 Stationeritas Data	17
2.4.3 Uji Stasioner Data (Augmented Dickey-Fuller)	17
2.4.4 Transformasi Box-Cox.....	18
2.4.5 <i>Differencing</i>	18
2.4.6 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF).....	19
2.5 Evaluasi Performa Model.....	20
2.5.1 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	21

2.5.2 Mean Square Error (MSE)	22
2.5.3 Root Mean Square Error (RMSE)	22
2.6 Streamlit	23
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN.....	24
3.1 Alur Penelitian	24
3.2 Perancangan Sistem	24
3.2.1 Pengumpulan Dataset.....	24
3.2.2 Pra-Pemrosesan Dataset	26
3.3 Implementasi Model Prophet	26
3.4 Implementasi Model ARIMA	28
3.5 Evaluasi Performa Model.....	30
3.6 Implementasi Model ke Website.....	30
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	31
4.1 Implementasi Sistem	31
4.1.1 Perangkat Keras	31
4.1.2 Perangkat Lunak.....	31
4.2 Pengumpulan Dataset.....	31
4.3 Pemrosesan Dataset.....	32
4.4 Visualisasi Dataset	34
4.5 Implementasi Model FB-Prophet	36
4.5.1 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum.....	37
4.5.2 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum	42
4.5.3 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum.....	45
4.5.4 Evaluasi Model FB Prophet	48
4.6 Implementasi Model ARIMA	50
4.6.1 Uji Stasioneritas Data.....	50
4.6.2 Identifikasi Parameter Model ARIMA (ACF dan PACF)	55
4.6.3 Estimasi Parameter Model	56
4.6.4 Pemilihan Model ARIMA.....	58
4.6.5 Prediksi Harga <i>Cryptocurrency</i>	60
4.6.6 Prediksi Harga Harian BTC dan ETH.....	60
4.6.7 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum	66
4.6.8 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum.....	69
4.6.9 Evaluasi Model ARIMA	72
4.7 Perbandingan Algoritma FB Prophet dan ARIMA.....	74

4.8 Perbandingan Harga Prediksi (Model FB-Prophet) dan Harga Aktual.....	76
4.9 Implementasi Sistem	77
BAB V KESIMPULAN	81
5.1 Kesimpulan	81
5.2 Saran.....	82
DAFTAR PUSTAKA	83
LAMPIRAN	86

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	24
Gambar 3. 2 Gambaran Harga Terbaru Bitcoin	25
Gambar 3. 3 Gambaran Harga Terbaru Ethereum	25
Gambar 3. 4 Tahapan Model FB-Prophet	27
Gambar 3. 5 Tahapan Model ARIMA.....	28
Gambar 4. 1 Dataset Harga BTC.....	32
Gambar 4. 2 Dataset Harga ETH.....	32
Gambar 4. 3 Cek Data Kosong Pada File CSV	33
Gambar 4. 4 Pergerakan Harga BTC.....	35
Gambar 4. 5 Pergerakan Harga ETH.....	36
Gambar 4. 6 Fit Model FB-Prophet.....	37
Gambar 4. 7 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum	37
Gambar 4. 8 Visualisasi Prediksi Harga Harian BTC	38
Gambar 4. 9 Visualisasi Prediksi Harga Harian Ethereum	40
Gambar 4. 10 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum	42
Gambar 4. 11 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan BTC.....	43
Gambar 4. 12 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan ETH.....	44
Gambar 4. 13 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum	45
Gambar 4. 14 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan BTC	46
Gambar 4. 15 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan ETH.....	47
Gambar 4. 16 Formula MAPE, MSE, dan RMSE.....	48
Gambar 4. 17 Pengujian Stasioner	50
Gambar 4. 18 Hasil Pengujian Stasioner Koin BTC	51
Gambar 4. 19 Hasil Pengujian Stasioner Koin ETH	51
Gambar 4. 20 Transformasi Box-Cox	51
Gambar 4. 21 Hasil Uji Stasioner BTC – Transformasi Box-Cox.....	52
Gambar 4. 22 Hasil Uji Stasioner ETH – Transformasi Box-Cox.....	52
Gambar 4. 23 Tahapan Seasonal Differencing.....	53
Gambar 4. 24 Hasil Uji Stasioner Koin BTC – Seasonal differencing	53

Gambar 4. 25 Hasil Uji Stasioner Koin ETH – Seasonal differencing	54
Gambar 4. 26 <i>Differencing</i> Orde 1	54
Gambar 4. 27 <i>Differencing</i> Orde 2	55
Gambar 4. 28 Tahapan Plot ACF dan PACF	56
Gambar 4. 29 Visualisasi Plot ACF dan PACF data harga BTC	56
Gambar 4. 30 Tahapan Estimasi Parameter Model	57
Gambar 4. 31 Tahapan Memilih Model Terbaik.....	58
Gambar 4. 32 Model SARIMA Terbaik.....	59
Gambar 4. 33 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum – ARIMA	60
Gambar 4. 34 Visualisasi Prediksi Harga Harian BTC	61
Gambar 4. 35 Visualisasi Prediksi Harga Harian ETH	64
Gambar 4. 36 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum - ARIMA	66
Gambar 4. 37 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan BTC.....	67
Gambar 4. 38 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan ETH.....	68
Gambar 4. 39 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum - ARIMA	70
Gambar 4. 40 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan BTC	71
Gambar 4. 41 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan ETH.....	72
Gambar 4. 42 Formula MAPE, MSE, dan RMSE.....	73
Gambar 4. 43 Halaman Landing Page Website	77
Gambar 4. 44 Tampilan Hasil dan Visualisasi Garis Prediksi	78
Gambar 4. 45 Tampilan Chart Bitcoin Real-Time	79
Gambar 4. 46 Tampilan Chart Ethereum Real-Time	79

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Range Nilai MAPE.	21
Tabel 4. 1 Analisis Koin BTC	33
Tabel 4. 2 Analisis Koin ETH	34
Tabel 4. 3 Prediksi Harga Harian Bitcoin	39
Tabel 4. 4 Prediksi Harga Harian Ethereum	41
Tabel 4. 5 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin	43
Tabel 4. 6 Prediksi Harga Bulanan Ethereum	44
Tabel 4. 7 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin	46
Tabel 4. 8 Prediksi Harga Tahunan Ethereum	47
Tabel 4. 9 Evaluasi Hasil Prediksi Model FB-Prophet	49
Tabel 4. 10 Hasil Pengujian Second Differencing BTC dan ETH	55
Tabel 4. 11 Prediksi Harga Harian Bitcoin	63
Tabel 4. 12 Prediksi Harga Harian Ethereum	65
Tabel 4. 13 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin	67
Tabel 4. 14 Prediksi Harga Bulanan Ethereum	69
Tabel 4. 15 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin	71
Tabel 4. 16 Prediksi Harga Tahunan Ethereum	72
Tabel 4. 17 Evaluasi Hasil Prediksi Model ARIMA	74
Tabel 4. 18 Perbandingan Algoritma FB-Prophet dan ARIMA	74

LAMPIRAN

Lampiran 1. Prediksi Harga Bitcoin Mei 2024 – Desember 2024 (FB-Prophet).....	86
Lampiran 2. Prediksi Harga Harian Ethereum Mei 2024 – Desember 2024 (FB-Prophet)	88
Lampiran 3. Prediksi Harga Harian Bitcoin Mei 2024 – Desember 2024 (ARIMA)	90
Lampiran 4. Prediksi Harga Harian Ethereum Mei 2024 – Desember 2024 (ARIMA)	92

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan minat berinvestasi yang cukup besar di Indonesia bahkan di seluruh dunia, membuat dampak positif pada pasar *cryptocurrency*. Salah satu dampak positifnya adalah meningkatnya harga dan volume pasar karena mulai bermunculannya investor baru atau kemauan investor untuk menanamkan uangnya pada pasar *cryptocurrency*. Bisa dilihat perkembangan pasar *cryptocurrency* mengalami perubahan yang cukup pesat pada tahun 2017 sampai tahun 2021 saat pandemi terjadi.

Cryptocurrency adalah mata uang digital yang menggunakan teknologi *blockchain*. *Cryptocurrency* tidak memiliki bentuk fisik seperti uang kertas namun hanya berupa block data yang dihubungkan dengan fungsi hash sebagai validasinya. *Cryptocurrency* yang paling terkenal adalah Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH). Peningkatan potensi nilai mata uang kripto di masa depan, terutama Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH), telah menjadikan kripto sebagai aset investasi yang menarik bagi banyak orang. Uang kripto seperti BTC dan ETH dianggap sebagai bentuk investasi yang bersifat anti terhadap inflasi, membedakannya dengan mata uang konvensional yang rentan terhadap depresiasi nilai akibat inflasi. Hal ini selaras dengan hasil riset yang dilakukan oleh Mahessara & Kartawinata, (2018). Bitcoin merupakan instrumen paling menguntungkan selama periode penelitian dengan memiliki nilai return rata-rata 147,43% dalam setiap tahunnya. Data yang disampaikan oleh Badan Pengawas dan Perdagangan Berjangka Komoditi (Bappebti) menunjukkan tren signifikan pertumbuhan jumlah investor aset kripto di Indonesia. Pada Maret 2021, jumlah investor mata uang kripto mencapai 4,45 juta, mengalami peningkatan sebesar 78% dibandingkan dengan akhir tahun 2020 yang tercatat sebanyak 2,5 juta investor (H. Dirgandara, 2021).

Adanya perkembangan minat berinvestasi pada mata uang kripto membuat harga semakin bergerak dengan lincah/*volatile*. Pergerakan harga *crypto* cenderung bergerak dengan fluktuasi yang tinggi dan membuat

seseorang lebih sulit dalam melakukan technical analysis untuk memprediksi harga selanjutnya. Pergerakan harga *crypto* ini yang membuat para investor pemula menjadi kesulitan dalam membaca arah gerak harga, karena sewaktu-waktu harga bisa saja berubah cukup besar karena psikologi investor secara keseluruhan ingin membeli atau menjual koin tersebut.

Melihat peluang mata uang kripto akan digunakan secara umum untuk bertransaksi di kemudian hari dan dengan kondisi pasar yang seperti ini tidak sedikit dari investor mengalami kerugian karena salah memprediksi pergerakan harga dan mengalami kepanikan. Dengan menggunakan *Machine Learning* sebagai salah satu solusi dalam memperkecil kerugian dan memaksimalkan keuntungan, maka diharapkan dalam penelitian ini mesin mampu memprediksi harga koin dalam kurun waktu tertentu dengan akurasi yang baik. Berdasarkan kelemahan dari analisis teknikal dalam memprediksi harga *cryptocurrency*, penulis mengajukan solusi untuk memprediksi harga *cryptocurrency* menggunakan algoritma FB- Prophet dan ARIMA.

FB-Prophet adalah model prediksi yang dikembangkan oleh Facebook dan dapat diimplementasikan dalam bahasa R dan Python. Model FB-Prophet menerapkan proses prediksi berdasarkan model tambahan (*additive*) dimana trend non-linier berhubungan dengan pengaruh musim tahunan, mingguan, dan harian, serta ditambah dengan pengaruh musim liburan (Muzakki, 2021). Model FB-Prophet paling cocok diterapkan pada data time series dengan pengaruh musiman yang kuat karena menghasilkan performa prediksi yang baik. Pada dasarnya, Prophet adalah model *additive regression* yang memiliki empat komponen utama, yaitu kurva pertumbuhan linier atau logistik, komponen tren tahunan, komponen tren mingguan menggunakan variabel dummy, daftar hari libur penting, yang disediakan oleh pengguna.

ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) merupakan model yang mempunyai keuntungan besar dalam peramalan deret waktu. Model ARIMA berupaya menggambarkan tren dan musiman dalam deret waktu dengan mempertimbangkan nilai lag (Parameter *Auto Regressive*) dan perubahan rata-rata selama periode waktu tertentu (*Moving Average*). Secara umum, model ARIMA dapat dinotasikan sebagai ARIMA (p,d,q) dimana

nilai p menyatakan suatu orde dalam proses *autoregressive* (AR), nilai d menyatakan differensiasi, dan q menyatakan orde dari proses *moving average* (MA).

Penelitian mengenai ARIMA sudah pernah dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh (Ahsan, 2023) membandingkan metode ARIMA dan Fuzzy Time Series untuk meramalkan Inflasi. Hasilnya adalah performa dari metode Fuzzy Time Series lebih baik dari pada metode ARIMA. Penelitian lain mengenai ARIMA dilakukan oleh (Nuraissa et al., 2016) yang membahas mengenai prediksi harga binance koin. Hasil penelitian ini menunjukkan ARIMA memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi harga Binance Coin (BNB) dengan perolehan nilai MAPE sebesar 5.2297. Penelitian mengenai Prophet yang dilakukan oleh (Agus et al., 2023) juga membahas mengenai prediksi harga minyak mentah menggunakan Prophet. Hasilnya adalah algoritma Prophet memiliki performa yang sangat baik dalam melakukan prediksi harga minyak mentah dunia. Penelitian lain mengenai Prophet dilakukan oleh (Beno, 2022) yang membahas mengenai prediksi indeks harga saham gabungan menggunakan prophet. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang cukup baik, dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8.27 tanpa penyetelan hiperparameter dan meningkat menjadi 4.69 setelah dilakukan penyetelan hiperparameter.

1.2 Rumusan Masalah

Pergerakan pasar *cryptocurrency* sangat *volatile* dan membuat seseorang lebih sulit dalam melakukan analisis teknikal untuk memprediksi harga selanjutnya. Tidak jarang para investor mengalami kerugian dikarenakan hasil analisa yang kurang tepat. *Machine Learning* merupakan salah satu solusi dalam memperkecil kerugian dan memaksimalkan keuntungan, Penelitian ini diharapkan untuk mengimplementasikan algoritma FB-Prophet dan ARIMA untuk memprediksi harga koin *cryptocurrency* dalam kurun waktu tertentu.

1.3 Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah yang terdapat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan pada penelitian ini ketika melatih model *machine learning* diambil dari Yahoo sebagai platform penyedia dataset secara *public* dari periode Desember 2018 – Desember 2023.
2. Koin yang diprediksi adalah koin Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH).
3. Program dirancang pada platform berbasis *website*. Pada aplikasi berbasis *website* menggunakan bahasa Python dengan framework Streamlit.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sebuah *website* yang dapat melakukan prediksi harga koin BTC dan ETH baik secara harian, bulanan, maupun tahunan.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan informasi yang lebih akurat kepada pedagang (*trader*) dan investor untuk membuat keputusan investasi yang lebih cerdas dan informatif.
2. Memungkinkan para pelaku pasar untuk merancang strategi manajemen risiko yang lebih efektif dengan memahami potensi fluktuasi harga

1.6 Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Studi Pustaka

Penelitian ini diawali dengan mencari referensi dari sumber yang beragam dan terpercaya, serta dilakukan dengan kajian literatur melalui buku, jurnal, e-book, makalah, artikel ilmiah dan situs internet yang relevan dengan topik judul yang telah dijelaskan.

2. Analisis dan Perancangan Sistem

Setelah itu, dilakukan analisis kebutuhan untuk penelitian dan merancang sistem dalam bentuk diagram alur sistem pada tahap selanjutnya.

3. Implementasi Sistem

Sistem yang telah dirancang kemudian diimplementasikan menggunakan Streamlit sesuai dengan perancangan yang telah dibuat.

4. Pengujian Sistem

Pada tahap ini, sistem yang telah dibuat diuji untuk memverifikasi apakah sistem dapat berjalan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

5. Dokumentasi

Pada tahap ini, dilakukan dokumentasi terhadap seluruh kegiatan yang dilakukan dalam penelitian ini untuk menunjukkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan

1.7 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan dari penelitian ini terdiri atas:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bagian ini terdiri dari beberapa elemen penting, termasuk pengantar yang menjelaskan konteks studi, pernyataan masalah yang diselesaikan, batasan yang mengatur ruang lingkup penelitian, tujuan yang ingin dicapai, manfaat penelitian bagi pembaca atau masyarakat, metode yang digunakan dalam penelitian, serta struktur penulisan yang diikuti dalam laporan penelitian ini

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bagian ini berisi tentang kajian teori dari penelitian ini yaitu Algoritma FB-Prophet, Algoritma ARIMA, dan pembahasan terkait metode yang digunakan dalam penelitian ini.

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bagian ini memuat analisis dan pembahasan teori yang menjadi landasan bagi penelitian ini, yaitu tentang FB - Prophet, ARIMA, serta rincian metode yang digunakan dalam penelitian.

BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bagian ini berisi langkah analisis yang dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan dengan menggunakan algoritma yang telah ditentukan, serta perancangan sistem yang dibuat untuk mengimplementasikan algoritma tersebut.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bagian ini memuat rangkuman atau kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, serta rekomendasi atau saran yang diberikan oleh penulis untuk pengembangan sistem yang lebih lanjut.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Prediksi

Prediksi merupakan suatu proses sistematis yang melibatkan analisis data masa lalu untuk memperkirakan dengan seakurat mungkin peristiwa yang kemungkinan besar akan terjadi di masa depan. Dalam pendekatan ini, prediksi tidak dimaksudkan untuk memberikan jawaban yang pasti terhadap peristiwa yang akan terjadi, melainkan untuk mencari jawaban yang mendekati atau seakurat mungkin dengan perkiraan yang sesungguhnya di masa yang akan datang. Dengan memanfaatkan informasi historis, prediksi membantu kita untuk memahami pola, tren, dan variabilitas yang mungkin memengaruhi peristiwa di masa mendatang. Pengertian prediksi sama dengan ramalan atau perkiraan. Menurut KBBI, prediksi adalah hasil dari kegiatan meramalkan atau memperkirakan nilai pada masa yang akan datang dengan menggunakan data masa lalu. Prediksi memberikan gambaran apa yang akan terjadi dalam beberapa situasi dan merupakan masukan bagi proses perencanaan dan pengambilan keputusan.

2.2 *Cryptocurrency*

Cryptocurrency merupakan bentuk mata uang virtual atau digital yang digunakan sebagai alat tukar untuk transaksi pembelian barang dan jasa. Keunikan utama *cryptocurrency* terletak pada kemampuannya untuk memfasilitasi transaksi dengan cepat, menjaga privasi, dan mengurangi biaya transaksi jika dibandingkan dengan sistem tradisional yang melibatkan pihak ketiga seperti bank atau platform pembayaran.

Salah satu ciri khas yang membedakan *cryptocurrency* adalah keamanannya yang sangat ketat. *Cryptocurrency* didesain menggunakan teknologi kriptografi dan sulit untuk ditiru atau dipalsukan. Selain itu, konsep dasarnya mengusung ide bahwa mata uang ini dirancang sebagai mata uang yang tidak terkendali oleh otoritas pusat, bekerja tanpa campur tangan pemerintah, tidak terkait dengan suatu negara tertentu, dan diatur oleh kode program. Bitcoin, sebagai pionir dan *cryptocurrency* paling terkenal, diperkenalkan pada tahun 2008 oleh seorang pengembang yang

menggunakan nama samaran Satoshi Nakamoto (Spenkelink, 2014).

2.2.1 Bitcoin

Menurut Khameswara, Hidayatullah, & Purbo (2014), Bitcoin adalah *cryptocurrency* pertama. Bitcoin, sebagai *cryptocurrency* pertama, memiliki sejarah yang dimulai dengan whitepaper yang diterbitkan oleh seseorang atau kelompok yang menggunakan nama samaran Satoshi Nakamoto pada tahun 2008. *Whitepaper* tersebut membahas konsep uang tunai digital terdesentralisasi yang dapat ditransfer antar individu secara langsung, tanpa melalui otoritas pusat. Bitcoin berfungsi sebagai mata uang digital terdesentralisasi, yang berarti tidak terdapat otoritas pusat atau lembaga keuangan yang mengendalikan atau mengawasi transaksi. Kemampuannya untuk dikirim dari satu individu ke individu lainnya menjadikannya solusi alternatif untuk sistem keuangan konvensional.

Setiap transaksi Bitcoin dicatat dalam jaringan yang terdesentralisasi, yang dikenal sebagai *blockchain*. *Blockchain* adalah ledger terbuka yang menyimpan semua transaksi yang pernah terjadi. Dengan menggunakan teknologi *blockchain*, setiap pengguna dapat melacak riwayat transaksi Bitcoin dengan transparansi dan keamanan yang tinggi. Bitcoin dapat diperoleh melalui proses penambangan atau mining, yang melibatkan komputer-komputer untuk menyelesaikan algoritma matematika kompleks. Proses ini memastikan keabsahan transaksi dan keamanan jaringan. Dalam hal ini, Bitcoin menggunakan protokol proof of work.

Adapun aspek unik dari Bitcoin adalah periode halving yang terjadi setiap 210.000 blok atau sekitar empat tahun sekali. *Halving* menyebabkan *reward* yang diberikan kepada para penambang berkurang setengahnya, sebagai upaya untuk mengontrol suplai Bitcoin yang terbatas. Total suplai Bitcoin akan mencapai batas maksimal 21 juta, yang membuatnya menjadi aset digital dengan ketersediaan yang terbatas. Menurut Aves (2018), Bitcoin merupakan aset digital yang memiliki platform aman dan berbiaya rendah yang dapat digunakan sebagai alat pembayaran.

2.2.2 Ethereum

Ethereum adalah teknologi *blockchain* 2.0 yang mampu menyediakan platform untuk operasi *smart contract*, sebuah konsep yang tidak dapat diwujudkan oleh Bitcoin. Dalam perbandingan, Bitcoin berfungsi sebagai mata uang digital, sementara Ethereum memperkenalkan kemampuan untuk menjalankan kode perangkat lunak terdesentralisasi melalui *smart contract*. *Blockchain* Ethereum berfungsi sebagai General Ledger terdesentralisasi yang diatur oleh protokol komputer. Protokol ini berperan dalam memfasilitasi, memverifikasi, dan menegakkan *smart contract*. *Smart contract* adalah program komputer yang dieksekusi di atas *blockchain* Ethereum dan secara otomatis mengeksekusi perjanjian yang telah diprogram saat kondisi tertentu terpenuhi (Joshua Davis, 2015). Saat ini, kontrak pintar digunakan di berbagai industri, mulai dari keuangan hingga perawatan kesehatan dan asuransi, dan mewakili komponen kunci dari aplikasi terdesentralisasi.

Ethereum (ETH) diluncurkan sebagai proyek kripto oleh Vitalik Buterin pada tahun 2015. Vitalik Buterin adalah seorang pengembang muda berkebangsaan Rusia-Kanada. Saat ini Ethereum menjadi tonggak penting dalam pengembangan teknologi *blockchain* dan merupakan *cryptocurrency* terbesar kedua berdasarkan kapitalisasi pasar.

2.3 Algoritma FB-Prophet

FB-Prophet merupakan suatu algoritma yang digunakan untuk memproyeksikan data dalam bentuk *time-series*. Model ini berbasis pada pendekatan aditif, di mana tren non-linear disesuaikan dengan deret waktu tahunan, mingguan, dan harian, termasuk efek liburan (Taylor dan Letham, 2018). Algoritma ini memberikan kinerja yang optimal ketika digunakan dengan data *time-series* yang memiliki pola musiman yang kuat dan dataset yang besar. Kelebihan FB-Prophet adalah fleksibilitas dalam menanggapi perubahan tren, meramalkan data yang tidak teratur tanpa upaya manual, dan kemampuan untuk mengatasi *outliers*. Dalam penelitian ini, penulis mengecualikan fungsi liburan, pada kasus *cryptocurrency* fungsi libur tidak dapat digunakan karena harga *cryptocurrency* tidak terpengaruh oleh hari

libur, hari kerja atau bulan lainnya.

Bentuk komponen FB-Prophet dalam bentuk rumus adalah sebagai berikut :

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t)$$

Keterangan:

y = *Forecast / additive regressive model*

g = *Growth/trend factor*

s = *Seasonality trend component*

h = *Holiday trend component*

ε = *Error term*

Dimana:

$$g(t) = (k + a(t) T\delta)t + (m + a(t) T\gamma)$$

Keterangan:

k = *Growth rate*

δ = *Adjustment rate*

m = *Offset parameter*

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos \left(\frac{2\pi nt}{P} \right) + b_n \sin \left(\frac{2\pi nt}{P} \right) \right)$$

Keterangan: P = periode waktu

$$h(t) = [1(t \in D_1), \dots, 1(t \in D_L)]\kappa$$

Keterangan:

D = Set dari tanggal liburan di masa lalu dan masa depan

t = Waktu saat sedang liburan

κ = Perubahan hari libur saat prediksi

Berikut contoh perhitungan kasus untuk memprediksi harga Bitcoin pada tanggal 1 September 2020 dengan menggunakan model Prophet yang dilakukan oleh (Dewi, 2023). Tahapannya adalah sebagai berikut

- a. Inisialisasi model Prophet dengan memanggil library Prophet.
- b. Pelatihan model menggunakan data latih untuk mendapatkan nilai parameter k adalah growth rate, m adalah parameter offset, δj adalah perubahan rate yang terjadi pada waktu s_j dan beta (β) adalah nilai smooting.
- c. Peramalan harga bitcoin untuk harga tanggal September 2020.
- d. Hitung error hasil pengujian dengan metode evaluasi MAPE, MEA, MSE dan RMSE.

Sebagai contoh hasil pelatihan model Prophet dengan komponen hari libur pada data series bitcoin, diperoleh parameter model sebagai berikut:

$$k(k) = -0.07851021$$

$$m(m) = 0.52548751$$

$$\text{delta } (\delta) = 5.742733, 1.45206556, 2.26802925, 12.44822351, 2.58131703, \\ -2.04035143, 5.0191861, 3.23096440, 2.11728470, 3.45371308, \\ 7.67108543, -1.23214156, 21.19764124, 13.28373056, 12.85029024, \\ 2.54890423, 2.12319630, 2.44078735, 12.34940561, 3.22292108, \\ 21.45900816, 12.52409655, 12.67220804, 3.11330374, 4.12710112$$

$$\text{beta } (\beta) = -0.02098874, -0.07120342, -0.01166353, -0.02006526, \\ 0.01058473, -0.0187285, -0.00240868, -0.01121322, -0.00316129, - \\ 0.00670446, 0.0049696, -0.00120573, 0.00613543, -0.01185237, \\ 0.00047707, -0.01246227, -0.00336613, 0.00257092, -0.00315759, \\ 0.00166627, 0.00563669, 0.01218937, -0.00358263, -0.00725495, \\ 0.0031632, 0.00228082.$$

$$\text{gamma } (\gamma = -s_j * \delta j) = -3.06581695e-09, -6.84179492e-09, -2.11894398e- \\ 1.17312091e-02, -7.19403389e-09, 5.73651228e-09, 6.65213260e-08, \\ 1.17304248e-07, -9.89797564e-09, -2.41781771e-08, 3.50569733e-02, \\ 7.58608311e-02, 9.12897226e-02, 6.21116196e-07, 9.07529004e-09, - \\ 1.31013405e-01, -1.70026037e-01, -1.09836608e-07, 9.15581045e-08, \\ 4.70474789e-01, 1.28873652e-01, 1.08115309e-07, 6.72923009e-08, - \\ 4.15625125e-06, -4.09660500e-01$$

$$\text{kappa } (\kappa) = -0.0044312, -0.0745623, 0.01500749, 0.01662182, - \\ 0.07344409, -0.01037614, -0.02388674, -0.14366054, 0.0378576, - \\ 0.0155326, -0.01010136, 0.00124478, 0.19863303, -0.19577077$$

$$y_scale = 104$$

$$Start_date = 01-01-2016$$

$$t_scale = 1825 \text{ days (4 tahun data training + 1 tahun data testing)} = 5 \times 365 \\ = 1825$$

a. Identifikasi trend (t).

Model ini menggunakan linear trend, sehingga persamaan yang digunakan adalah

sebagai berikut:

$$g(t) = (k + a(t)\top\delta)t + (m + a(t)\top\gamma)$$

$$forecast_date = 2020-09-01$$

$$t = (forecast_date - start_date) / t_scale$$

$$= ((2020-10-01) - (2016-01-01)) / 1825$$

$$= 1370/1825$$

$$t = 0.7506849315068493$$

$$a(t)\top\delta = \sum_{j:t>sj}\delta_j = 166.6247$$

$$a(t)\top\gamma = \sum_{j:t>sj}\gamma_j = 0.1754210025212$$

$$g(t) = (-0.07851021 + 166.6247) \times 0.7506849315068493 + (0.52548751 + 0.1754210025212)$$

$$g(t) = 125.7246235033403$$

$$= 125.7246235033403 \times y_scale$$

$$= 125.7246235033403 \times 104$$

$$g(t) = 13075.36084434739$$

b. Identifikasi seasonality (t)

Pada metode ini menerapkan beberapa periode musiman seperti yearly, weekly, dan monthly. Sehingga variabel dan perhitungannya adalah seperti Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2. 1 Periode Musiman

Nama	Periode (P)	Fourier order (N)
monthly	30.5	5
yearly	365.25	10
weekly	7	3

$$X(t)=[\sin(2\pi(1)t/30.5),\dots,\sin(2\pi(5)t/30.5),\cos(2\pi(1)t/30.5),\dots,\cos(2\pi(5)t/30.5),\sin(2\pi(1)t/365.25),\dots,\sin(2\pi(10)t/365.25),\cos(2\pi(1)t/365.25),\dots,\cos(2\pi(10)t/365.25),\sin(2\pi(1)t/7),\dots,\sin(2\pi(3)t/7),\cos(2\pi(1)t/7),\dots,\cos(2\pi(3)t/7)]$$

$$X(t) = -0.02542666$$

$$t = \text{forecast_date} - (2016-01-01)$$

$$= (2020-10-01 - 2016-01-01)$$

$$= 1705$$

$$\beta = -0.02098874$$

$$s(t) = X(t)\beta$$

$$-0.02542666 \times (-0.02098874)$$

$$s(t) = 0.0005336735558084 * y_scale (104)$$

$$s(t) = 0.0555020498040736$$

c. Identifikasi holidays(t)

$D = ['\text{Ascension of Jesus}', '\text{Ascension of the Prophet}', '\text{Birth of the Prophet}', '\text{Buddha's Birthday}', '\text{Chinese New Year}', '\text{Christmas}', '\text{Day of Silence/Nyepi}', '\text{Eidal-Fitr}', '\text{Feast of the Sacrifice}', '\text{Independence Day}', '\text{Islamic New Year}', '\text{Labor Day}', '\text{New Year's Day}', '\text{Pancasila Day}']$

Karena tanggal 1 Oktober adalah bukan hari libur, maka

$$Z(t) = [1(t \in D1), \dots, 1(t \in DL)]$$

$$= [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

$$h(t) = Z(t) \times y_scale$$

$$= 0.0 \times 10^4$$

$$= 0$$

d. Prediksi tanggal ke-t

Setelah diperoleh nilai trend dan seasonality, selanjutnya dilakukan peramalan untuk tanggal tersebut dengan persamaan berikut. $y(t) = g(t) + s(t) + h(t)$

$$= 13075.36084434739 + (0.0555020498040736) + 0$$

$$= 13075.4163463972$$

Jadi hasil prediksi nilai bitcoin dengan Model Prophet untuk tanggal 1 September 2020 adalah \$13075.41 dan dibulatkan menjadi \$13075.

2.4 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), atau sering juga disebut metode runtun waktu Box-Jenkins adalah model yang secara penuh mengabaikan *independent variable* dalam membuat ramalan atau prediksi (Mondal et al., 2014). ARIMA merupakan metode yang menggunakan dasar deret waktu dengan model matematis. Syarat penting agar suatu data dapat dimodelkan dengan metode ARIMA adalah kestasioneran data. Data deret waktu dikatakan stasioner jika data menunjukkan pola yang konstan dari waktu ke waktu. Data yang tidak stasioner pada rata-rata dapat diatasi dengan melakukan pembedaan.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan sebuah pendekatan analisis data *time series* yang terdiri dari tiga komponen utama yaitu *autoregressive*, *integrated*, *moving average* dengan order (p, d, q) dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q). Pertama, komponen *autoregressive* (AR) ditentukan oleh parameter p, yang mencerminkan jumlah lag yang digunakan dalam model untuk menjelaskan pola *autoregressive*. Kedua, komponen *integrated* diwakili oleh parameter d, yang mencerminkan jumlah proses *differencing* yang diterapkan pada data

untuk mencapai stasioneritas. Proses *differencing* ini bertujuan untuk menghilangkan tren dan membuat data lebih stabil. Terakhir, komponen *moving average* (MA) direpresentasikan oleh parameter q , yang menunjukkan jumlah lag dari model *moving average*. Jika nilai $d = 0$ dan $q = 0$, maka model ARIMA disebut AR(p) karena mengandung komponen *autoregressive*. Sebaliknya, jika $d = 0$ dan $p = 0$, model ARIMA disebut MA(q) karena mengandung komponen *moving average*. Bila dalam model tersebut ada ketiga proses maka model dinamakan *autoregressive integrated moving average* yang dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q).

Bentuk umum dari model ini adalah:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t$$

dimana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$

dan $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$.

dengan,

Z_t = data periode ke- t

B = operator backshift

$(1 - B)^d Z_t$ = deret waktu stasioner pada pembedaan ke- d

α_t = nilai residual pada waktu ke- t

p = orde AR

q = orde MA

d = banyaknya pembedaan atau differencing

Parameter θ_0 mempunyai peran yang berbeda untuk $d = 0$ dan $d > 0$. Untuk $d = 0$, data asli telah stasioner dan θ_0 merupakan rata-rata proses, yaitu $\theta_0 = (1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)\mu$. Sedangkan untuk $d \geq 1$, data asli tidak stasioner dan θ_0 merupakan istilah trend deterministik yang biasanya dihilangkan.

Persamaan untuk kasus sederhana ARIMA (1,1,1) = $(1 - \phi_1 B)(1 - B)Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B)\alpha_t$

2.4.1 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

(SARIMA) merupakan modifikasi dari model ARIMA yang memasukkan komponen musiman. Model ini mempertimbangkan perubahan siklus yang terjadi pada data pada interval waktu tertentu. SARIMA memiliki beberapa parameter, termasuk p , d , q untuk komponen non-musiman (*autoregressive*, *differencing*, dan *moving average*), serta P , D , Q , dan S untuk komponen musiman (*autoregressive*, *differencing*, *moving average*, dan panjang musim). Dengan menggunakan model SARIMA, kita dapat mengakomodasi pola musiman dalam data *time series*, sehingga model ini lebih cocok untuk data yang menunjukkan fluktuasi berulang pada interval waktu tertentu, seperti data keuangan yang mungkin memiliki pola musiman tahunan atau bulanan. Model ini membantu meningkatkan akurasi prediksi dengan mempertimbangkan fluktuasi musiman yang dapat memengaruhi data secara signifikan. Secara umum model SARIMA dinotasikan sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\text{ARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)_S$$

dengan,

(p, d, q) = bagian tidak musiman dari model

(P, D, Q) = bagian musiman dari model

P = orde musiman AR

D = banyaknya musiman yang di *differencing*

Q = orde musiman MA

S = jumlah periode per musim

Bentuk umum model SARIMA adalah sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t$$

$$\text{dimana, } Z_t = \begin{cases} Z_t - \mu; & d = 0 \text{ atau } D = 0 \\ Z_t; & \text{lainnya} \end{cases}$$

p, d, q : orde AR, *differencing*, dan MA tidak musiman

P, D, Q : orde AR, *differencing*, dan MA musiman

$(1 - B)^d$: orde <i>differencing</i> tidak musiman
$(1 - B^S)^D$: orde <i>differencing</i> musiman
$\phi_p(B)$: faktor AR tidak musiman
$\theta_q(B)$: faktor MA tidak musiman
$\Phi_P(B^S)$: faktor AR musiman
$\Theta_Q(B^S)$: faktor MA musiman
μ	: rata-rata Z_t
α_t	: nilai residu pada waktu t

Model SARIMA dipilih dengan membandingkan nilai akaike information criterion (AIC). Nilai terkecil dari AIC maka model SARIMA yang terbaik bisa didapatkan.

2.4.2 Stationeritas Data

Stasioneritas dalam analisis data adalah suatu kondisi di mana data tidak mengalami fluktuasi yang signifikan atau perubahan yang drastis dalam variansi dan rata-ratanya. Untuk memastikan bahwa data stasioner, dua aspek utama yang harus dipertimbangkan adalah stasioneritas dalam variansi dan stasioneritas dalam rata-rata.

Stasioneritas dalam variansi menunjukkan bahwa fluktuasi data berada dalam rentang nilai yang relatif konstan di sekitar rata-ratanya. Jika kondisi ini tidak terpenuhi, maka dapat dilakukan transformasi Box - Cox untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam variansi data. Sementara itu, stasioneritas dalam rata-rata menunjukkan bahwa nilai rata-rata data tetap konstan tanpa adanya tren yang signifikan. Jika kondisi ini tidak terpenuhi, langkah yang dapat diambil adalah menggunakan differencing.

2.4.3 Uji Stasioner Data (Augmented Dickey-Fuller)

Uji Stasioner data dapat dilakukan dengan Uji Stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF). Metode ini

dikembangkan oleh Dickey-Fuller dan dikenal sebagai uji akar unit Dickey-Fuller (ADF). Dalam konteks uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), nilai p-value digunakan untuk menentukan apakah suatu variabel stasioner atau tidak. Jika nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi yang telah ditetapkan (0.05), kita dapat menolak hipotesis nol dan menyimpulkan bahwa data tersebut bersifat stasioner. Sebaliknya, jika nilai p-value lebih besar dari tingkat signifikansi, kita menerima hipotesis nol, dan dapat menyimpulkan bahwa data tersebut tidak stasioner. Dengan kata lain, nilai p-value memberikan informasi tentang sejauh mana kita dapat mempercayai hasil pengujian statistik. Semakin kecil nilai p-value, semakin kuat bukti kita untuk menolak hipotesis nol.

2.4.4 Transformasi Box-Cox

Transformasi Box-Cox merupakan suatu metode transformasi yang dikembangkan oleh George E. P. Box dan David R. Cox dengan tujuan untuk menormalkan data, membuat model regresi lebih linear, dan mengatasi heteroskedastisitas (perbedaan dalam variabilitas) dalam data. Metode ini umumnya diterapkan ketika data menghadapi masalah ketidakstasioneran dalam variansi dan adanya siklus dalam deret waktu. Ketidakstasioneran data dapat terjadi ketika terdapat tren atau fluktuasi yang signifikan dari waktu ke waktu. Sementara itu, siklus atau pola periodik dapat menciptakan fluktuasi berulang dalam data deret waktu. Transformasi Box-Cox menjadi relevan ketika kondisi ini terdeteksi, sehingga dapat membantu mengubah data menjadi bentuk yang lebih stasioner dan menghilangkan pola periodik tersebut. Jika terjadi data yg tidak stasioner dan terdapat pola periodik atau siklus maka diatasi dengan melakukan transformasi Box-Cox (Risnandar & Achmad, 2023).

2.4.5 Differencing

Data yang tidak stasioner dalam variansi maka dilakukan transformasi Box-Cox dan untuk data yang belum stasioner dalam

rata-rata maka perlu dilakukan *differencing* (Panjaitan et al., 2018)

Differencing adalah suatu metode yang digunakan untuk menstasionerkan data yang tidak stasioner. Tujuan utama *differencing* adalah mengurangi atau menghilangkan tren dan pola periodik dari data sehingga meningkatkan sifat stasioneritas. Pada umumnya, langkah *differencing* yang pertama (*first differencing*) dapat memberikan hasil yang memadai untuk membuat data stasioner. Jika *differencing* pertama tidak berhasil membuat data menjadi stasioner, maka dapat dilanjutkan dengan *differencing* kedua (*second differencing*). Jika setelah *differencing* kedua data tersebut menjadi stasioner, kita dapat menyimpulkan bahwa orde *differencing* ($d=2$).

Differencing bukanlah satu-satunya cara untuk menangani ketidakstasioneran data. Ada pula metode *seasonal differencing* yang dapat digunakan ketika terdapat pola musiman dalam data. *Seasonal differencing* melibatkan pengurangan nilai dari satu periode waktu ke periode waktu lainnya, dengan panjang periode sesuai dengan musiman data tersebut.

Dengan demikian, *differencing* menjadi langkah krusial dalam mempersiapkan data untuk penerapan model ARIMA, memungkinkan analisis lebih lanjut untuk menentukan orde-orde yang optimal guna memodelkan dan meramalkan data time series dengan lebih akurat.

2.4.6 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Keadaan stasioneritas diperoleh ketika tidak terjadi perubahan yang signifikan atau fluktuasi yang tajam pada data, dan hal ini dapat diperiksa melalui plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). ACF adalah fungsi korelasi yang mengukur hubungan antara nilai suatu variabel dengan nilai variabel tersebut pada periode waktu sebelumnya, dengan mempertimbangkan seluruh lag-lag di antaranya. Grafik

ACF menunjukkan korelasi antar-observasi pada berbagai lag dan memberikan informasi tentang pola musiman atau ketergantungan pada data. Di sisi lain, PACF adalah fungsi korelasi parsial yang menunjukkan hubungan antara dua nilai pada dua lag tertentu setelah menghilangkan pengaruh korelasi pada lag-lag sebelumnya. Dengan kata lain, PACF memperlihatkan korelasi yang tersisa setelah menghapus efek korelasi pada lag-lag sebelumnya.

Karakteristik stasioneritas dapat terlihat pada grafik ACF dan PACF. Data yang tidak stasioner akan mempunyai nilai autokorelasi yang menurun secara perlahan (Aktivani, 2020). Jika nilai korelasi antar-observasi atau lag-lag dalam data menurun secara cepat seiring dengan peningkatan lag, ini menjadi indikator bahwa data tersebut dapat dianggap stasioner.

2.4.7 Akaike's Information Criterion (AIC)

Metode AIC adalah metode yang dapat digunakan untuk memilih model regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike (Grasa, 1989). Akaike Information Criterion (AIC) merupakan pengukuran untuk kualitas relatif dari model statistik dari data yang diberikan untuk pemilihan model terbaik dari beberapa model yang ada. Tujuan utama dalam pemilihan model menggunakan AIC adalah memilih model dengan nilai AIC terendah. Model dengan nilai AIC terendah dianggap sebagai model yang memberikan keseimbangan yang baik antara penjelasan data dan kompleksitas model.

2.5 Evaluasi Performa Model

Proses evaluasi atau validasi model merupakan langkah penting dalam menentukan sejauh mana keakuratan hasil prediksi yang diperoleh dari suatu model. Dalam penelitian ini, penulis memilih untuk menggunakan tiga metode evaluasi, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Dengan menggunakan MAPE, MSE dan RMSE, penulis dapat mengukur dan membandingkan performa model dalam meramalkan harga *cryptocurrency* dengan melihat

sejauh mana perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual, serta seberapa besar dampak kesalahan tersebut pada hasil evaluasi.

2.5.1 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan sebuah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi akurasi model peramalan dengan membandingkan nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. MAPE dihitung sebagai rata-rata dari perbedaan absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, lalu mengukur kesalahan tersebut sebagai persentase dari nilai sebenarnya. MAPE dapat mengevaluasi sejauh mana model peramalan dan dapat memahami tingkat kesalahan yang mungkin terjadi. Semakin rendah nilai MAPE maka semakin baik kualitas prediksi modelnya. Berdasarkan Lewis (1982), nilai MAPE dapat diinterpretasikan ke dalam 4 kategori yang dapat dilihat pada tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 2 Range Nilai MAPE.

Range MAPE	Arti
< 10 %	Sangat Baik
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Cukup Akurat/Layak
>50%	Buruk

Secara matematis, MAPE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{\hat{x}_i} \right|$$

Dimana, MAPE : *Mean Absolute Percentage Error*
 n : Jumlah data
 x_i : Nilai aktual
 \hat{x}_i : Nilai prediksi

2.5.2 Mean Square Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan antara nilai prediksi yang dihasilkan oleh suatu model dan nilai sebenarnya dari data. Langkah-langkah penghitungan MSE melibatkan perhitungan selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dari data, kemudian hasil selisih tersebut dikuadratkan. Setelah itu, selisih kuadrat dijumlahkan dan diambil rata-rata dari semua sampel data. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik model dalam melakukan prediksi. Meskipun MSE memberikan informasi tentang sejauh mana prediksi model mendekati nilai sebenarnya, namun perlu diingat bahwa MSE cenderung memberikan bobot yang lebih besar pada pencilan atau outlier dalam data, karena nilai selisih kuadrat untuk outlier bisa sangat tinggi. Oleh karena itu, pemahaman konteks data dan karakteristiknya penting saat menginterpretasikan hasil MSE. Secara matematis, MSE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2$$

Dimana,	MSE	: <i>Mean Square Error</i>
	n	: Jumlah data
	x_i	: Nilai aktual
	\hat{x}_i	: Nilai prediksi

2.5.3 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Root (RMSE) adalah metode dengan mengkuadratkan selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, kemudian menjumlahkan semua selisih tersebut, membaginya dengan jumlah data, dan mengambil akar kuadrat dari hasil tersebut. Secara matematis, RMSE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}$$

Dimana, n : Jumlah data
 x_i : Nilai aktual
 \hat{x}_i : Nilai prediksi

2.6 Streamlit

Streamlit adalah sebuah framework berbasis bahasa pemrograman Python yang dirancang untuk menyederhanakan pengembangan aplikasi web interaktif, khususnya dalam bidang data *science* dan *machine learning*. Tujuan utama dari Streamlit adalah memberikan pengalaman pengembangan yang lebih mudah dan cepat tanpa memerlukan keahlian dalam HTML, CSS, atau konfigurasi visual lainnya.

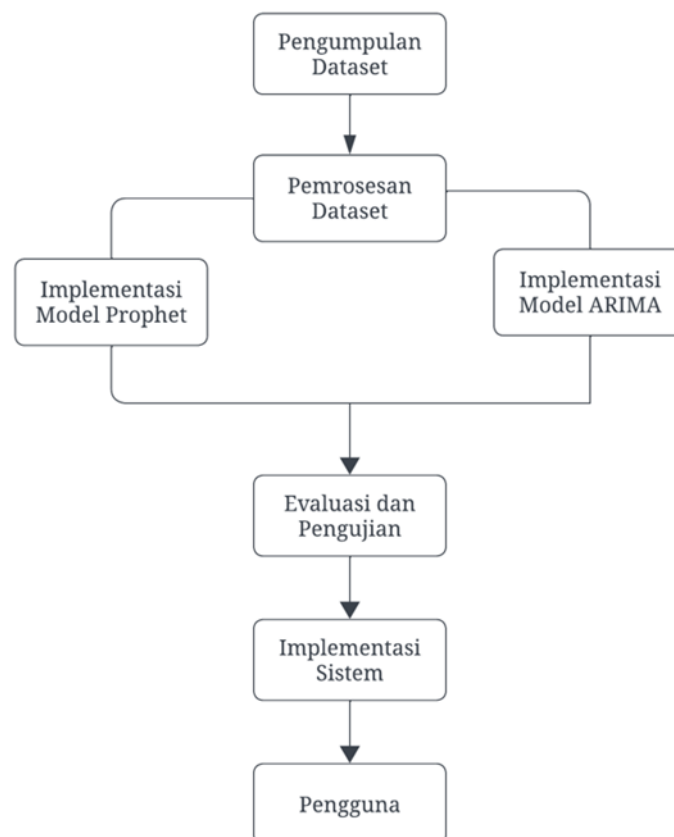
Dengan menggunakan Streamlit, para pengembang dapat dengan mudah membuat aplikasi web interaktif tanpa harus merinci detail tata letak atau tampilan secara manual. Salah satu keunggulan Streamlit adalah kemampuannya untuk mengintegrasikan dengan mudah dengan berbagai library dan framework populer dalam ekosistem Python untuk data science, seperti Pandas untuk manipulasi data, Matplotlib dan Plotly untuk visualisasi, serta Scikit-learn untuk pemodelan *machine learning*. Integrasi yang seamless ini memungkinkan pengembang untuk memanfaatkan modul tersebut tanpa kesulitan, menjadikan Streamlit sebagai pilihan yang populer di kalangan praktisi data science yang ingin membangun aplikasi web interaktif dengan cepat.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN

3.1 Alur Penelitian

Berikut adalah tahapan alur penelitian dan proses dalam perancangan pembangunan model dan sistem dapat yang dilihat seperti pada gambar 3.1 berikut:



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan mengikuti alur penelitian seperti pada gambar 3.1. Berikut adalah tahapan dan proses dalam perancangan sistem prediksi harga *cryptocurrency* menggunakan algoritma ARIMA dan FB-Prophet.

3.2.1 Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh melalui pengumpulan data dari sumber terpercaya. Dataset yang

digunakan untuk menganalisis harga Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH) diperoleh dari situs web resmi Yahoo Finance. Data ini meliputi periode waktu yang dimulai pada 1 Desember 2018 hingga 31 Desember 2023. Pemilihan rentang waktu ini disesuaikan dengan kebutuhan penelitian, dan sumber data resmi dipilih untuk memastikan keakuratan dan keandalan data yang digunakan dalam analisis.

Date	Open	Close*
Jan 18, 2024	42,742.31	42,650.76
Jan 17, 2024	43,132.10	42,742.65
Jan 16, 2024	42,499.34	43,154.95
Jan 15, 2024	41,715.07	42,511.97
Jan 14, 2024	42,842.26	41,796.27
Jan 13, 2024	42,799.45	42,842.38
Jan 12, 2024	46,354.79	42,853.17
Jan 11, 2024	46,656.07	46,368.59
Jan 10, 2024	46,121.54	46,627.78

Gambar 3. 2 Gambaran Harga Terbaru Bitcoin

Date	Open	Close*
Jan 18, 2024	2,528.59	2,525.96
Jan 17, 2024	2,587.04	2,528.37
Jan 16, 2024	2,510.63	2,587.69
Jan 15, 2024	2,471.67	2,511.36
Jan 14, 2024	2,578.00	2,472.24
Jan 13, 2024	2,522.93	2,576.60
Jan 12, 2024	2,619.18	2,524.46
Jan 11, 2024	2,584.17	2,619.62
Jan 10, 2024	2,344.92	2,582.10

Gambar 3. 3 Gambaran Harga Terbaru Ethereum

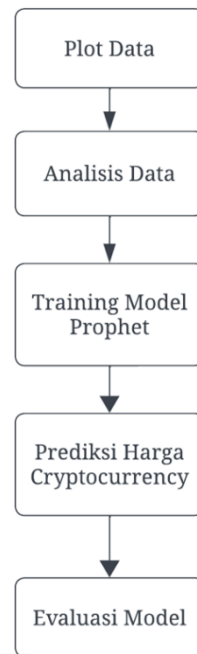
Gambar 3.2 dan 3.3 merepresentasikan data harga Bitcoin dan Ethereum. Data tersebut terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu tanggal (*Date*), harga pembukaan (*Open*), dan harga penutupan (*Close*). Komponen-komponen ini memberikan informasi penting tentang pergerakan harga *cryptocurrency* selama periode yang ditentukan.

3.2.2 Pra-Pemrosesan Dataset

Dataset yang telah didapatkan dari penyedia dataset publik perlu dilakukan pembersihan data melalui tahap pra-pemrosesan data. Hal ini dilakukan untuk mengatasi mencegah dataset yang mungkin berantakan atau kotor dan memastikan bahwa data yang akan digunakan dalam melatih model *machine learning* telah siap, terstruktur, dan bersih. Langkah-langkah dalam pra-pemrosesan data melibatkan penanganan nilai yang hilang, baik dengan menghapus atau mengisi nilai yang kosong dengan estimasi seperti rata-rata atau median. Pembersihan data juga termasuk identifikasi dan penanganan data yang tidak valid, seperti deteksi dan penghapusan duplikat, koreksi kesalahan penulisan, serta penanganan outliers agar dataset sudah siap digunakan untuk melatih model *machine learning*.

3.3 Implementasi Model Prophet

Untuk implementasi model Prophet dalam memprediksi harga *cryptocurrency* dapat dilihat seperti pada gambar berikut:



Gambar 3. 4 Tahapan Model FB-Prophet

Model Prophet untuk memprediksi harga *cryptocurrency* dilakukan beberapa tahap sebagai berikut:

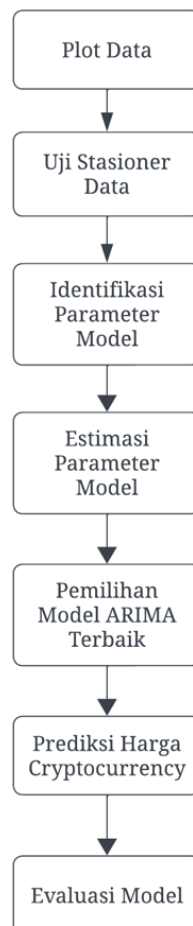
- a. Memplot data harga BTC dan ETH yang diambil dari situs finance.yahoo.com. Data yang diambil adalah dari tahun 2018 sampai 2023. Plot data ini bertujuan untuk menyajikan dengan jelas pergerakan harga Bitcoin dan Ethereum selama periode yang diteliti.
- b. Menganalisis data yang akan dimasukkan ke dalam model. Prophet memerlukan dua komponen data utama yaitu komponen nilai dan komponen waktu yang dinotasikan dengan ds dan y . Komponen y merepresentasikan variabel target yang ingin diprediksi, dalam konteks ini, harga *cryptocurrency* seperti Bitcoin atau Ethereum. Sementara itu, komponen ds merupakan variabel waktu yang berisi informasi tanggal atau waktu terkait dengan nilai-nilai y .
- c. Data (fit) dimasukkan ke dalam model dengan menginstansiasi sebuah objek baru prophet. Objek ini akan digunakan sebagai wadah atau kerangka kerja untuk proses pelatihan model. Setelah objek Prophet dibuat, langkah selanjutnya adalah memanggil metode fit pada objek tersebut dan melewati ke dalamnya kerangka data (dataframe) yang berisi data

historis.

- d. Setelah model Prophet dilatih dengan menggunakan metode fit pada data historis, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi (*predict*) untuk mendapatkan nilai prediksi di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan menggunakan metode *predict* pada objek model yang telah dibuat. Metode ini akan menghasilkan prediksi untuk setiap baris di masa depan, dan nilai prediksi ini disimpan dalam kolom yang dinamai *yhat* pada kerangka data hasil prediksi.
- e. Keakuratan hasil prediksi model FB-Prophet dievaluasi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

3.4 Implementasi Model ARIMA

Untuk tahapan implementasi model ARIMA dalam memprediksi harga *cryptocurrency* dapat dilihat seperti pada gambar 3.5 berikut:



Gambar 3. 5 Tahapan Model ARIMA

Model ARIMA untuk memprediksi harga *cryptocurrency* dilakukan beberapa tahapan sebagai berikut :

- a. Visualisasi data harga Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH) yang diperoleh dari sumber terpercaya, yakni situs finance.yahoo.com. Data ini melibatkan rentang waktu yang dimulai dari tahun 2018 hingga 2023. Visualisasi ini bertujuan untuk menyajikan dengan jelas pergerakan harga kedua kripto utama selama periode yang diteliti.
- b. Menguji kestasioneran data harga BTC dan ETH dengan tujuan untuk memahami karakteristik stasioneritas dalam deret waktu kripto tersebut. Dalam penelitian ini, dilakukan serangkaian metode transformasi seperti transformasi Box-Cox, seasonal differencing, dan differencing untuk mengatasi potensi masalah variabilitas dan tren dalam data harga. Proses transformasi ini diarahkan untuk mencapai stasioneritas, yang merupakan sifat kritis dalam analisis deret waktu. Metode uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dipilih sebagai alat utama dalam pengujian ini, dengan tujuan mengidentifikasi apakah deret waktu harga *cryptocurrency* menunjukkan sifat stasioner atau memiliki tren dan pola yang signifikan.
- c. Melakukan identifikasi parameter model mencakup penentuan parameter orde *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA) dalam konteks model ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) atau SARIMA (*Seasonal ARIMA*). Proses identifikasi parameter dilakukan melalui analisis ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function) pada deret waktu yang telah mengalami *differencing*. ACF membantu mengidentifikasi parameter MA, sedangkan PACF membantu mengidentifikasi parameter AR.
- d. Melakukan pemilihan model ARIMA terbaik untuk memastikan tingkat akurasi yang tertinggi dalam prediksi. Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan membandingkan performa berbagai model yang dihasilkan dari berbagai kombinasi parameter ARIMA

yang telah diidentifikasi sebelumnya.

- e. Melakukan prediksi harga *cryptocurrency* dengan model ARIMA yang dipilih.
- f. Keakuratan hasil prediksi model ARIMA dievaluasi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

3.5 Evaluasi Performa Model

Model yang telah dibangun baik menggunakan FB-Prophet maupun ARIMA akan dievaluasi untuk mencari akurasi terbaik sebelum diimplementasikan dalam bentuk *website*. Evaluasi performa dilakukan melalui perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) pada set data uji. Metode evaluasi ini dipilih untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai ketepatan prediksi harga *cryptocurrency* yang diberikan oleh masing-masing model. Hasil evaluasi performa akan menjadi dasar bagi pemilihan model terbaik yang kemudian akan diintegrasikan dalam pembangunan *website* prediksi harga *cryptocurrency*.

3.6 Implementasi Model ke Website

Dalam penelitian ini, hasil model dengan akurasi terbaik akan diimplementasikan ke dalam bentuk *website* menggunakan bahasa pemrograman Python dan *framework* Streamlit. Streamlit dipilih untuk memudahkan proses integrasi model ke dalam *website* dengan antarmuka yang sederhana dan interaktif. *Website* yang dibangun memiliki kemampuan untuk menerima input dari pengguna, berupa tanggal prediksi harga BTC dan ETH. Pengguna dapat memilih interval waktu prediksi, baik harian, mingguan, bulanan, maupun tahunan. Setelah pengguna memberikan input, *website* akan menampilkan harga prediksi terbaik dari kedua koin kripto tersebut.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Implementasi Sistem

Sistem yang akan dibangun untuk melakukan training model FB-Prophet dan ARIMA dan mengimplementasikannya ke dalam bentuk *website* membutuhkan berbagai komponen perangkat keras (*hardware*) serta perangkat lunak (*software*). Berikut adalah daftar komponen-komponen yang diperlukan:

4.1.1 Perangkat Keras

Adapun spesifikasi perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini:

1. Processor AMD Ryzen 5 5600 U
2. RAM 16 GB DDR 4
3. Graphic NVIDIA MX 450

4.1.2 Perangkat Lunak

Adapun spesifikasi perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini:

1. Google Collab
2. Visual Studio Code
3. Windows 11
4. Python 3.9
5. Framework Streamlit
6. Github
7. Library dan Modul

4.2 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan file CSV yang berisi harga penutupan (*close price*) dari Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH) pada rentang waktu dari Desember 2018 hingga Desember 2023. Dataset ini terdiri dari 3712 entri data harga, dengan rincian 1856 data untuk Bitcoin dan 1856 data untuk Ethereum.

	Date	Open	High	Low	Close
1856	2023-12-31	42152.097656	42860.937500	41998.253906	42265.187500
1855	2023-12-30	42091.753906	42584.125000	41556.226563	42156.902344
1854	2023-12-29	42614.644531	43124.324219	41424.062500	42099.402344
1853	2023-12-28	43468.199219	43804.781250	42318.550781	42627.855469
1852	2023-12-27	42518.468750	43683.160156	42167.582031	43442.855469

Gambar 4. 1 Dataset Harga BTC

	Date	Open	High	Low	Close
1856	2023-12-31	2291.945313	2318.512939	2261.394287	2281.471191
1855	2023-12-30	2300.399658	2322.021484	2270.011963	2292.065430
1854	2023-12-29	2346.843750	2386.004639	2262.975830	2300.690674
1853	2023-12-28	2380.200684	2445.017578	2338.703857	2347.566162
1852	2023-12-27	2231.393066	2392.608643	2215.140381	2378.739990

Gambar 4. 2 Dataset Harga ETH

Pada Gambar 4.1 dan 4.2, dapat diamati bahwa dataset yang memiliki beberapa atribut seperti *date*, *open*, *high*, *low*, dan *close*. Dalam konteks penelitian ini, penulis memfokuskan analisis pada dua atribut khusus, yaitu *date* dan *close*, untuk meramalkan harga *cryptocurrency*. Atribut "date" mencerminkan informasi tentang waktu atau tanggal. Sementara itu, atribut "close" merupakan nilai penutupan harga *cryptocurrency* pada tanggal tersebut.

4.3 Pemrosesan Dataset

Pemeriksaan kualitas data atau data *cleaning* adalah langkah penting dalam pengolahan data untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan untuk pemodelan memiliki kualitas yang baik, bersih, dan sesuai dengan kebutuhan pemrosesan atau model yang digunakan. Pemeriksaan ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah terdapat data yang kosong atau hilang.


```
# Cek apakah ada data yang kosong
if data.isnull().values.any():
    print("Ada data yang kosong dalam file CSV.")
else:
    print("Tidak ada data yang kosong dalam file CSV.")
```

Tidak ada data yang kosong dalam file CSV.

Gambar 4. 3 Cek Data Kosong Pada File CSV

Pada gambar 4.3 terlihat tidak ada data harga close yang kosong pada dataset harga Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH) dari periode Desember 2018 hingga Desember 2023. Setelah itu dilakukan analisis data untuk melihat dan mengetahui statistika data numerical pada koin BTC dan ETH seperti mean, standard deviasi, nilai maksimum, nilai minimum, dan kuartil data yang dapat dilihat pada tabel 4.1 berikut:

Tabel 4. 1 Analisis Koin BTC

Aspek	Harga Close (\$)
Nilai rata-rata (mean)	24.245
Standar deviasi	16.153
Nilai minimum	3.236
25% data harga BTC	9.525
50% data harga BTC	21.502
75% data harga BTC	36.575
Nilai maksimum	67.566

Pada Tabel 4.1 dapat diamati hasil analisis statistik terhadap atribut harga *close* pada koin BTC (Bitcoin). Rata-rata harga penutupan BTC dalam periode tersebut tercatat sebesar \$24.245, sementara deviasi standar sebesar \$16.153. Harga penutupan terendah yang teramati adalah sebesar \$3.236, sedangkan kuartil pertama (25%) menunjukkan bahwa seperempat data memiliki harga di bawah \$9.525. Median, atau kuartil kedua, berada pada \$21.502. Kuartil ketiga (75%) menunjukkan bahwa tiga perempat data memiliki harga di bawah \$36.575, dan harga penutupan tertinggi yang diamati mencapai \$67.566.

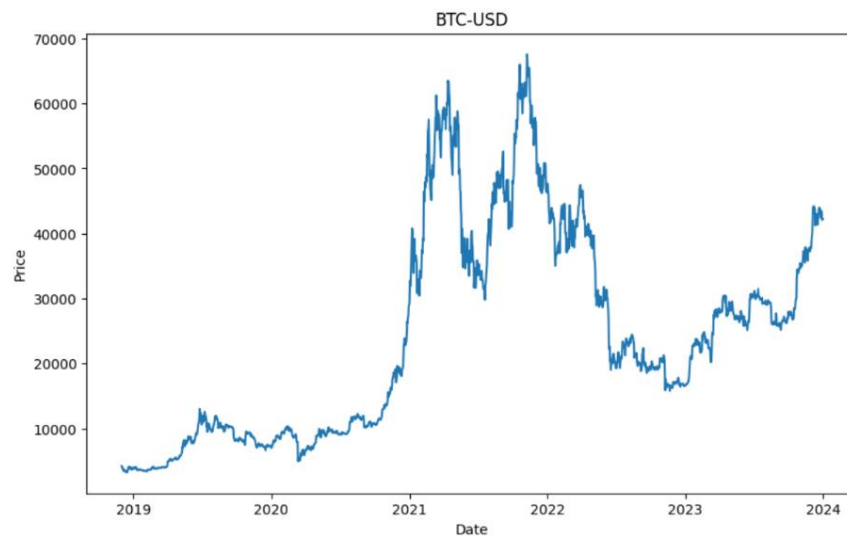
Tabel 4. 2 Analisis Koin ETH

Aspek	Harga Close (\$)
Nilai rata-rata (mean)	1.387
Standar deviasi	1.168
Nilai minimum	84
25% data harga ETH	226
50% data harga ETH	1.382
75% data harga ETH	1.963
Nilai maksimum	4.812

Pada Tabel 4.2 dapat diamati hasil analisis statistik terhadap atribut harga *close* pada koin ETH (Ethereum). Rata-rata harga penutupan ETH selama periode tersebut mencapai \$1.387, dan standar deviasinya sebesar \$1.168. Harga penutupan terendah yang teramati adalah sebesar \$84, sementara kuartil pertama (25%) menunjukkan bahwa seperempat data memiliki harga di bawah \$226. Median, atau kuartil kedua, berada pada \$1.382, mencerminkan nilai tengah dari data yang diurutkan. Kuartil ketiga (75%) menunjukkan bahwa tiga perempat data memiliki harga di bawah \$1.963, dan harga penutupan tertinggi yang diamati mencapai \$4.812.

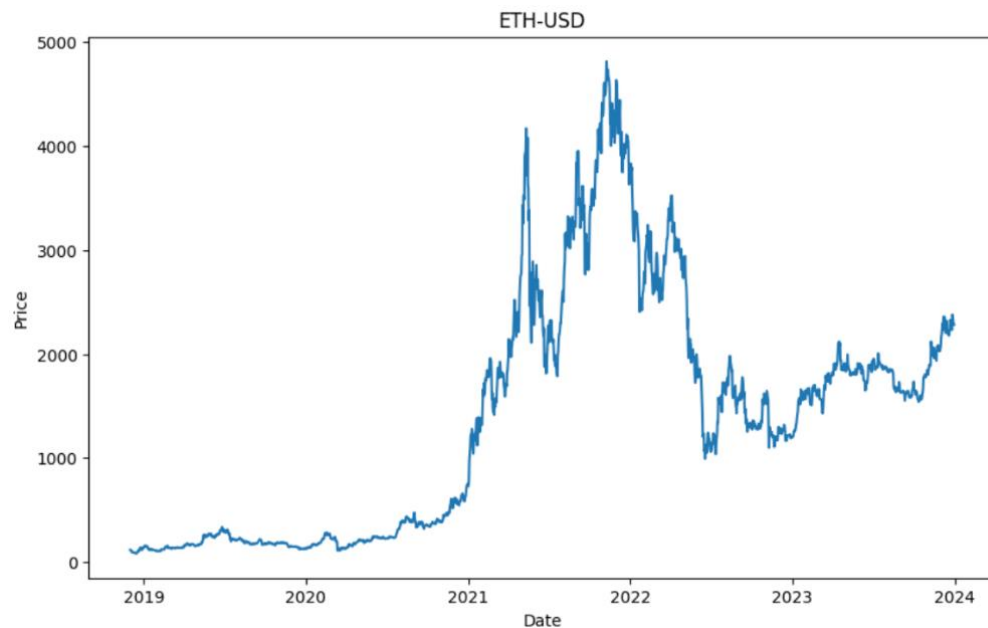
4.4 Visualisasi Dataset

Visualisasi dataset bertujuan membuat pemahaman yang lebih baik terhadap pola, tren, dan hubungan dalam data. Visualisasi memungkinkan kita untuk mengeksplorasi dan memahami karakteristik data dengan cara yang lebih intuitif daripada melihat tabel atau daftar angka. Berikut pergerakan harga Bitcoin dan Ethereum selama 5 tahun terakhir.



Gambar 4. 4 Pergerakan Harga BTC

Pada gambar 4.4 dapat dilihat sejak awal tahun 2019 hingga pertengahan tahun 2019 harga Bitcoin mengalami kenaikan, selanjutnya harga Bitcoin pada kuartal terakhir tahun 2020 mengalami periode konsolidasi dan stabil sebelum memasuki fase kenaikan harga yang signifikan. Pada awal tahun 2021 Bitcoin mengalami apresiasi harga yang signifikan. Setelah itu harga Bitcoin cenderung melemah dan mencapai *all-time high* nya di November tahun 2021, Harga Bitcoin kemudian cenderung melemah, dan memasuki fase bear market di awal tahun 2022, yang ditandai dengan penurunan harga yang signifikan hingga akhir tahun 2022. Pada gambar juga terlihat di awal tahun 2023 harga bitcoin menunjukkan tanda penguatan dan saat ini hingga Januari 2024 mengalami kenaikan.



Gambar 4. 5 Pergerakan Harga ETH

Pada gambar dapat dilihat sejak awal tahun 2019 hingga akhir tahun 2020 harga Ethereum mengalami sideways, lalu pada awal tahun 2021 mengalami kenaikan, selanjutnya harga Ethereum mengalami volatilitas sampai akhir tahun pertengahan tahun 2021. Setelah itu harga ethereum mencapai *all time high* di bulan November tahun 2021, dan diawal tahun 2022 mengalami penurunan hingga di akhir tahun 2022. Pada gambar juga terlihat di awal tahun 2023 harga Ethereum menunjukkan tanda penguatan dan saat ini hingga Januari 2024 mengalami kenaikan.

4.5 Implementasi Model FB-Prophet

Model Prophet untuk memprediksi harga *cryptocurrency* dan implementasinya dilakukan menggunakan *library* fbprophet dalam bahasa pemrograman Python. Pada tahap ini *library* fb prophet dipanggil. Model dikonfigurasi dengan adanya musiman harian (*daily_seasonality=True*), yang berarti model akan mempertimbangkan pola musiman harian dalam data *time series*.

Setelah inisialisasi, model dilatih dengan menggunakan data yang disediakan. Dataset memiliki dua kolom utama, yaitu 'ds' (kolom tanggal) dan 'y' (kolom nilai yang akan diprediksi). Proses *training* dilakukan dengan memanggil metode *fit ()* dari model dengan parameter terbaik yang sudah

disediakan oleh otomatis oleh model FB Prophet. Proses pelatihan ini memungkinkan model memahami pola dan tren dalam data time series untuk kemudian dapat digunakan dalam melakukan prediksi di masa mendatang. *Source code* dapat dilihat pada gambar 4.6 berikut:

```
from prophet import Prophet
from sklearn.metrics import mean_squared_error

m = Prophet(daily_seasonality = True) # the Prophet class (model)
m.fit(data) # fit the model using all data
```

Gambar 4. 6 Fit Model FB-Prophet

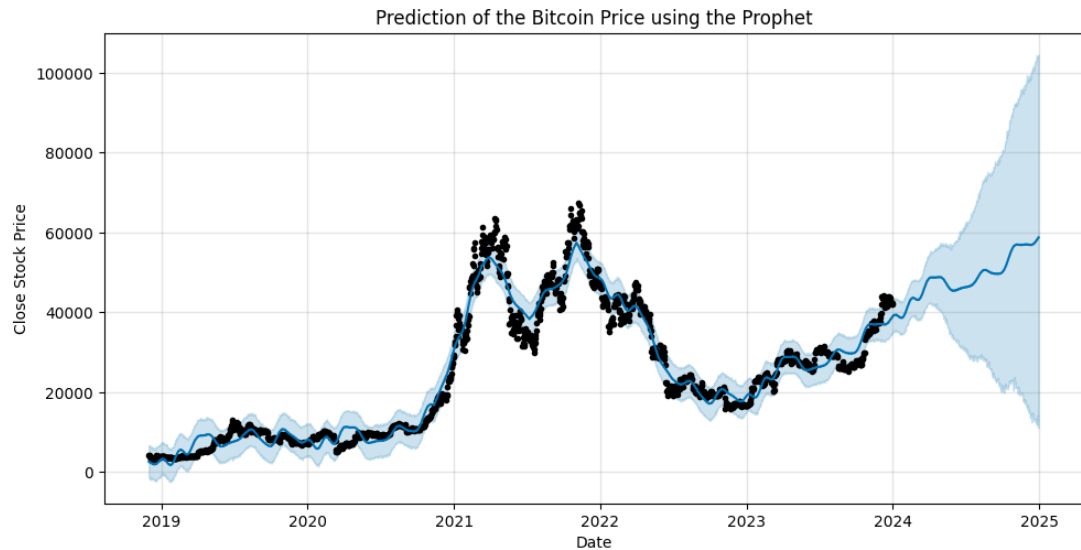
4.5.1 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum

Pada tahap ini akan dibuat *dataframe* (future) dengan jangka waktu 365 hari ke depan menggunakan metode *make_future_dataframe*. Selanjutnya, model melakukan prediksi menggunakan fungsi *predict* pada *dataframe* masa depan tersebut. Hasil prediksi disimpan dalam variabel *prediction*, dan hasil prediksi tersebut divisualisasikan dalam bentuk grafik menggunakan fungsi *m.plot()* seperti pada gambar 4.7 berikut :

```
future = m.make_future_dataframe(periods=365)
prediction = m.predict(future)
fig = m.plot(prediction, uncertainty=True, plot_cap=True, figsize=(10, 5))
plt.title("Prediction of the Bitcoin Stock Price using the Prophet")
plt.xlabel("Date")
plt.ylabel("Close Stock Price")
plt.show()
```

Gambar 4. 7 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum

Algoritma FB-Prophet akan melakukan prediksi dan akan menampilkan visualiasi grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.8 berikut :



Gambar 4. 8 Visualisasi Prediksi Harga Harian BTC

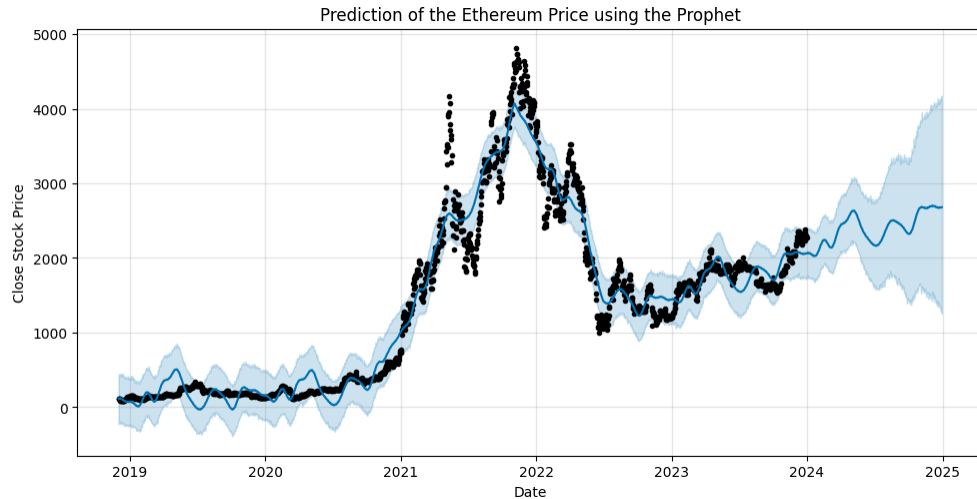
Pada gambar diatas hasil dari peramalan garis berwarna biru merupakan hasil dari forecasting FB-Prophet dan garis berwarna hitam merupakan dari data aktual. Bayangan biru menunjukkan area prediksi, yang menunjukkan kemungkinan kisaran harga Bitcoin. Semakin lebar bayangan, semakin besar kemungkinan harga Bitcoin berada di kisaran tersebut. Pada gambar, bayangan biru menunjukkan bahwa kemungkinan harga Bitcoin di masa depan cukup tinggi, dengan kisaran yang cukup lebar.

FB-Prophet mampu memprediksi dengan sangat baik selama periode awal tahun 2019 hingga awal tahun 2021, menunjukkan ketepatan model dalam menangkap tren dan fluktuasi harga. Namun, pada pertengahan tahun 2021, terjadi penurunan ketepatan prediksi yang disebabkan oleh tingginya volatilitas pasar pada periode tersebut. Gambar tersebut juga menunjukkan bahwa harga Bitcoin diprediksikan akan terus meningkat dalam beberapa tahun ke depan. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan. Dalam konteks penelitian ini, hasil peramalan close price harga BTC untuk periode 1 Januari 2024 hingga 30 April 2024 dapat dilihat pada Tabel 4.3, dan untuk harga prediksi hingga akhir Desember 2024 dapat dilihat pada lampiran 1.

Tabel 4. 3 Prediksi Harga Harian Bitcoin

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
01/01/2024	39005,54	01/02/2024	39740,96	01/03/2024	43170,39	01/04/2024	48541,06
02/01/2024	39110,20	02/02/2024	40010,68	02/03/2024	43149,00	02/04/2024	48615,36
03/01/2024	39279,46	03/02/2024	40288,10	03/03/2024	43128,40	03/04/2024	48751,29
04/01/2024	39244,13	04/02/2024	40561,77	04/03/2024	43130,80	04/04/2024	48682,92
05/01/2024	39328,08	05/02/2024	40847,18	05/03/2024	43147,93	05/04/2024	48737,21
06/01/2024	39385,90	06/02/2024	41129,57	06/03/2024	43268,15	06/04/2024	48771,60
07/01/2024	39409,34	07/02/2024	41491,23	07/03/2024	43225,27	07/04/2024	48780,30
08/01/2024	39417,81	08/02/2024	41660,46	08/03/2024	43345,21	08/04/2024	48784,75
09/01/2024	39401,19	09/02/2024	41958,32	09/03/2024	43483,60	09/04/2024	48776,31
10/01/2024	39446,96	10/02/2024	42236,37	10/03/2024	43632,18	10/04/2024	48843,43
11/01/2024	39289,13	11/02/2024	42483,13	11/03/2024	43809,30	11/04/2024	48720,36
12/01/2024	39254,79	12/02/2024	42714,68	12/03/2024	44002,78	12/04/2024	48733,86
13/01/2024	39201,77	13/02/2024	42917,53	13/03/2024	44297,04	13/04/2024	48740,76
14/01/2024	39124,96	14/02/2024	43175,81	14/03/2024	44422,08	14/04/2024	48734,30
15/01/2024	39046,73	15/02/2024	43220,23	15/03/2024	44700,20	15/04/2024	48734,61
16/01/2024	38959,66	16/02/2024	43374,76	16/03/2024	44983,71	16/04/2024	48731,49
17/01/2024	38953,65	17/02/2024	43494,32	17/03/2024	45261,35	17/04/2024	48811,55
18/01/2024	38764,64	18/02/2024	43571,16	18/03/2024	45548,94	18/04/2024	48707,11
19/01/2024	38721,25	19/02/2024	43625,35	19/03/2024	45832,18	19/04/2024	48742,84
20/01/2024	38682,34	20/02/2024	43647,53	20/03/2024	46193,93	20/04/2024	48773,45
21/01/2024	38643,24	21/02/2024	43726,10	21/03/2024	46363,18	21/04/2024	48790,11
22/01/2024	38626,23	22/02/2024	43595,95	22/03/2024	46661,74	22/04/2024	48810,95
23/01/2024	38623,21	23/02/2024	43585,14	23/03/2024	46941,98	23/04/2024	48823,90
24/01/2024	38722,81	24/02/2024	43552,45	24/03/2024	47193,29	24/04/2024	48913,91
25/01/2024	38659,20	25/02/2024	43493,64	25/03/2024	47432,57	25/04/2024	48811,88
26/01/2024	38758,68	26/02/2024	43431,93	26/03/2024	47647,15	26/04/2024	48841,33
27/01/2024	38877,31	27/02/2024	43360,62	27/03/2024	47921,88	27/04/2024	48856,14
28/01/2024	39007,25	28/02/2024	43370,21	28/03/2024	47988,11	28/04/2024	48846,94
29/01/2024	39167,27	29/02/2024	43197,14	29/03/2024	48170,29	29/04/2024	48831,68
30/01/2024	39345,52			30/03/2024	48323,67	30/04/2024	48798,46
31/01/2024	39626,69			31/03/2024	48440,60		

Selanjutnya akan dilakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 365 hari kedepan. Berikut visualisasi hasil prediksinya seperti pada gambar berikut :



Gambar 4. 9 Visualisasi Prediksi Harga Harian Ethereum

Pada gambar di atas, hasil dari peramalan garis berwarna biru menggambarkan prediksi dari model FB-Prophet, sedangkan garis berwarna hitam merepresentasikan data aktual. Bayangan biru menunjukkan area prediksi. Semakin lebar bayangan, semakin besar kemungkinan harga Ethereum berada di kisaran tersebut. Pada gambar, bayangan biru menunjukkan bahwa kemungkinan harga Ethereum di masa depan cukup tinggi dengan kisaran yang cukup lebar. Model FB-Prophet mampu memberikan prediksi yang memadai selama periode awal tahun 2019 hingga awal tahun 2021, kecuali pada pertengahan tahun 2021 di mana volatilitas pasar menyebabkan ketidakakuratan prediksi. Momentum positif dari prediksi terus berlanjut hingga November 2021, di mana Ethereum mengalami peningkatan signifikan dan mencapai *All Time High*. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan. Berikut ini hasil dari peramalan *close price* harga Ethereum mulai dari 1 Januari 2024 hingga 30 April 2024 yang dapat dilihat pada tabel 4.4, dan untuk harga prediksi hingga akhir Desember 2024 dapat dilihat pada lampiran 2.

Tabel 4. 4 Prediksi Harga Harian Ethereum

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
01/01/2024	2063,633	01/02/2024	2088,59	01/03/2024	2155,244	01/04/2024	2437,569
02/01/2024	2065,899	02/02/2024	2097,536	02/03/2024	2150,476	02/04/2024	2444,423
03/01/2024	2071,873	03/02/2024	2112,244	03/03/2024	2147,336	03/04/2024	2454,378
04/01/2024	2066,821	04/02/2024	2127,832	04/03/2024	2141,307	04/04/2024	2452,896
05/01/2024	2063,579	05/02/2024	2139,384	05/03/2024	2139,816	05/04/2024	2453,013
06/01/2024	2065,006	06/02/2024	2153,944	06/03/2024	2143,991	06/04/2024	2457,787
07/01/2024	2066,387	07/02/2024	2172,287	07/03/2024	2139,266	07/04/2024	2462,693
08/01/2024	2063,001	08/02/2024	2179,524	08/03/2024	2138,596	08/04/2024	2463,183
09/01/2024	2062,121	09/02/2024	2188,331	09/03/2024	2144,911	09/04/2024	2466,685
10/01/2024	2064,772	10/02/2024	2201,407	10/03/2024	2153,509	10/04/2024	2474,347
11/01/2024	2056,34	11/02/2024	2213,871	11/03/2024	2159,628	11/04/2024	2471,651
12/01/2024	2049,79	12/02/2024	2220,842	12/03/2024	2170,445	12/04/2024	2471,621
13/01/2024	2048,116	13/02/2024	2229,437	13/03/2024	2186,837	13/04/2024	2477,272
14/01/2024	2046,737	14/02/2024	2240,533	14/03/2024	2193,992	14/04/2024	2484,006
15/01/2024	2041,064	15/02/2024	2239,382	15/03/2024	2204,627	15/04/2024	2487,179
16/01/2024	2038,494	16/02/2024	2238,824	16/03/2024	2221,453	16/04/2024	2494,095
17/01/2024	2040,166	17/02/2024	2241,751	17/03/2024	2239,569	17/04/2024	2505,762
18/01/2024	2031,563	18/02/2024	2243,497	18/03/2024	2254,042	18/04/2024	2507,503
19/01/2024	2025,728	19/02/2024	2239,412	19/03/2024	2271,905	19/04/2024	2512,172
20/01/2024	2025,714	20/02/2024	2236,854	20/03/2024	2293,925	20/04/2024	2522,607
21/01/2024	2026,97	21/02/2024	2236,949	21/03/2024	2305,213	21/04/2024	2534,033
22/01/2024	2024,916	22/02/2024	2225,195	22/03/2024	2318,45	22/04/2024	2541,628
23/01/2024	2026,927	23/02/2024	2214,677	23/03/2024	2336,341	23/04/2024	2552,525
24/01/2024	2034,093	24/02/2024	2208,513	24/03/2024	2354,021	24/04/2024	2567,575
25/01/2024	2031,822	25/02/2024	2202,252	25/03/2024	2366,623	25/04/2024	2571,957
26/01/2024	2033,056	26/02/2024	2191,432	26/03/2024	2381,283	26/04/2024	2578,401
27/01/2024	2040,718	27/02/2024	2183,575	27/03/2024	2398,895	27/04/2024	2589,643
28/01/2024	2050,112	28/02/2024	2179,936	28/03/2024	2404,727	28/04/2024	2600,827
29/01/2024	2056,489	29/02/2024	2166,111	29/03/2024	2411,635	29/04/2024	2607,078
30/01/2024	2067,043			30/03/2024	2422,519	30/04/2024	2615,505
31/01/2024	2082,673			31/03/2024	2432,716		

4.5.2 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum

Pada langkah ini, sebuah dataframe yang diberi nama *"future_monthly"* akan dibuat untuk mencakup jangka waktu 24 bulan ke depan. Proses ini menggunakan metode *"make_future_dataframe"* untuk menghasilkan dataframe dengan tanggal-tanggal di masa depan yang belum ada dalam dataset historis. Setelah itu, model melakukan prediksi harga menggunakan fungsi *"predict"* pada dataframe masa depan tersebut.

Hasil prediksi kemudian disimpan dalam variabel yang disebut *"predicted_prices_monthly"*, yang akan berisi nilai-nilai prediksi harga untuk setiap tanggal di masa depan. Dengan langkah-langkah ini, kita dapat mengamati dan menganalisis pergerakan harga yang diprediksi oleh model untuk 24 bulan ke depan, memungkinkan pemahaman lebih lanjut tentang tren potensial atau fluktuasi pasar yang diantisipasi. Source code dapat dilihat pada gambar berikut:

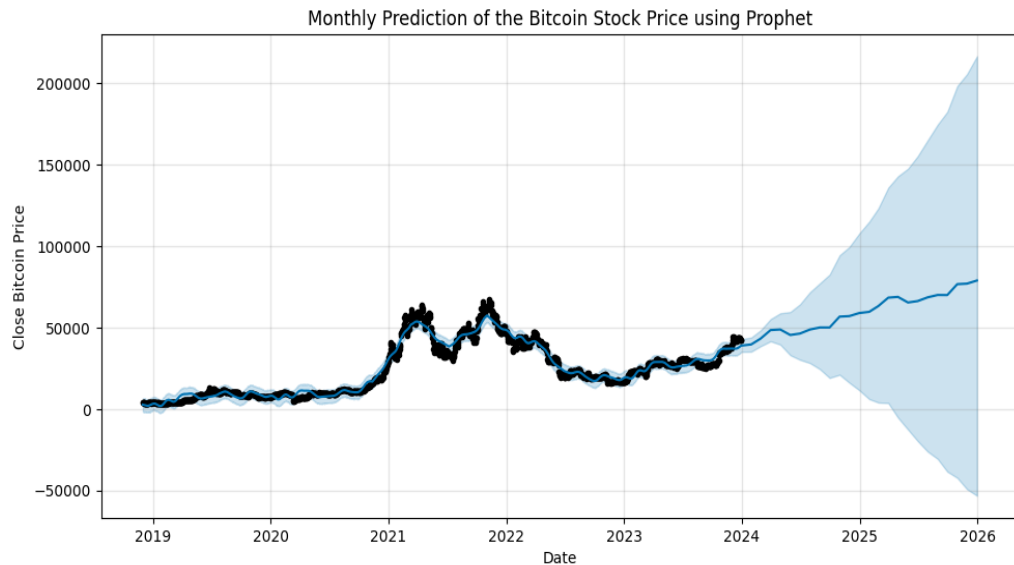
```
# create a dataframe with dates for the next 24 months
future_monthly = m.make_future_dataframe(periods=24, freq='M')

# generate predictions for those dates
forecast_monthly = m.predict(future_monthly)

# extract the predicted close stock prices for the next 24 months
predicted_prices_monthly = forecast_monthly.tail(24)[['ds', 'yhat']]
```

Gambar 4. 10 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum

Algoritma FB-Prophet akan menjalankan prediksi harga close Bitcoin untuk periode 24 bulan ke depan. Prediksi ini memberikan gambaran harga *close* Bitcoin di akhir setiap bulan, misalnya, jika hasil prediksi menunjukkan harga close Bitcoin pada bulan November 2024 sebesar 57024.852, itu menandakan prediksi nilai harga pada tanggal 30 November 2024. Berikut visualisasi prediksi harga Bitcoin yang memperlihatkan estimasi harga di akhir setiap bulan selama periode 24 bulan mendatang dihitung dari Januari 2024.



Gambar 4. 11 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan BTC

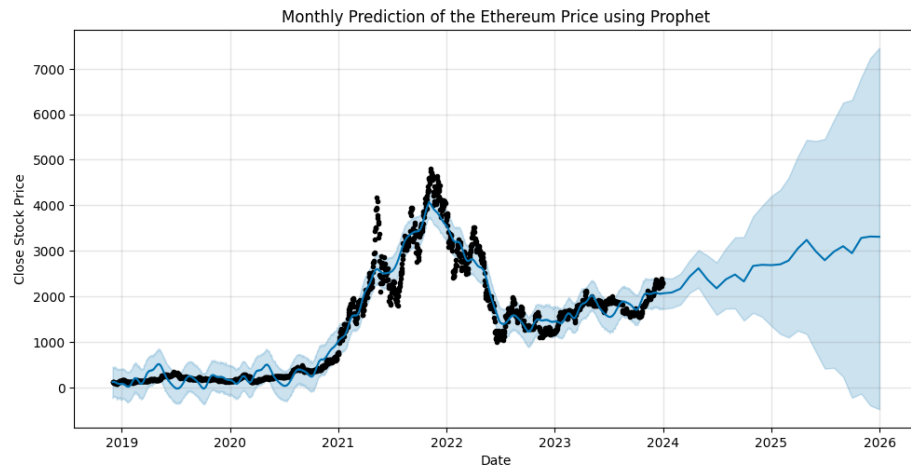
Pada gambar terlihat FB-Prophet mampu memprediksi pergerakan harga BTC hingga Desember 2025. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan di masa mendatang. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 5 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin

Tanggal	Prediksi Harga	Tanggal	Prediksi Harga
31/01/2024	39626,69	2025-01-31	59637.09
29/02/2024	43197,14	2025-02-28	63166.23
31/03/2024	48440,6	2025-03-31	68347.88
30/04/2024	48798,46	2025-04-30	68813.43
31/05/2024	45424,89	2025-05-31	65374.19
30/06/2024	46307,9	30/06/2024	66237.64
31/07/2024	48763,14	31/07/2024	68538.61
31/08/2024	50046,47	31/08/2024	69991.03
30/09/2024	50029,37	30/09/2024	69934.52
31/10/2024	56709,9	31/10/2024	76643.23
30/11/2024	57024,85	30/11/2024	76956.85
31/12/2024	58903,75	31/12/2024	78880.37

Selanjutnya akan dilakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 24 bulan kedepan. Berikut adalah visualisasi prediksi harga

Ethereum yang memperlihatkan estimasi harga di akhir setiap bulan selama periode 24 bulan mendatang dihitung dari Januari 2024.



Gambar 4. 12 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan ETH

Pada gambar terlihat FB-Prophet mampu memprediksi pergerakan harga BTC hingga Desember 2025. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan di masa mendatang. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 6 Prediksi Harga Bulanan Ethereum

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
31/01/2024	2082,673	31/01/2025	2701.49
29/02/2024	2166,111	28/02/2025	2783.97
31/03/2024	2432,716	31/03/2025	3048.07
30/04/2024	2615,505	30/04/2025	3238.00
31/05/2024	2361,521	31/05/2025	2985.04
30/06/2024	2173,696	30/06/2025	2791.62
31/07/2024	2369,989	31/07/2025	2980.46
31/08/2024	2477,97	31/08/2025	3100.19
30/09/2024	2325,681	30/09/2025	2946.62
31/10/2024	2666,395	31/10/2025	3280.69
30/11/2024	2691,412	30/11/2025	3312.34
31/12/2024	2683,538	31/12/2025	3307.4

4.5.3 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum

Pada tahap ini akan dibuat dataframe (future) dengan periode lima tahun ke depan, setara dengan 1825 hari. Selanjutnya, model melakukan prediksi menggunakan fungsi *predict* pada dataframe masa depan tersebut. Hasil prediksi disimpan dalam variabel *future_yearly* seperti pada gambar berikut:

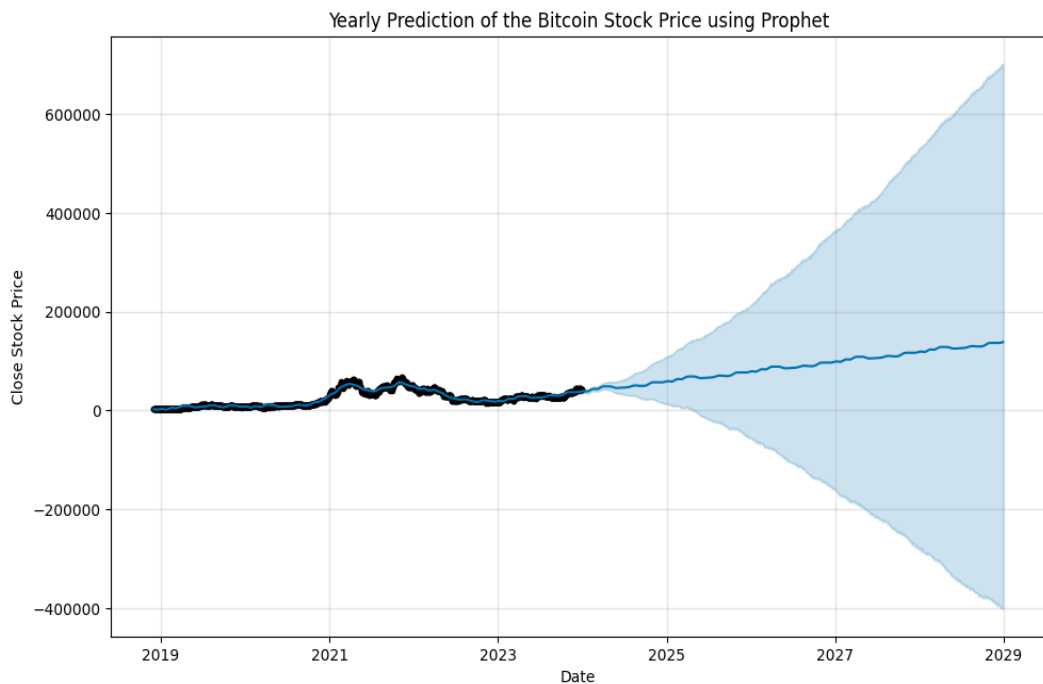
```
# create a dataframe with dates for the next 5 years (1825 days)
future_yearly = m.make_future_dataframe(periods=1825, freq='D')

# generate predictions for those dates
forecast_yearly = m.predict(future_yearly)

# extract the predicted close stock prices for the next 1825 days
predicted_prices_yearly = forecast_yearly.tail(1825)[['ds', 'yhat']]
```

Gambar 4. 13 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum

Algoritma FB-Prophet akan melakukan prediksi selama 5 tahun kedepan dimulai dari Januari 2024. Hasil prediksi akan menampilkan harga close bitcoin di akhir tahun, misalnya harga *close* Bitcoin di tahun 2025 adalah 68969.852 maka itu adalah hasil prediksi di tanggal 31 Desember 2025. Berikut visualisasi prediksi harga Bitcoin yang memperlihatkan estimasi harga tahunan Bitcoin selama periode 5 tahun mendatang dihitung dari periode Januari 2024.



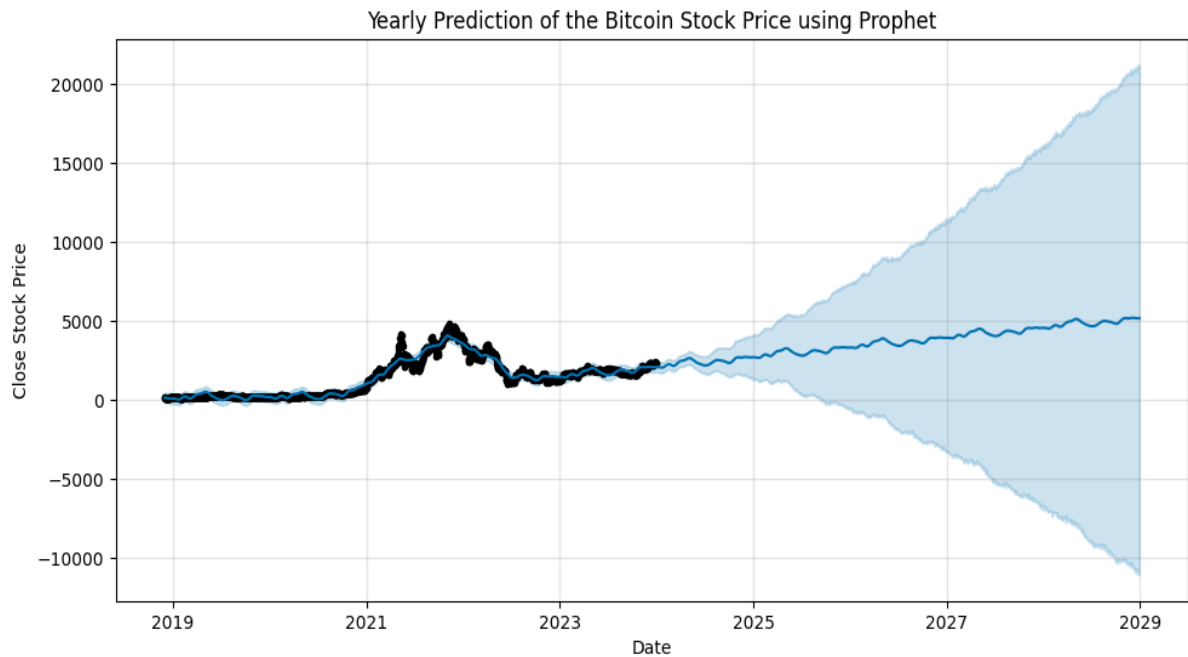
Gambar 4. 14 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan BTC

Pada gambar terlihat FB-Prophet mampu memprediksi pergerakan harga BTC hingga Desember 2028. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan di masa mendatang. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 7 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin

Tanggal	Prediksi harga
31/12/2024	58903,74
31/12/2025	78880,37
31/12/2026	98667,86
31/12/2027	118591,35
29/12/2028	138356,64

Selanjutnya akan dilakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 5 tahun kedepan. Berikut visualisasi prediksi harga Ethereum yang memperlihatkan estimasi harga tahunan Ethereum selama periode 5 tahun mendatang dihitung dari Januari 2024.



Gambar 4. 15 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan ETH

Pada gambar terlihat FB-Prophet mampu memprediksi pergerakan harga ETH hingga Desember 2028. Namun, penting untuk dicatat bahwa prediksi ini tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan di masa mendatang. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 8 Prediksi Harga Tahunan Ethereum

Tanggal	Harga
31/12/2024	2683,537
31/12/2025	3307,444
31/12/2026	3920,690
31/12/2027	4536,172
31/12/2028	5153,376

Berdasarkan hasil prediksi yang telah dilakukan, model FB-Prophet mampu menghasilkan perkiraan secara otomatis, cepat, dan produktif. Model ini memanfaatkan pengaturan parameter yang telah disediakan, memungkinkan proses prediksi harga cryptocurrency menjadi lebih efisien. Kelebihan otomatisasi ini membantu penulis dan pengguna dalam

melakukan prediksi harga prediksi tanpa harus secara manual menentukan setiap parameter.

Namun demikian, perlu dicatat meskipun model FB-Prophet memberikan kenyamanan dalam proses peramalan, tingkat kesalahan metode ini tetap ada. Prediksi harga *cryptocurrency* melibatkan dinamika pasar yang kompleks dan terkadang sulit diprediksi sepenuhnya. Tingkat akurasi dari metode ini juga dapat dipengaruhi oleh ketersediaan data historis yang memadai dan lebih banyak untuk mencapai Tingkat akurasi yang diinginkan.

4.5.4 Evaluasi Model FB Prophet

Evaluasi hasil prediksi model FB-Prophet bertujuan untuk mengetahui Tingkat akurasi hasil prediksi harga *cryptocurrency* yang dinyatakan dengan MAPE, MSE, dan RMSE. Nilai yang kecil menunjukkan kesalahan yang terjadi pada hasil prediksi cenderung kecil, sehingga hasil prediksi yang dihasilkan dari model FB-Prophet dinyatakan akurat.

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error

# Filter actual close prices from 01 January 2023 - 31 December 2023
actual_prices = data[(data['ds'] >= '2023-01-01') & (data['ds'] <= '2023-12-31')]['y'].values

# Filter predicted close prices from 01 January 2023 - 31 December 2023
predicted_prices = forecast[(forecast['ds'] >= '2023-01-01') & (forecast['ds'] <= '2023-12-31')]['yhat'].values

def calculate_mape(y_true, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100 # Mengubah MAPE menjadi persentase

# Calculate the performance metrics
mape = calculate_mape(actual_prices, predicted_prices)
mse = mean_squared_error(actual_prices, predicted_prices)
rmse = np.sqrt(mse)
mae = mean_absolute_error(actual_prices, predicted_prices)

# Print the performance metrics
print(f"MAPE: {mape:.2f}%")
print(f"MSE: {mse:.2f}")
print(f"RMSE: {rmse:.2f}")
```

Gambar 4. 16 Formula MAPE, MSE, dan RMSE

Berdasarkan Gambar 4.16 penulis melakukan evaluasi kinerja model prediksi dengan menggunakan beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan. Pertama, dilakukan penyaringan data harga aktual *cryptocurrency* (*actual_prices*) dan harga *cryptocurrency* yang diprediksi (*predicted_prices*) untuk periode tertentu, yaitu mulai dari 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2023. Data tersebut diambil dari kolom 'y' pada *dataframe* 'data' untuk harga aktual, dan dari kolom 'yhat' pada *dataframe* 'forecast' untuk harga yang diprediksi.

Setelah penyaringan data, langkah selanjutnya melibatkan perhitungan metrik evaluasi kinerja model. Pertama, didefinisikan fungsi *calculate_mape()* untuk menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut antara harga aktual dan harga yang diprediksi. Persentase kesalahan tersebut kemudian dikalikan dengan 100 untuk mempresentasikannya dalam bentuk persentase.

Selanjutnya, dilakukan perhitungan untuk dua metrik evaluasi lainnya, yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). MSE mengukur rata-rata dari kuadrat perbedaan antara harga aktual dan harga yang diprediksi. RMSE menggambarkan akar kuadrat dari MSE dan memberikan gambaran tentang sejauh mana kesalahan relatif model.

Pada akhir program, hasil metrik evaluasi dicetak sebagai output. Dengan melihat nilai MAPE, MSE dan RMSE, penulis atau pembaca dapat menilai sejauh mana model mampu menghasilkan prediksi yang akurat. Nilai MAPE, MSE dan RMSE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model cenderung memiliki kesalahan yang lebih kecil. Diketahui bahwa dengan menggunakan formula tersebut didapat nilai MAPE, MSE, dan RMSE yang ditunjukkan seperti pada tabel 4.9 berikut :

Tabel 4. 9 Evaluasi Hasil Prediksi Model FB-Prophet

Koin	MAPE	MSE	RMSE
BTC	7.93%	8260350.11	2874.08
ETH	8.13%	29972.67	173.13

Berdasarkan tabel didapat nilai MAPE pada koin BTC sebesar 7.93% dan ETH sebesar 8.13%, nilai MSE pada koin BTC sebesar 8260350.11, ETH sebesar 29972.67, dan nilai RMSE pada koin BTC sebesar 2874.08 serta ETH sebesar 173.13.

4.6 Implementasi Model ARIMA

Pada tahap ini akan dilakukan prediksi harga BTC dan ETH menggunakan metode ARIMA. Untuk mendapatkan hasil analisis dengan Model metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), diperlukan beberapa proses analisis. Tahapan proses analisis tersebut adalah pengujian stasioner, identifikasi model, estimasi parameter, evaluasi, dan peramalan.

4.6.1 Uji Stasioneritas Data

Dengan melakukan langkah-langkah ini, data yang digunakan dalam analisis dapat dinyatakan memiliki sifat stasioner. Langkah pengujian stasioner pada koin BTC dan ETH dapat dilihat pada gambar berikut:

```
#STL decomposition
plt.figure(figsize=[15, 7])
result = sm.tsa.seasonal_decompose(df_monthly['Close'], period=12)
result.plot()

plt.show()

#Dickey-Fuller test results
adf_result = sm.tsa.adfuller(df_monthly['Close'])
print("Dickey-Fuller test before transformation:")
print("ADF Statistic:", adf_result[0])
print("p-value:", adf_result[1])
print("Critical Values:", adf_result[4])

#Checking stationarity
if adf_result[1] <= 0.05:
    print("The time series is likely stationary (reject the null hypothesis)")
else:
    print("The time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)")
```

Gambar 4. 17 Pengujian Stasioner

Dari pengujian tersebut maka akan didapat nilai p-value seperti pada gambar 4.18 berikut :

```

Dickey-Fuller test before transformation:
ADF Statistic: -1.6793696194688434
p-value: 0.4417719840072659
Critical Values: {'1%': -3.548493559596539, '5%': -2.912836594776334, '10%': -2.594129155766944}
The time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)

```

Gambar 4. 18 Hasil Pengujian Stasioner Koin BTC

```

Dickey-Fuller test before transformation:
ADF Statistic: -1.620618442542493
p-value: 0.4724050869421176
Critical Values: {'1%': -3.5506699942762414, '5%': -2.913766394626147, '10%': -2.5946240473991997}
The time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)

```

Gambar 4. 19 Hasil Pengujian Stasioner Koin ETH

Dalam gambar tersebut, dapat diamati bahwa nilai p-value pada data harga BTC adalah 0.4417719840072659, sementara pada data harga ETH adalah 0.4724050869421176. Kedua nilai p-value tersebut masih lebih besar dari tingkat signifikansi 5% atau 0.05. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data harga BTC dan ETH masih tidak memenuhi kriteria stasioner. Dikarenakan data tidak stasioner maka akan distasionerkan melalui transformasi Box-Cox dan proses *differencing* pada data. Selanjutnya akan dilakukan transformasi Box-Cox seperti pada gambar 4.20 berikut :

```

#Box-Cox transformation
df_monthly['Close_box'], lmbda = stats.boxcox(df_monthly['Close'])

#Checking stationarity
result_after = sm.tsa.adfuller(df_monthly['Close_box'])

print("\nDickey-Fuller test after transformation:")
print("ADF Statistic:", result_after[0])
print("p-value:", result_after[1])
print("Critical Values:", result_after[4])
if result_after[1] <= 0.05:
    print("The transformed time series is likely stationary (reject the null hypothesis)")
else:
    print("The transformed time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)")

```

Gambar 4. 20 Transformasi Box-Cox

Pada gambar 4.20, penulis menulis melakukan transformasi data menggunakan metode Box-Cox pada kolom harga penutup *cryptocurrency* bulanan (`df_monthly['Close']`). Transformasi ini bertujuan untuk mengubah distribusi data menjadi lebih normal. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi `stats.boxcox()`, dan hasil transformasi disimpan dalam kolom baru yang dinamakan `df_monthly['Close_box']`. Selain itu, variabel `lambda` juga disertakan untuk menyimpan nilai optimal dari parameter `lambda` yang digunakan dalam transformasi Box-Cox.

Selanjutnya, setelah transformasi dilakukan, dilakukan pengujian stationarity menggunakan uji Dickey-Fuller Augmented (ADF) dengan fungsi `sm.tsa.adfuller()`. Uji ini membantu menentukan apakah data yang telah diubah menggunakan transformasi Box-Cox bersifat stasioner atau tidak. Dari pengujian tersebut maka akan didapat nilai p-value koin BTC dan ETH seperti pada gambar 4.21 dan 4.22 berikut :

```
Dickey-Fuller test after transformation:
ADF Statistic: -1.9190756324277622
p-value: 0.32314122423674096
Critical Values: {'1%': -3.5463945337644063, '5%': -2.911939409384601, '10%': -2.5936515282964665}
The transformed time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)
```

Gambar 4. 21 Hasil Uji Stasioner BTC – Transformasi Box-Cox

```
Dickey-Fuller test after transformation:
ADF Statistic: -1.4423435259214676
p-value: 0.5618163154257312
Critical Values: {'1%': -3.5506699942762414, '5%': -2.913766394626147, '10%': -2.5946240473991997}
The transformed time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)
```

Gambar 4. 22 Hasil Uji Stasioner ETH – Transformasi Box-Cox

Dalam gambar tersebut, dapat diamati bahwa nilai p-value pada data harga BTC adalah 0.32314122423674096, sementara pada data harga ETH adalah 0.5618163154257312. Kedua nilai p-value tersebut masih lebih besar dari tingkat signifikansi 5% atau 0.05. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data harga BTC dan ETH masih tidak memenuhi kriteria stasioner.

Setelah dilakukan transformasi Box-Cox dan data masih tidak stasioner, maka akan dilanjutkan *seasonal differencing* pada data. Hal ini bertujuan karena periode musiman biasanya menyebabkan data menjadi tidak stasioner dikarenakan nilai rata-rata pada waktu tertentu pada periode musiman dapat berbeda dari nilai rata-rata pada waktu yang lain. Proses seasonal differencing dapat dilihat pada gambar 4.23 berikut:

```
#Seasonal differencing
df_monthly['prices_box_diff'] = df_monthly['Close_box'] - df_monthly['Close_box'].shift(12)

#Dropping NaN values resulting from the differencing
df_monthly.dropna(inplace=True)

#Checking Stationarity
adf_result_diff = sm.tsa.adfuller(df_monthly['prices_box_diff'])

print("Dickey-Fuller test after seasonal differencing:")
print("ADF Statistic:", adf_result_diff[0])
print("p-value:", adf_result_diff[1])
print("Critical Values:", adf_result_diff[4])
if adf_result_diff[1] <= 0.05:
    print("The differenced time series is likely stationary (reject the null hypothesis)")
else:
    print("The differenced time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)")
```

Gambar 4. 23 Tahapan Seasonal Differencing

Pada gambar diatas dapat dilihat penulis melakukan seasonal *differencing* dengan mengurangi nilai saat ini dengan nilai 12 bulan yang lalu yang dapat membantu menghilangkan tren musiman dari deret waktu. Setelah melakukan transformasi Box-Cox dan *seasonal differencing* maka akan didapat nilai p-value pada koin BTC dan ETH yang dapat dilihat pada gambar 4.24 dan 4.25 berikut :

```
Dickey-Fuller test after seasonal differencing:
ADF Statistic: -2.1375382191870926
p-value: 0.22969054547966056
Critical Values: {'1%': -3.5885733964124715, '5%': -2.929885661157025, '10%': -2.6031845661157025}
The differenced time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)
```

Gambar 4. 24 Hasil Uji Stasioner Koin BTC – Seasonal differencing

```

Dickey-Fuller test after seasonal differencing:
ADF Statistic: -1.642447483642105
p-value: 0.46098219949478464
Critical Values: {'1%': -3.5812576580093696, '5%': -2.9267849124681518, '10%': -2.6015409829867675}
The differenced time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)

```

Gambar 4. 25 Hasil Uji Stasioner Koin ETH – *Seasonal differencing*

Berdasarkan hasil pengujian dapat dilihat bahwa nilai p-value data harga BTC dan ETH masih lebih dari 5% atau 0.05, Dengan demikian, data dinyatakan masih tidak stasioner. Apabila terdapat data yang masih tidak stasioner maka hal yang harus dilakukan selanjutnya adalah melakukan *differencing* tingkat pertama (*first differencing*) dan akan dilakukan terus *differencing* berikutnya hingga data dapat dinyatakan stasioner. Pada tahap ini penulis melakukan *differencing* sebanyak dua kali agar data dapat dinyatakan stasioner. Proses *differencing* dapat dilihat pada gambar 4.26 dan 4.27 berikut :

```

# First-order differencing
df_monthly['prices_box_diff_1'] = df_monthly['prices_box_diff'] - df_monthly['prices_box_diff'].shift(1)

# Drop NaN values resulting from differencing
df_monthly.dropna(inplace=True)

# Checking Stationarity
adf_result_diff_1 = sm.tsa.adfuller(df_monthly['prices_box_diff_1'])

print("\nDickey-Fuller test after first-order differencing:")
print("ADF Statistic:", adf_result_diff_1[0])
print("p-value:", adf_result_diff_1[1])
print("Critical Values:", adf_result_diff_1[4])
if adf_result_diff_1[1] <= 0.05:
    print("The first-order differenced time series is likely stationary (reject the null hypothesis)")
else:
    print("The first-order differenced time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)")

```

Gambar 4. 26 Differencing Orde 1

Pada gambar diatas merupakan lanjutan dari langkah sebelumnya untuk meningkatkan keberlanjutan deret waktu dengan melakukan *first-order differencing* setelah melakukan transformasi Box-Cox dan *seasonal differencing*.

```

# Second-order differencing
df_monthly['prices_box_diff_2'] = df_monthly['prices_box_diff_1'] - df_monthly['prices_box_diff_1'].shift(1)

# Drop NaN values resulting from differencing
df_monthly.dropna(inplace=True)

# Checking Stationarity
adf_result_diff_2 = sm.tsa.adfuller(df_monthly['prices_box_diff_2'])

print("\nDickey-Fuller test after second-order differencing:")
print("ADF Statistic:", adf_result_diff_2[0])
print("p-value:", adf_result_diff_2[1])
print("Critical Values:", adf_result_diff_2[4])
if adf_result_diff_2[1] <= 0.05:
    print("The second-order differenced time series is likely stationary (reject the null hypothesis)")
else:
    print("The second-order differenced time series is likely non-stationary (fail to reject the null hypothesis)")

```

Gambar 4. 27 Differencing Orde 2

Gambar diatas merupakan proses *second-order differencing* pada deret waktu yang sebelumnya telah mengalami *first-order differencing*. Tujuannya adalah untuk terus meningkatkan dan mencapai sifat stasioner yang lebih kuat pada data harga koin BTC dan ETH. Hasil pengujian stasioner dapat dilihat pada tabel 4.10 berikut :

Tabel 4. 10 Hasil Pengujian *Second Differencing* BTC dan ETH

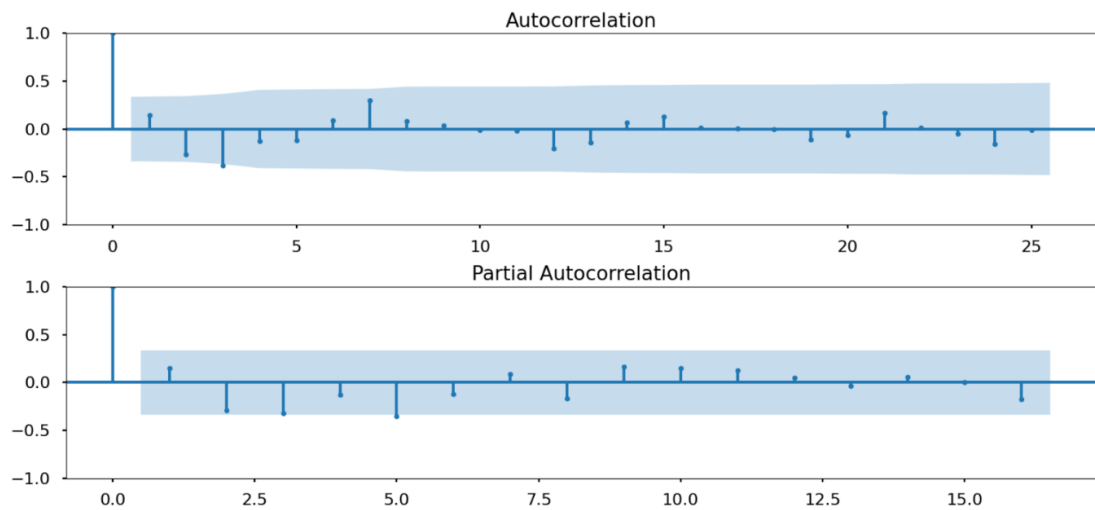
Nilai	<i>Second Differencing</i> BTC	<i>Second Differencing</i> ETH
p-value	0.00047361109936889265	0.00004538743973

Berdasarkan hasil pengujian yang dinyatakan pada tabel diketahui bahwa nilai p-value data harga BTC adalah 0.00047361109936889265 dan ETH 0.0000453874397 setelah melakukan tahap *second differencing*. Nilai p-value tersebut lebih kecil dari 5% atau 0.05, Karena nilai p-value lebih kecil dari taraf signifikansi 5% maka H_0 ditolak, yang artinya data dapat dinyatakan sudah stasioner. Setelah diketahui bahwa data sudah stasioner maka selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA sementara.

4.6.2 Identifikasi Parameter Model ARIMA (ACF dan PACF)

Pada tahap awal pemodelan ARIMA, langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan pemeriksaan plot fungsi autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF). Tujuan dari pemeriksaan ini adalah untuk menentukan konfigurasi model ARIMA yang paling sesuai dengan

data deret waktu yang diamati. Langkah-langkah pemodelan melalui plot ACF dan PACF dapat dilihat pada gambar 4.28 berikut:



Gambar 4. 28 Tahapan Plot ACF dan PACF

Source code di atas digunakan untuk membuat plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dari deret waktu yang telah mengalami *second-order differencing* (`prices_box_diff_2`). Untuk plot ACF dan PACF dapat dilihat pada gambar 4.29 berikut:

```
#Autocorrelation and Partial Autocorrelation Plots
plt.figure(figsize=(15, 7))
ax1 = plt.subplot(211)
sm.graphics.tsa.plot_acf(df_monthly['prices_box_diff_2'][13:].values.squeeze(), lags=25, ax=ax1)
ax2 = plt.subplot(212)
sm.graphics.tsa.plot_pacf(df_monthly['prices_box_diff_2'][13:].values.squeeze(), ax=ax2) # Using the default number of lags
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Gambar 4. 29 Visualisasi Plot ACF dan PACF data harga BTC

Berdasarkan Plot ACF dan PACF diatas dapat diketahui bahwa data dapat dinyatakan stasioner, dikarenakan data lebih terlihat berada disekitar nilai rata-rata yang konstan dari waktu ke waktu.

4.6.3 Estimasi Parameter Model

Pada tahap ini penulis akan melakukan penentuan estimasi parameter model untuk mencari semua kemungkinan parameter model. Estimasi parameter model yang digunakan oleh penulis yaitu model SARIMAX.

model SARIMAX menggunakan library statsmodels, dimana pada library ini menyediakan fungsi SARIMAX() yang secara otomatis akan mencari semua kemungkinan parameter model. Berikut source code untuk menentukan estimasi parameter model terbaik.

```
#Initial approximation of parameters
Qs = range(0, 2)
qs = range(0, 3)
Ps = range(0, 3)
ps = range(0, 3)
D = 1
d = 1
parameters = product(ps, qs, Ps, Qs)
parameters_list = list(parameters)
print(f"Total parameter combinations: {len(parameters_list)}")

#Model Selection
results = []
best_aic = float("inf")
warnings.filterwarnings('ignore')

for i, param in enumerate(parameters_list, start=1):
    print(f"Fitting model {i}/{len(parameters_list)} with parameters: {param}")
    try:
        model = sm.tsa.statespace.SARIMAX(
            df_monthly['Close_box'],
            order=(param[0], d, param[1]),
            seasonal_order=(param[2], D, param[3], 12)
        ).fit(dispatch=-1)
    except Exception as e:
        print(f"Error fitting model with parameters {param}: {e}")
        continue
```

Gambar 4. 30 Tahapan Estimasi Parameter Model

Pada gambar diatas merupakan bagian dari proses pencarian parameter terbaik untuk model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Pada langkah pertama, berbagai kombinasi parameter untuk komponen musiman dan non-musiman diinisialisasi. Rentang nilai untuk setiap parameter ditentukan dan mengatur seluruh kombinasi parameter yang mungkin dihasilkan.

Langkah berikutnya adalah proses pemilihan model. Sebuah loop for digunakan untuk iterasi melalui setiap kombinasi parameter. Pada setiap iterasi, model SARIMA dengan parameter tertentu di-fit ke data menggunakan *library* statsmodels. Jika proses *fitting* mengalami kesalahan, misalnya jika model tidak konvergen, kesalahan akan dicetak, dan iterasi akan melanjutkan ke parameter berikutnya.

4.6.4 Pemilihan Model ARIMA

Setelah dilakukan penentuan estimasi parameter model, selanjutnya adalah tahap memilih model SARIMA yang terbaik untuk digunakan dalam prediksi harga, untuk Langkah-langkahnya dapat dilihat pada gambar berikut:

```
aic = model.aic
results.append([param, aic])

if aic < best_aic:
    best_model = model
    best_aic = aic
    best_param = param

print(f"\nBest model AIC: {best_aic}")
print(f"Best model parameters: {best_param}")

result_table = pd.DataFrame(results)
result_table.columns = ['parameters', 'aic']
print(result_table.sort_values(by = 'aic', ascending=True).head())
print(best_model.summary())
```

Gambar 4. 31 Tahapan Memilih Model Terbaik

Pada *source code* diatas penulis mengumpulkan hasil dari iterasi model SARIMA dan mengidentifikasi model terbaik berdasarkan nilai AIC terendah. Selama iterasi, nilai AIC dari setiap model disimpan dalam *list results*. Setelah semua iterasi selesai, program akan mengidentifikasi model dengan AIC terendah, menyimpan parameter-parameter dan nilai AIC terkaitnya. Selanjutnya, program mencetak informasi tentang model terbaik, termasuk nilai AIC dan parameter. Hasil dari semua model juga dicetak dalam bentuk tabel untuk memberikan gambaran lebih rinci. Berikut *output* dari program yang dapat dilihat dibawah ini :

```
Total parameter combinations: 54
Fitting model 1/54 with parameters: (0, 0, 0, 0)
Fitting model 2/54 with parameters: (0, 0, 0, 1)
Fitting model 3/54 with parameters: (0, 0, 1, 0)
Fitting model 4/54 with parameters: (0, 0, 1, 1)
Fitting model 5/54 with parameters: (0, 0, 2, 0)
Fitting model 6/54 with parameters: (0, 0, 2, 1)
Fitting model 7/54 with parameters: (0, 1, 0, 0)
Fitting model 8/54 with parameters: (0, 1, 0, 1)
Fitting model 9/54 with parameters: (0, 1, 1, 0)
Fitting model 10/54 with parameters: (0, 1, 1, 1)
Fitting model 11/54 with parameters: (0, 1, 2, 0)
```

Fitting model 12/54 with parameters: (0, 1, 2, 1)
 Fitting model 13/54 with parameters: (0, 2, 0, 0)
 Fitting model 14/54 with parameters: (0, 2, 0, 1)
 Fitting model 15/54 with parameters: (0, 2, 1, 0)
 Fitting model 16/54 with parameters: (0, 2, 1, 1)
 Fitting model 17/54 with parameters: (0, 2, 2, 0)
 Fitting model 18/54 with parameters: (0, 2, 2, 1)
 Fitting model 19/54 with parameters: (1, 0, 0, 0)
 Fitting model 20/54 with parameters: (1, 0, 0, 1)
 Fitting model 21/54 with parameters: (1, 0, 1, 0)
 Fitting model 22/54 with parameters: (1, 0, 1, 1)
 Fitting model 23/54 with parameters: (1, 0, 2, 0)
 Fitting model 24/54 with parameters: (1, 0, 2, 1)
 Fitting model 25/54 with parameters: (1, 1, 0, 0)
 Fitting model 26/54 with parameters: (1, 1, 0, 1)
 Fitting model 27/54 with parameters: (1, 1, 1, 0)
 Fitting model 28/54 with parameters: (1, 1, 1, 1)
 Fitting model 29/54 with parameters: (1, 1, 2, 0)
 Fitting model 30/54 with parameters: (1, 1, 2, 1)
 Fitting model 31/54 with parameters: (1, 2, 0, 0)
 Fitting model 32/54 with parameters: (1, 2, 0, 1)
 Fitting model 33/54 with parameters: (1, 2, 1, 0)
 Fitting model 34/54 with parameters: (1, 2, 1, 1)
 Fitting model 35/54 with parameters: (1, 2, 2, 0)
 Fitting model 36/54 with parameters: (1, 2, 2, 1)
 Fitting model 37/54 with parameters: (2, 0, 0, 0)
 Fitting model 38/54 with parameters: (2, 0, 0, 1)
 Fitting model 39/54 with parameters: (2, 0, 1, 0)
 Fitting model 40/54 with parameters: (2, 0, 1, 1)
 Fitting model 41/54 with parameters: (2, 0, 2, 0)
 Fitting model 42/54 with parameters: (2, 0, 2, 1)
 Fitting model 43/54 with parameters: (2, 1, 0, 0)
 Fitting model 44/54 with parameters: (2, 1, 0, 1)
 Fitting model 45/54 with parameters: (2, 1, 1, 0)
 Fitting model 46/54 with parameters: (2, 1, 1, 1)
 Fitting model 47/54 with parameters: (2, 1, 2, 0)
 Fitting model 48/54 with parameters: (2, 1, 2, 1)
 Fitting model 49/54 with parameters: (2, 2, 0, 0)
 Fitting model 50/54 with parameters: (2, 2, 0, 1)
 Fitting model 51/54 with parameters: (2, 2, 1, 0)
 Fitting model 52/54 with parameters: (2, 2, 1, 1)
 Fitting model 53/54 with parameters: (2, 2, 2, 0)
 Fitting model 54/54 with parameters: (2, 2, 2, 1)

Best model AIC: 186.9559543577669

Best model parameters: (0, 2, 2, 0)

	parameters	aic
16	(0, 2, 2, 0)	186.955954
37	(2, 0, 0, 1)	187.240895
12	(0, 2, 0, 0)	187.250732
34	(1, 2, 2, 0)	187.355701
13	(0, 2, 0, 1)	187.539469

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Close_box	No. Observations:	47
Model:	SARIMAX(0, 1, 2)x(2, 1, [], 12)	Log Likelihood	-88.478
Date:	Sat, 13 Jan 2024	AIC	186.956
Time:	00:28:42	BIC	194.588
Sample:	02-29-2020	HQIC	189.559
	- 12-31-2023		

Gambar 4. 32 Model SARIMA Terbaik

Dalam pemilihan model ARIMA, kriteria utama yang digunakan adalah membandingkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dari berbagai model. Semakin kecil nilai AIC, maka model tersebut dapat dianggap sebagai model ARIMA terbaik. Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa nilai AIC yang terkecil terdapat pada model SARIMA (0,2,2,0) yang dalam bentuk lain dapat ditulis dengan model SARIMA(0,1,2) (2,1,0) 12 dengan rincian orde non musiman yaitu $p = 0$, $d = 1$, $q = 2$ dan orde musiman yaitu $P = 2$, $Q = 0$, dan S (*seasonal period*) = 12.

4.6.5 Prediksi Harga *Cryptocurrency*

Setelah mendapatkan model SARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC yang terkecil, maka langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi harga *cryptocurrency*.

4.6.6 Prediksi Harga Harian BTC dan ETH

Pada tahap ini akan dilakukan prediksi harga BTC dan ETH selama dengan jangka waktu 365 hari ke depan menggunakan parameter model terbaik. Selanjutnya, model melakukan prediksi seperti pada gambar berikut:

```
# Number of periods to forecast into the future
forecast_periods = 365

# Forecast
forecast = best_model.get_forecast(steps=forecast_periods)

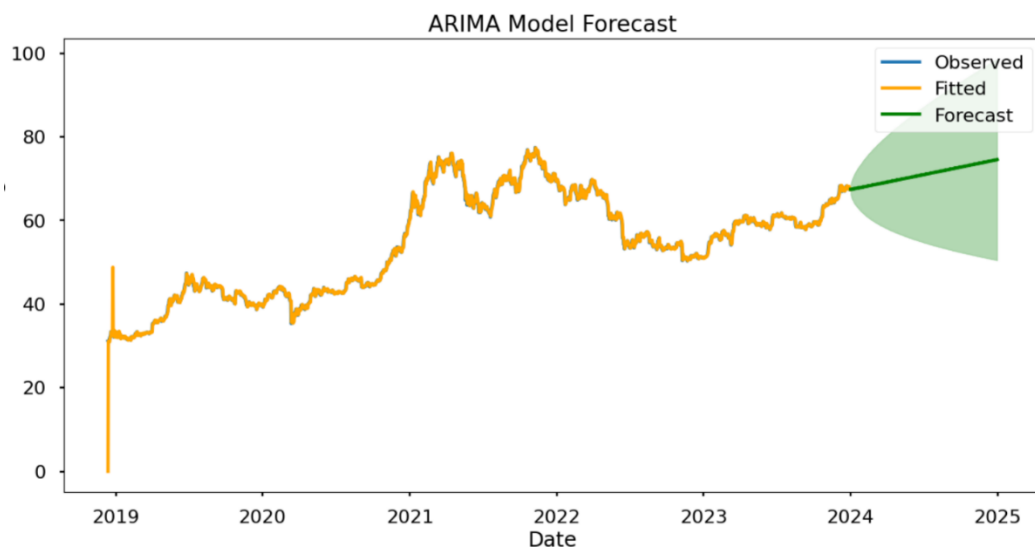
# Extracting forecasted mean and confidence intervals
forecast_mean = forecast.predicted_mean
forecast_conf_int = forecast.conf_int()

# Assuming your data has a datetime index
forecast_index = pd.date_range(start=df_daily.index[-1] + pd.DateOffset(days=1), periods=forecast_periods, freq='D')

# Plotting the observed values, the fitted values, and the forecast
plt.figure(figsize=(15, 7))
plt.plot(df_daily['Close_box'], label='Observed')
plt.plot(best_model.fittedvalues, label='Fitted', color='orange')
plt.plot(forecast_index, forecast_mean, label='Forecast', color='green')
plt.fill_between(forecast_index, forecast_conf_int.iloc[:, 0], forecast_conf_int.iloc[:, 1], color='green', alpha=0.3)
```

Gambar 4. 33 Prediksi Harga Harian Bitcoin dan Ethereum – ARIMA

Gambar 4. 33 diatas merupakan langkah-langkah dalam melakukan peramalan (*forecasting*) pada data time series menggunakan model terbaik (*best_model*) yang ditentukan oleh nilai AIC yang terkecil. Pertama, penulis menentukan jumlah periode ke depan yang akan dilakukan prediksi harga menggunakan variabel *forecast_periods* selama 365 hari kedepan. Selanjutnya, dilakukan peramalan menggunakan model terbaik (*best_model*). Fungsi *get_forecast()* digunakan dengan parameter *steps=forecast_periods* untuk menghasilkan peramalan sebanyak jumlah periode yang telah ditentukan sebelumnya. Terakhir, penulis melakukan plotting untuk memvisualisasikan data observasi, nilai yang telah di-fitkan oleh model dan hasil peramalan ke depan. *Plotting* ini dilakukan menggunakan *library matplotlib*, dengan garis biru merepresentasikan data observasi, garis kuning menunjukkan nilai yang telah di-fitkan oleh model, dan garis hijau serta area bayangan di sekitarnya menggambarkan hasil peramalan. Visualisasi hasil prediksi harga dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4. 34 Visualisasi Prediksi Harga Harian BTC

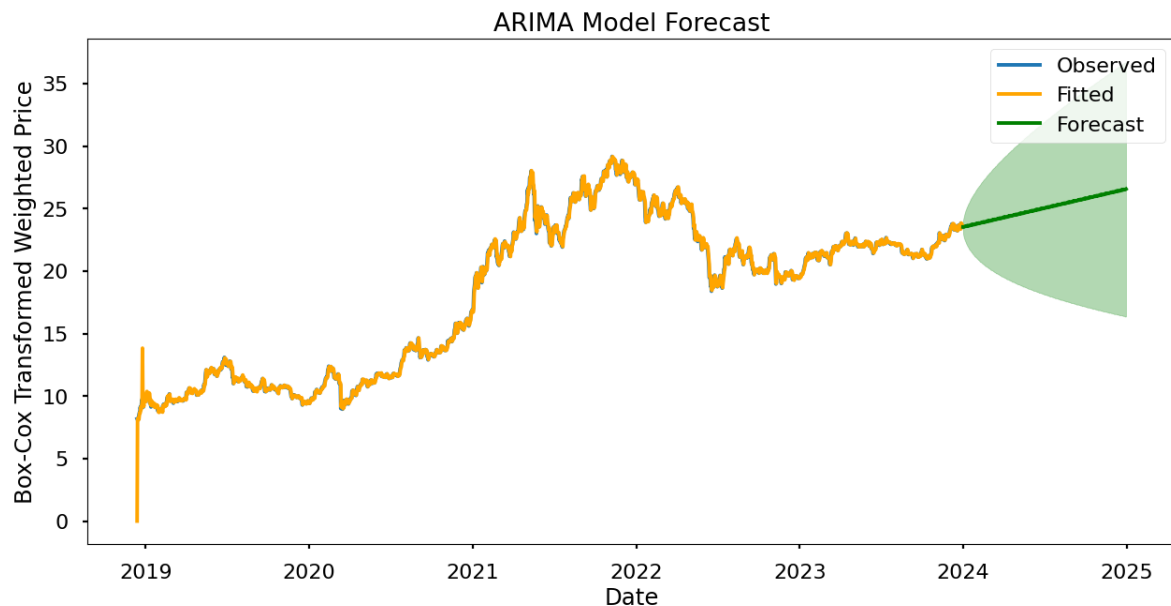
Pada gambar diatas garis berwarna hijau merupakan hasil dari forecasting ARIMA dan garis berwarna kuning merupakan dari data aktual. Algoritma ARIMA mampu memprediksi dengan sangat baik selama

periode awal tahun 2019 hingga awal tahun 2021, kecuali pertengahan tahun 2021 karena volatilitas pasar. Penting untuk diingat bahwa prediksi harga Bitcoin tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat Keputusan jual dan beli. Berikut ini hasil dari peramalan *close price* harga BTC mulai dari 1 Januari 2024 hingga 30 April 2024 menggunakan algoritma ARIMA yang dapat dilihat pada tabel 4.11, dan untuk harga prediksi hingga akhir Desember 2024 dapat dilihat pada lampiran 3.

Tabel 4. 11 Prediksi Harga Harian Bitcoin

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
01/01/2024	42293,37	01/02/2024	43392,99	01/03/2024	44690,05	01/04/2024	45995,61
02/01/2024	42318,09	02/02/2024	43634,25	02/03/2024	44747,26	02/04/2024	46245,34
03/01/2024	42268,61	03/02/2024	43551,92	03/03/2024	44691,51	03/04/2024	46161,78
04/01/2024	42201,22	04/02/2024	43588,61	04/03/2024	44776,80	04/04/2024	46195,53
05/01/2024	42326,55	05/02/2024	43663,26	05/03/2024	44891,12	05/04/2024	46274,99
06/01/2024	42467,36	06/02/2024	43664,16	06/03/2024	44959,88	06/04/2024	46270,91
07/01/2024	42572,04	07/02/2024	43720,99	07/03/2024	45051,52	07/04/2024	46329,53
08/01/2024	42396,41	08/02/2024	43666,75	08/03/2024	44941,90	08/04/2024	46272,33
09/01/2024	42648,88	09/02/2024	43749,71	09/03/2024	45187,30	09/04/2024	46359,83
10/01/2024	42527,91	10/02/2024	43859,37	10/03/2024	45105,03	10/04/2024	46477,23
11/01/2024	42632,31	11/02/2024	43928,64	11/03/2024	45138,22	11/04/2024	46547,61
12/01/2024	42681,66	12/02/2024	44014,83	12/03/2024	45216,38	12/04/2024	46641,83
13/01/2024	42758,56	13/02/2024	43910,53	13/03/2024	45212,36	13/04/2024	46529,21
14/01/2024	42823,60	14/02/2024	44148,35	14/03/2024	45270,01	14/04/2024	46781,03
15/01/2024	42780,10	15/02/2024	44065,99	15/03/2024	45213,75	15/04/2024	46696,79
16/01/2024	42844,79	16/02/2024	44098,62	16/03/2024	45299,78	16/04/2024	46730,82
17/01/2024	42906,79	17/02/2024	44175,63	17/03/2024	45415,25	17/04/2024	46810,94
18/01/2024	43003,35	18/02/2024	44171,68	18/03/2024	45484,49	18/04/2024	46806,82
19/01/2024	43022,69	19/02/2024	44228,26	19/03/2024	45577,17	19/04/2024	46865,93
20/01/2024	42977,71	20/02/2024	44172,93	20/03/2024	45466,38	20/04/2024	46808,25
21/01/2024	43153,33	21/02/2024	44257,05	21/03/2024	45714,06	21/04/2024	46896,48
22/01/2024	43047,58	22/02/2024	44370,72	22/03/2024	45631,20	22/04/2024	47014,85
23/01/2024	43080,35	23/02/2024	44439,03	23/03/2024	45664,68	23/04/2024	47085,82
24/01/2024	43158,25	24/02/2024	44530,32	24/03/2024	45743,48	24/04/2024	47180,82
25/01/2024	43155,32	25/02/2024	44421,05	25/03/2024	45739,45	25/04/2024	47067,27
26/01/2024	43209,15	26/02/2024	44664,77	26/03/2024	45797,59	26/04/2024	47321,18
27/01/2024	43154,87	27/02/2024	44583,17	27/03/2024	45740,86	27/04/2024	47236,23
28/01/2024	43229,38	28/02/2024	44616,34	28/03/2024	45827,64	28/04/2024	47270,54
29/01/2024	43342,54	29/02/2024	44693,74	29/03/2024	45944,05	29/04/2024	47351,33
30/01/2024	43413,61			30/03/2024	46013,86	30/04/2024	47347,18
31/01/2024	43505,03			31/03/2024	46107,29		

Selanjutnya akan dilakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 365 hari kedepan. Berikut visualisasi prediksi harga Ethereum seperti pada gambar berikut:



Gambar 4. 35 Visualisasi Prediksi Harga Harian ETH

Pada gambar diatas garis berwarna hijau merupakan hasil dari forecasting ARIMA, garis berwarna biru merupakan data aktual, dan garis berwarna kuning adalah data yang sudah di fit. Algoritma ARIMA mampu memprediksi dengan sangat baik selama periode awal tahun 2019 hingga awal tahun 2021, kecuali pertengahan tahun 2021 karena volatilitas pasar. Namun, penting untuk diingat bahwa prediksi harga Ethereum tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat keputusan jual dan beli. Berikut ini hasil dari peramalan *close price* harga ETH mulai dari 1 Januari 2024 hingga 30 April 2024 menggunakan algoritma ARIMA yang dapat dilihat pada tabel 4.12, dan untuk harga prediksi hingga akhir Desember 2024 dapat dilihat pada lampiran 4.

Tabel 4. 12 Prediksi Harga Harian Ethereum

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
01/01/2024	2276,82	01/02/2024	2361,11	01/03/2024	2447,47	01/04/2024	2535,82
02/01/2024	2275,88	02/02/2024	2374,86	02/03/2024	2445,40	02/04/2024	2550,33
03/01/2024	2275,15	03/02/2024	2370,94	03/03/2024	2445,47	03/04/2024	2546,19
04/01/2024	2284,00	04/02/2024	2369,79	04/03/2024	2454,16	04/04/2024	2544,97
05/01/2024	2290,58	05/02/2024	2381,79	05/03/2024	2461,61	05/04/2024	2557,63
06/01/2024	2295,54	06/02/2024	2378,33	06/03/2024	2466,46	06/04/2024	2553,99
07/01/2024	2301,17	07/02/2024	2376,31	07/03/2024	2472,70	07/04/2024	2551,86
08/01/2024	2293,92	08/02/2024	2376,38	08/03/2024	2464,81	08/04/2024	2551,93
09/01/2024	2307,20	09/02/2024	2384,89	09/03/2024	2479,01	09/04/2024	2560,90
10/01/2024	2303,50	10/02/2024	2392,17	10/03/2024	2474,97	10/04/2024	2568,59
11/01/2024	2302,27	11/02/2024	2396,92	11/03/2024	2473,77	11/04/2024	2573,60
12/01/2024	2314,09	12/02/2024	2403,03	12/03/2024	2486,16	12/04/2024	2580,04
13/01/2024	2310,65	13/02/2024	2395,31	13/03/2024	2482,60	13/04/2024	2571,89
14/01/2024	2308,72	14/02/2024	2409,21	14/03/2024	2480,51	14/04/2024	2586,56
15/01/2024	2308,74	15/02/2024	2405,25	15/03/2024	2480,58	15/04/2024	2582,38
16/01/2024	2317,10	16/02/2024	2404,08	16/03/2024	2489,37	16/04/2024	2581,15
17/01/2024	2324,21	17/02/2024	2416,21	17/03/2024	2496,89	17/04/2024	2593,94
18/01/2024	2328,87	18/02/2024	2412,71	18/03/2024	2501,79	18/04/2024	2590,26
19/01/2024	2334,83	19/02/2024	2410,67	19/03/2024	2508,10	19/04/2024	2588,10
20/01/2024	2327,29	20/02/2024	2410,74	20/03/2024	2500,13	20/04/2024	2588,17
21/01/2024	2340,88	21/02/2024	2419,34	21/03/2024	2514,48	21/04/2024	2597,24
22/01/2024	2337,01	22/02/2024	2426,71	22/03/2024	2510,39	22/04/2024	2605,01
23/01/2024	2335,86	23/02/2024	2431,50	23/03/2024	2509,18	23/04/2024	2610,07
24/01/2024	2347,74	24/02/2024	2437,68	24/03/2024	2521,71	24/04/2024	2616,59
25/01/2024	2344,32	25/02/2024	2429,87	25/03/2024	2518,10	25/04/2024	2608,35
26/01/2024	2342,32	26/02/2024	2443,92	26/03/2024	2515,99	26/04/2024	2623,17
27/01/2024	2342,38	27/02/2024	2439,92	27/03/2024	2516,06	27/04/2024	2618,95
28/01/2024	2350,80	28/02/2024	2438,74	28/03/2024	2524,94	28/04/2024	2617,70
29/01/2024	2358,01	29/02/2024	2451,00	29/03/2024	2532,55	29/04/2024	2630,63
30/01/2024	2362,71			30/03/2024	2537,50	30/04/2024	2626,91
31/01/2024	2368,75			31/03/2024	2543,88		

4.6.7 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum

Pada tahap ini akan dilakukan prediksi harga bulanan BTC dan ETH selama dengan jangka waktu 24 bulan kedepan menggunakan parameter model terbaik. Langkah-langkah melakukan prediksi dapat dilihat pada gambar berikut:

```
#Number of periods to forecast into the future
forecast_periods = 24

#Forecast
forecast = best_model.get_forecast(steps=forecast_periods)

#Extracting forecasted mean and confidence intervals
forecast_mean = forecast.predicted_mean
forecast_conf_int = forecast.conf_int()

#Datetime index
forecast_index = pd.date_range(start=df_monthly.index[-1] + pd.DateOffset(months=1), periods=forecast_periods, freq='M')

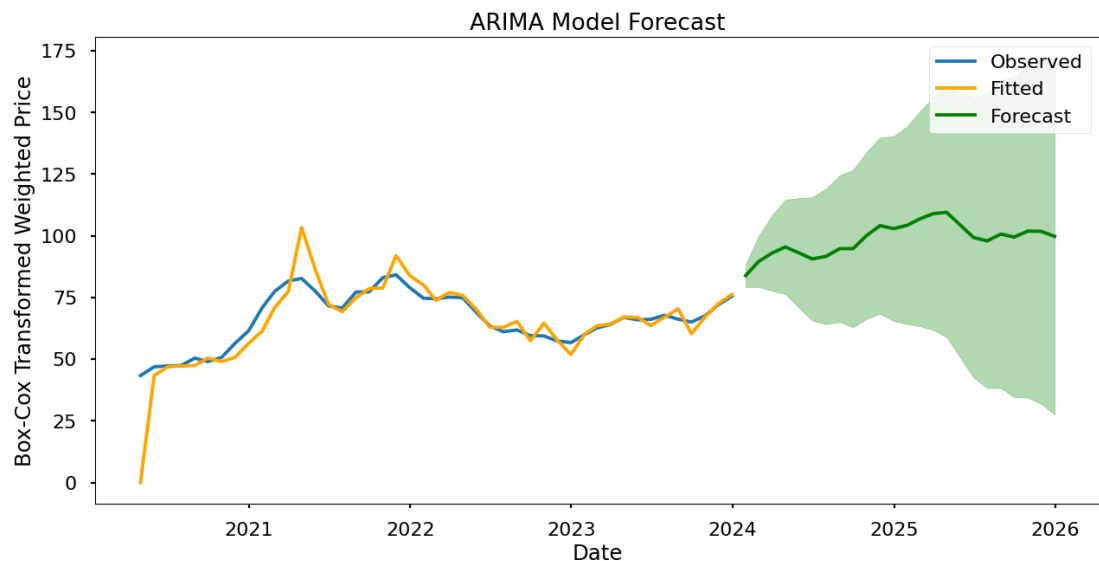
#Inverse transforming the forecasted values
forecasted_usd = invboxcox(forecast_mean, lmbda)

#Plotting USD values against years for both actual and predicted
plt.figure(figsize=(15, 7))
plt.plot(df_monthly.index, df_monthly['Original_Close'], label='Actual USD Values', color='blue')
plt.plot(forecast_index, forecasted_usd, label='Predicted USD Values', color='red')
plt.fill_between(forecast_index, invboxcox(forecast_conf_int.iloc[:, 0], lmbda), invboxcox(forecast_conf_int.iloc[:, 1], lmbda), color='red', alpha=0.3)
```

Gambar 4. 36 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin dan Ethereum - ARIMA

Gambar diatas merupakan langkah-langkah dalam melakukan peramalan (*forecasting*) pada data time series menggunakan model terbaik (*best_model*). Pertama, menentukan jumlah periode ke depan yang akan dilakukan prediksi harga menggunakan variabel *forecast_periods* selama 24 bulan kedepan, Harga yang diprediksi adalah harga penutupan (*close*) pada bulan yang diprediksi. Selanjutnya, melakukan transformasi invers terhadap nilai prediksi yang telah diubah sebelumnya dengan fungsi Box-Cox. Proses ini memungkinkan pengembalian nilai prediksi ke dalam skala aslinya, dalam hal ini, dari transformasi Box-Cox ke nilai harga Bitcoin dalam bentuk USD. Selanjutnya adalah melakukan plotting pada data dengan menggunakan *library* matplotlib, data observasi (*Observed*) direpresentasikan oleh *df_monthly['Close_box']*, sementara nilai yang sesuai dengan model

yang sudah di-fit ('Fitted') ditandai dengan garis oranye, nilai sebenarnya ditandai dengan warna biru dan hasil peramalan (*forecast*) direpresentasikan oleh garis hijau, hasil prediksi harga dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 4. 37 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan BTC

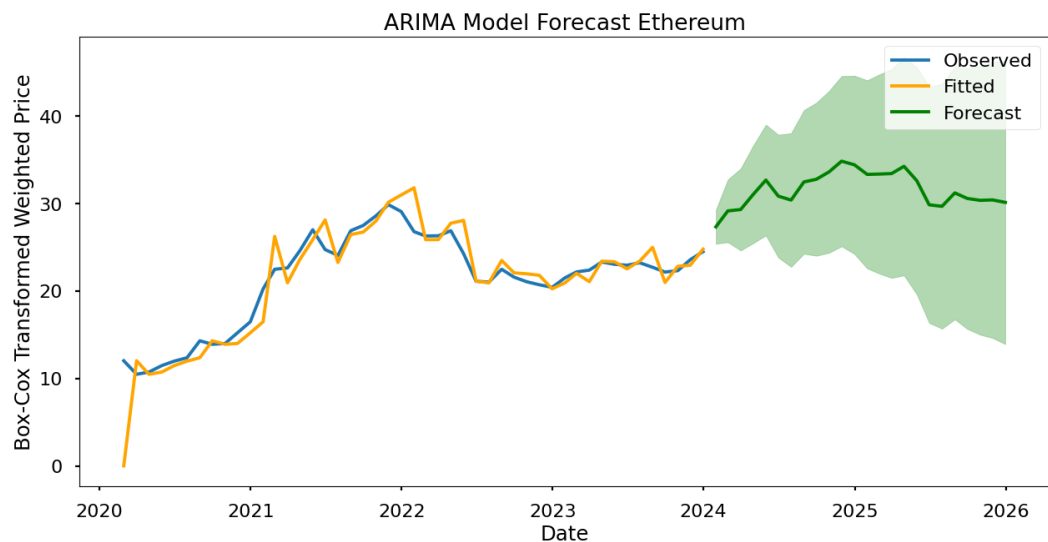
Pada gambar diatas garis berwarna hijau merupakan hasil dari forecasting ARIMA, garis berwarna biru merupakan data aktual, dan garis berwarna kuning adalah data yang sudah di fit. Algoritma ARIMA mampu memprediksi dengan baik selama periode awal tahun 2020 hingga awal tahun 2021, kecuali pertengahan tahun 2021 karena volatilitas pasar. Penting untuk diingat bahwa prediksi harga Bitcoin tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat Keputusan jual dan beli. Berikut ini hasil dari peramalan *close price* harga BTC mulai dari Januari 2024 hingga Desember 2024 menggunakan algoritma ARIMA.

Tabel 4. 13 Prediksi Harga Bulanan Bitcoin

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
31/01/2024	60010,07	31/01/2025	133564.71
29/02/2024	73237,48	28/02/2025	146417.26

31/03/2024	82066,22	31/03/2025	156602.97
30/04/2024	90110,07	30/04/2025	161422.66
31/05/2024	84387,85	31/05/2025	142139.73
30/06/2024	4951.53	30/06/2025	125246.27
31/07/2024	4707.74	31/07/2024	122429.71
31/08/2024	5913.83	31/08/2025	131768.71
30/09/2024	6107.22	30/09/2025	127577.22
31/10/2024	6677.44	31/10/2025	139310.01
30/11/2024	7557.33	30/11/2025	143423.95
31/12/2024	7251.05	31/12/2025	137642.63

Selanjutnya penulis akan melakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 24 bulan kedepan. Berikut adalah visualisasi prediksi harga Ethereum yang memperlihatkan estimasi harga di akhir setiap bulan selama periode 24 bulan mendatang dihitung dari Januari 2024.



Gambar 4. 38 Visualisasi Prediksi Harga Bulanan ETH

Pada gambar terlihat ARIMA mampu memprediksi pergerakan harga ETH hingga Desember 2025. Penting untuk diingat bahwa prediksi harga Ethereum tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat keputusan jual dan beli. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 14 Prediksi Harga Bulanan Ethereum

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
31/01/2024	3273.62	31/01/2025	6476.86
29/02/2024	4081.01	29/02/2025	6501.60
31/03/2024	4156.07	31/03/2025	6540.01
30/04/2024	5051.65	30/04/2025	7124.31
31/05/2024	6049.22	31/05/2025	6002.10
30/06/2024	4951.53	30/06/2025	4423.67
31/07/2024	4707.74	31/07/2025	4338.59
31/08/2024	5913.83	31/08/2025	5160.14
30/09/2024	6107.22	30/09/2025	4806.78
31/10/2024	6677.44	31/10/2025	4691.50
30/11/2024	7557.33	30/11/2025	4716.84
31/12/2024	7251.05	31/12/2025	4566.96

4.6.8 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum

Pada tahap ini akan dilakukan prediksi harga tahunan BTC dan ETH selama dengan jangka waktu 5 tahun kedepan menggunakan parameter model terbaik. Langkah-langkah melakukan prediksi dapat dilihat pada gambar berikut:

```
#Number of periods to forecast into the future
forecast_periods = 60

#Forecast
forecast = best_model.get_forecast(steps=forecast_periods)

#Extractting forecasted mean and confidence intervals
forecast_mean = forecast.predicted_mean
forecast_conf_int = forecast.conf_int()

#Datetime index
forecast_index = pd.date_range(start=df_monthly.index[-1] + pd.DateOffset(months=1), periods=forecast_periods, freq='M')

#Inverse transforming the forecasted values
forecasted_usd = invboxcox(forecast_mean, lmbda)
```

```

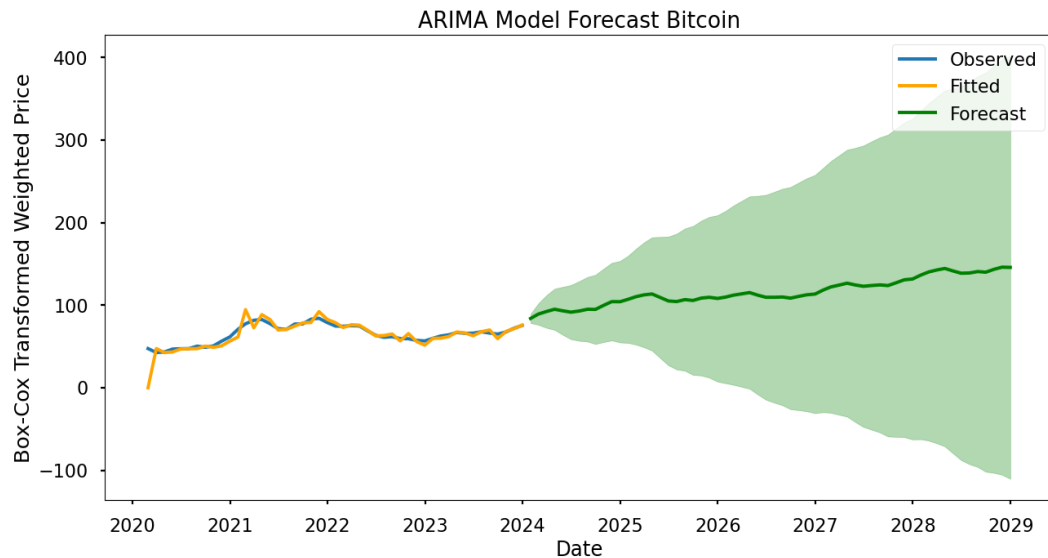
#Plotting USD values against years for both actual and predicted
plt.figure(figsize=(15, 7))
plt.plot(df_monthly.index, df_monthly['Original_Close'], label='Actual USD Values', color='blue')
plt.plot(forecast_index, forecasted_usd, label='Predicted USD Values', color='red')
plt.fill_between(forecast_index, invboxcox(forecast_conf_int.iloc[:, 0], lmbda), invboxcox(forecast_conf_int.iloc[:, 1], lmbda), color='red', alpha=0.3)

plt.title('Bitcoin USD Values Over Time - Actual vs Predicted')
plt.xlabel('Years')
plt.ylabel('USD Values')
plt.legend()
plt.show()

```

Gambar 4. 39 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin dan Ethereum - ARIMA

Gambar 4.39 diatas merupakan langkah-langkah dalam melakukan peramalan (*forecasting*) pada data time series menggunakan model terbaik (*best_model*). Pertama, penulis menentukan jumlah periode ke depan yang akan dilakukan prediksi harga menggunakan variabel *forecast_periods* selama 5 tahun kedepan dan setara dengan 60 bulan kedepan. Setelah mendapatkan prediksi, kodingan melakukan transformasi invers terhadap nilai prediksi yang sebelumnya telah diubah dengan fungsi Box-Cox menggunakan *invboxcox*. Proses ini mengembalikan nilai prediksi ke dalam skala aslinya, yaitu dari transformasi Box-Cox ke nilai harga Bitcoin dan Ethereum dalam bentuk USD. Selanjutnya, hasil prediksi yang telah diinverse dan nilai USD asli dari data (*df_monthly['Original_Close']*) disajikan dalam sebuah plot. Plot tersebut menunjukkan nilai sebenarnya (biru) dan nilai yang diprediksi (merah) terhadap indeks waktu dalam bentuk tahun. Plot ini memberikan visualisasi yang membandingkan nilai sebenarnya dan prediksi, memungkinkan evaluasi kinerja model ARIMA untuk jangka waktu yang lebih panjang. Visualisasi hasil prediksi harga dapat dilihat pada gambar dibawah ini :



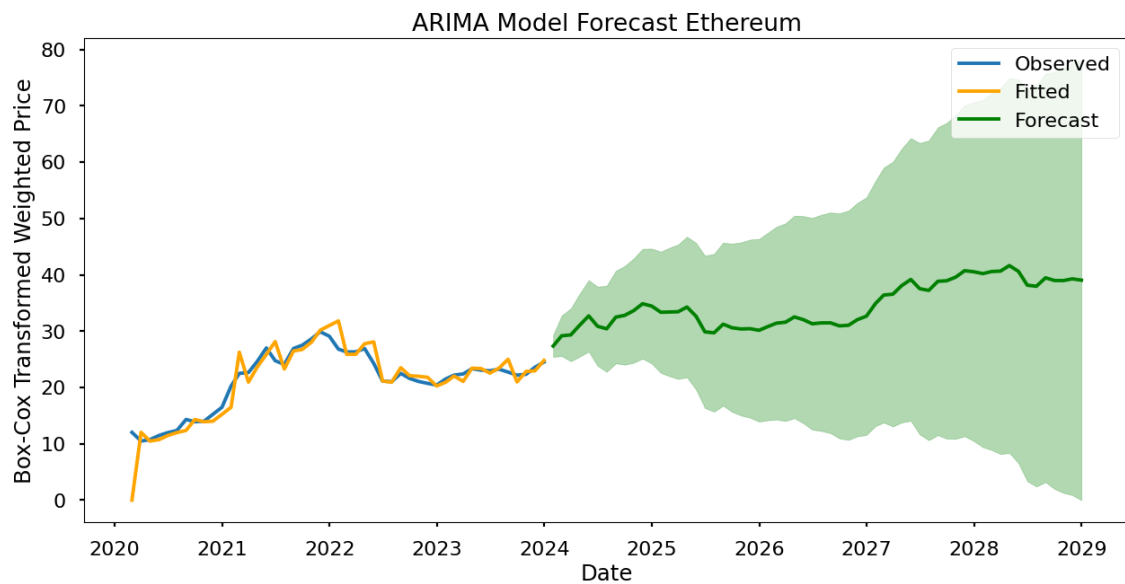
Gambar 4. 40 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan BTC

Pada gambar terlihat ARIMA mampu memprediksi pergerakan harga BTC hingga Desember 2028. Penting untuk diingat bahwa prediksi harga Bitcoin tidak selalu akurat dan harga Bitcoin dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat Keputusan jual dan beli. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 15 Prediksi Harga Tahunan Bitcoin

Tanggal	Prediksi harga
31/12/2024	121717,38
31/12/2025	137642,63
31/12/2026	160934,33
31/12/2027	262896,01
29/12/2028	367555,88

Selanjutnya akan dilakukan prediksi terhadap harga Ethereum selama 5 tahun kedepan. Berikut visualisasi prediksi harga Ethereum yang memperlihatkan estimasi harga tahunan Ethereum selama periode 5 tahun mendatang dihitung dari Januari 2024.



Gambar 4. 41 Visualisasi Prediksi Harga Tahunan ETH

Pada gambar terlihat ARIMA mampu memprediksi pergerakan harga ETH hingga Desember 2028. Penting untuk diingat bahwa prediksi harga Ethereum tidak selalu akurat dan harga Ethereum dapat bervariasi secara signifikan. Gambar ini hanya sebagai salah satu sumber informasi yang digunakan untuk membantu dalam membuat Keputusan jual dan beli. Untuk hasil prediksi harga dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 16 Prediksi Harga Tahunan Ethereum

Tanggal	Harga
31/12/2024	7929,07
31/12/2025	4931,53
31/12/2026	6197,28
31/12/2027	14593,11
29/12/2028	12726,99

4.6.9 Evaluasi Model ARIMA

Evaluasi hasil prediksi dari model ARIMA memiliki tujuan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi harga cryptocurrency. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE). Ketiga metrik ini memberikan gambaran tentang

sejauh mana hasil prediksi model mendekati nilai sebenarnya. Nilai-nilai metrik evaluasi yang kecil mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi cenderung minim, sehingga hasil prediksi dapat dinyatakan akurat. Evaluasi ini menjadi kunci dalam memvalidasi kinerja model ARIMA dalam memprediksi pergerakan harga cryptocurrency.

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_absolute_percentage_error

# Actual values from January 1, 2023, to December 31, 2023
y_true = df_daily['Original_Close'].loc['2023-01-01':'2023-12-31']

# Predicted values
y_pred = predicted_df['Predicted_USD']

# Mean Squared Error
mse = mean_squared_error(y_true, y_pred)
print('MSE:', mse)

# Root Mean Squared Error
rmse = np.sqrt(mse)
print('RMSE:', rmse)

# Mean Absolute Percentage Error
mape = mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred) * 100
print(f'MAPE: {mape:.2f}%')
```

Gambar 4. 42 Formula MAPE, MSE, dan RMSE

Gambar di atas adalah implementasi penghitungan beberapa metrik evaluasi kinerja model regresi menggunakan *library* scikit-learn di Python. Pertama-tama, penulis menggunakan *library* scikit-learn untuk mengimport fungsi MAPE, MSE, dan RMSE. Selanjutnya, dilakukan pengambilan data harga aktual *cryptocurrency* (*y_true*) dan harga *cryptocurrency* yang diprediksi (*y_pred*) untuk periode tertentu, dalam hal ini mulai dari 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2023. Data aktual diambil dari kolom 'Original_Close' pada *dataframe* harian (*df_daily*), sedangkan data hasil prediksi diambil dari kolom 'Predicted_USD' pada *dataframe* 'predicted_df'.

Setelah memperoleh kedua set data, langkah selanjutnya adalah perhitungan tiga metrik evaluasi kinerja model, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MSE mengukur rata-

rata dari kuadrat perbedaan antara harga aktual dan harga yang diprediksi. RMSE adalah akar kuadrat dari MSE, memberikan gambaran tentang sejauh mana kesalahan relatif dalam prediksi model. MAPE mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut antara harga aktual dan harga yang diprediksi, dan hasilnya dikalikan dengan 100 untuk mengonversinya ke dalam persentase.

Diketahui bahwa dengan menggunakan formula tersebut didapat nilai MAPE, MSE, dan RMSE yang ditunjukkan seperti pada tabel berikut :

Tabel 4. 17 Evaluasi Hasil Prediksi Model ARIMA

Koin	MAPE	MSE	RMSE
BTC	22.54%	476610210.13	21831.40
ETH	23.68%	1168369.75	1080.91

Berdasarkan tabel didapat nilai MAPE pada koin BTC sebesar 22.54% dan ETH sebesar 23.68% , nilai *mean square error* pada koin BTC sebesar 476610210.13, ETH sebesar 1168369.75, dan nilai RMSE pada koin BTC sebesar 21831.40, serta ETH sebesar 1080.91.

4.7 Perbandingan Algoritma FB Prophet dan ARIMA

Dari hasil pengujian dan peramalan menggunakan algoritma FB-Prophet dan ARIMA, diperoleh nilai MSE, dan RMSE sebagai berikut :

Tabel 4. 18 Perbandingan Algoritma FB-Prophet dan ARIMA

Model	MAPE	MSE	RMSE
FB Prophet (BTC)	7.93%	398135989.19	19953.35
FB Prophet (ETH)	8.13%	388269.76	623.11
ARIMA (BTC)	22.54%	16140020334,26	127043.37
ARIMA (ETH)	23.68%	29811728.88	5460.011

Pada tabel 4.18 dapat dilihat bahwa tabel di atas memberikan hasil evaluasi kinerja dari dua model prediksi, yaitu FB Prophet dan ARIMA, untuk koin Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH). Evaluasi

dilakukan menggunakan tiga metrik, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

Untuk model FB Prophet pada koin Bitcoin (BTC), diperoleh nilai MAPE sebesar 7.93%, MSE sebesar 398135989.19, dan RMSE sebesar 19953.35. Nilai MAPE yang relatif rendah menunjukkan bahwa model FB Prophet pada koin BTC memiliki tingkat kesalahan yang kecil dengan range $<10\%$ dan masuk kedalam kategori “Sangat Baik” sesuai dengan tabel 2.1. Nilai MSE dan RMSE yang juga relatif rendah menunjukkan bahwa model FB Prophet memiliki tingkat kesalahan absolut yang lebih kecil dalam memprediksi harga Bicoïn dan Ethereum.

Sementara itu, untuk model FB Prophet pada koin Ethereum (ETH), diperoleh nilai MAPE sebesar 8.13%, nilai MSE sebesar 388,269.76, dan RMSE sebesar 623.11. Meskipun sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan model FB Prophet pada koin BTC, tetapi nilai MAPE pada koin ETH masuk kedalam kategori “Sangat Baik” sesuai dengan tabel 2.1. MSE dan RMSE yang juga relatif rendah menandakan bahwa model ini dapat memberikan hasil prediksi yang memadai untuk harga koin Ethereum.

Sebaliknya, model ARIMA pada koin Bitcoin (BTC) dan Ethereum (ETH) menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi. Untuk koin BTC, diperoleh MAPE sebesar 22.54% dan masuk kedalam kategori “Cukup Akurat/Layak” sesuai dengan tabel 2.1, nilai MSE sebesar 16140020334.26, dan RMSE sebesar 127043.37. Sedangkan untuk koin ETH, diperoleh MAPE sebesar 23.68%, MSE sebesar 29811728.88, dan RMSE sebesar 5460.01. Nilai-nilai ini menandakan bahwa model ARIMA cenderung memiliki tingkat kesalahan yang lebih tinggi dalam memprediksi harga *cryptocurrency* dibandingkan dengan model FB Prophet.

Berdasarkan analisis nilai MAPE, MSE dan RMSE, dapat disimpulkan bahwa Model FB Prophet menunjukkan kinerja yang

lebih baik dibandingkan dengan model ARIMA. Dari metrik tersebut maka model FB-Prophet akan digunakan dalam implementasi prediksi harga cryptocurrency di *website*.

4.8 Perbandingan Harga Prediksi (Model FB-Prophet) dan Harga Aktual

Dalam penelitian ini, penulis melakukan evaluasi perbandingan terhadap kinerja model FB-Prophet dalam memprediksi harga Bitcoin dengan membandingkan harga prediksi model dengan harga aktual pada tanggal 23 Januari 2024 ketika harga *cryptocurrency* berada dalam kondisi yang stabil. Hasil prediksi dari model FB-Prophet menunjukkan angka sebesar 38.623 USD, sedangkan harga aktual Bitcoin pada tanggal tersebut menurut situs web resmi Yahoo Finance adalah 39.845 USD. Lalu penulis melakukan evaluasi perbandingan harga prediksi dan harga aktual pada tanggal 25 Februari 2024 ketika harga *cryptocurrency* mengalami volatilitas yang tinggi. Hasil prediksi dari model FB-Prophet menunjukkan angka sebesar 43.493.64 USD, sedangkan harga aktual Bitcoin menurut situs web resmi Yahoo Finance pada tanggal tersebut adalah 51.773 USD. Dari pengamatan tersebut, dapat dilihat bahwa hasil prediksi harga cenderung mendekati harga aktual ketika kondisi pasar *cryptocurrency* stabil. Namun, ketika pasar mengalami volatilitas, perbedaan antara harga prediksi dan harga aktual dapat menjadi signifikan.

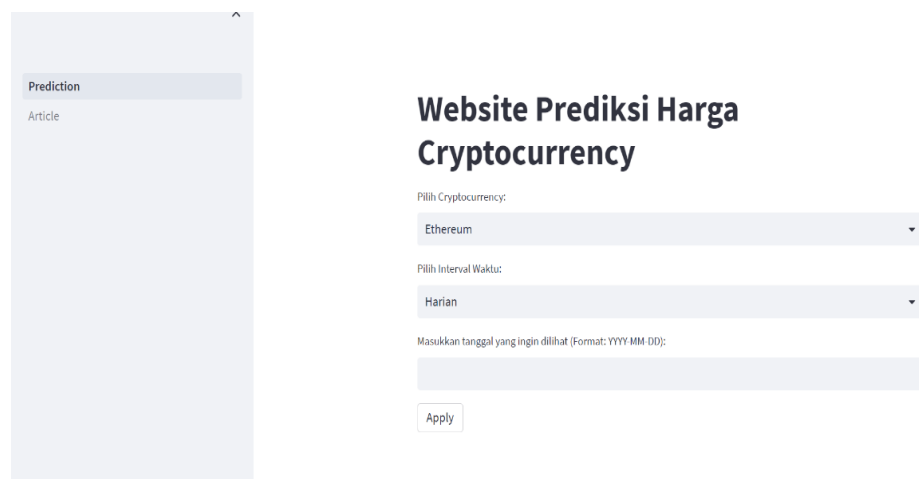
Volatilitas pasar *cryptocurrency* merupakan faktor yang sangat signifikan yang dapat memengaruhi akurasi prediksi harga. Ketika pasar mengalami volatilitas yang tinggi, harga *cryptocurrency* dapat berfluktuasi dengan cepat dan tidak terduga. Dalam situasi seperti ini, harga prediksi dari model FB-Prophet dapat berbeda jauh dengan harga aktual dan penting untuk dicatat bahwa harga prediksi tidak selalu akurat dan harga *cryptocurrency* dapat bervariasi secara signifikan.

4.9 Implementasi Sistem

Pada tahap ini model FB-Prophet akan diimplementasikan kedalam bentuk *website* prediksi harga *cryptocurrency*, model FB-Prophet dipilih karena memiliki akurasi yang lebih baik daripada model ARIMA. Streamlit, sebagai framework berbasis Python, digunakan untuk menyederhanakan pengembangan aplikasi web interaktif. Melalui *website* ini, pengguna dapat dengan mudah mengakses dan menganalisis prediksi harga *cryptocurrency* yang dihasilkan oleh model FB-Prophet.

Website prediksi tersebut dapat menampilkan hasil prediksi dalam bentuk visual yang informatif, seperti grafik hasil prediksi. Selain itu, fitur interaktif seperti pemilihan rentang waktu atau mata uang kripto tertentu dapat ditambahkan untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

Dengan mengimplementasikan model FB-Prophet ke dalam *website* prediksi, diharapkan dapat memberikan akses yang lebih mudah dan cepat bagi pengguna untuk memahami dan menginterpretasi perkiraan harga *cryptocurrency*.



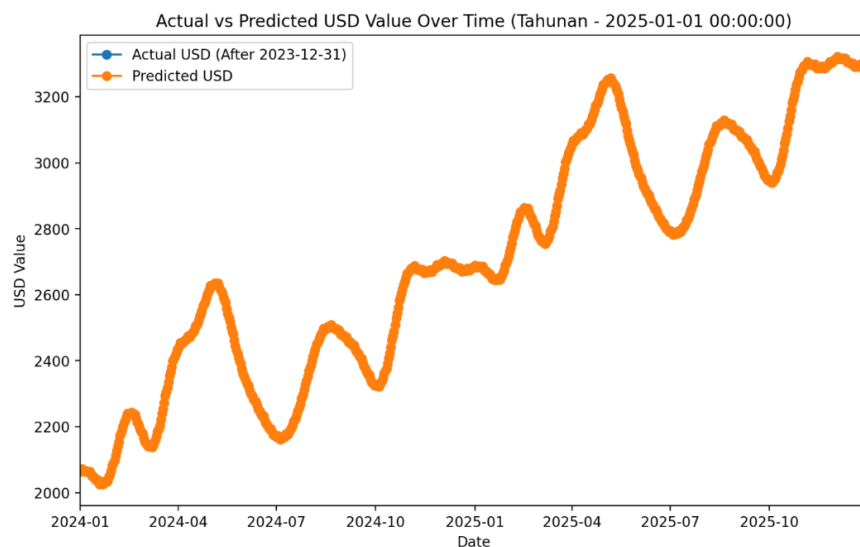
Gambar 4. 43 Halaman Landing Page Website

Pada gambar 4.43 dapat dilihat bahwa halaman *website* dirancang untuk memberikan pengguna kemampuan untuk memperoleh dan memvisualisasikan prediksi harga *cryptocurrency* dengan mudah dan

informatif. Pengguna dapat memilih *cryptocurrency* yang diminati, seperti Bitcoin dan Ethereum, dan menyesuaikan interval waktu prediksi sesuai preferensi, apakah harian, bulanan, atau tahunan. Setelah itu, pengguna diminta untuk memasukkan tanggal tertentu dalam format tertentu sehingga mereka dapat fokus pada prediksi harga pada periode yang spesifik.

Prediksi harga pada 2025-12-31 adalah : 3307.44 USD

Harga tersebut masuk ke dalam zona distribusi, Sangat cocok untuk melakukan take profit



Gambar 4. 44 Tampilan Hasil dan Visualisasi Garis Prediksi

Pada gambar 4.44, terlihat bahwa website mampu menampilkan harga prediksi dan grafik prediksi harga *cryptocurrency* dengan jelas. Grafik tersebut memvisualisasikan garis prediksi harga untuk periode yang dipilih, memberikan gambaran yang mendalam terhadap tren pergerakan harga.

Platform ini tidak hanya membatasi diri pada prediksi harga, melainkan juga mampu mengidentifikasi dan menunjukkan apakah suatu harga berada dalam zona akumulasi (pembelian), distribusi (penjualan/*take-profit*). Pada gambar 4.44 dapat diamati bahwa harga prediksi menyatakan bahwa harga tersebut terletak dalam "zona distribusi," yang secara konvensional dapat diartikan sebagai periode di mana harga dianggap tinggi atau berpotensi untuk mengalami koreksi dan cocok untuk melakukan *take profit*.

Chart Bitcoin



Gambar 4. 45 Tampilan Chart Bitcoin Real-Time

Chart Ethereum



Gambar 4. 46 Tampilan Chart Ethereum Real-Time

Pada gambar 4.45 dan 4.46 dapat diamati bahwa halaman web ini dirancang untuk memberikan pengguna akses tidak hanya kepada prediksi harga *cryptocurrency*, pengguna memiliki kemampuan untuk langsung memonitor harga Bitcoin dan Ethereum secara real-time. Informasi ini sangat berharga karena memungkinkan pengguna untuk

segera merespons perubahan pasar yang terjadi.

Dengan kombinasi antara alat prediksi dan pemantauan real-time, halaman web ini bukan hanya sekadar platform prediksi, melainkan juga pusat informasi yang dapat membantu pengguna dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih cerdas dan responsif terhadap dinamika pasar *cryptocurrency*. Namun, penting untuk diingat bahwa prediksi harga *cryptocurrency* melibatkan tingkat ketidakpastian yang tinggi, Faktor-faktor seperti adopsi institusi, perkembangan teknologi *blockchain*, dan sentimen pasar akan terus memainkan peran penting dalam menentukan arah harga *cryptocurrency* di masa depan, dan keputusan investasi sebaiknya didukung oleh analisis tambahan serta keputusan jual-beli diserahkan kepada pengguna dan menjadi resiko masing-masing pengguna baik *trader* maupun investor *cryptocurrency*.

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian dan hasil pengujian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Implementasi algoritma FB-Prophet dan ARIMA mampu memprediksi harga *cryptocurrency* dan menangkap pola dan fluktuasi pergerakan harga *cryptocurrency* pada koin Bitcoin dan Ethereum.
2. Model FB-Prophet pada koin Bitcoin (BTC), diperoleh MAPE sebesar 7.93%, MSE sebesar 398135989.19, dan RMSE sebesar 19953.35. Begitu pula pada Ethereum (ETH), model FB-Prophet memberikan hasil yang baik dengan MAPE sebesar 8.13%, MSE sebesar 388269.76, dan RMSE sebesar 623.11.
3. Model ARIMA pada koin Bitcoin (BTC), diperoleh MAPE sebesar 22.54%, MSE sebesar 16140020334.26, dan RMSE sebesar 127043.37. Selanjutnya, pada koin Ethereum (ETH) dengan MAPE sebesar 23.68%, MSE sebesar 29811728.88, dan RMSE sebesar 5460.01. Hasil penilaian ini menunjukkan bahwa model FB-Prophet lebih akurat dalam memodelkan dan memprediksi fluktuasi harga *cryptocurrency* karena nilai yang relatif rendah menunjukkan bahwa model FB Prophet memiliki tingkat kesalahan yang kecil.
4. Akurasi prediksi harga *cryptocurrency* cenderung lebih baik ketika harga *cryptocurrency* berada dalam keadaan yang stabil daripada saat harga *cryptocurrency* mengalami volatilitas, Oleh karena itu, hasil prediksi ini tidak selalu akurat dan harga dapat bervariasi secara signifikan tergantung kondisi pasar.
5. Model FB-Prophet memiliki kemampuan dalam menangani pola musiman dan tren secara otomatis. Kemampuan ini memberikan keunggulan tambahan, terutama dalam situasi pasar *cryptocurrency* yang dipengaruhi oleh faktor sentimen pasar dan perubahan tren yang dinamis.

6. Model ARIMA membutuhkan data yang stasioner. Namun, perlu dicatat meskipun data telah melalui proses stasionerisasi, ARIMA masih memiliki kecenderungan untuk menghasilkan prediksi yang kurang baik, cenderung konstan atau flat.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, adapun saran yang dapat diberikan oleh penulis adalah sebagai berikut :

1. Meningkatkan performa model FB-Prophet, penulis menyarankan untuk melakukan eksplorasi dan penyetelan lebih lanjut terhadap parameter yang digunakan. Hal ini dapat mencakup uji coba parameter musiman, pengaturan interval, dan penyesuaian lainnya untuk mengoptimalkan akurasi prediksi.
2. Melakukan kombinasi model FB-Prophet dan ARIMA dalam suatu model hybrid. Hal ini dapat memberikan solusi yang lebih komprehensif dan adaptif terhadap dinamika pasar cryptocurrency.
3. Penelitian ini hanya menggunakan model FB-Prophet dan ARIMA, untuk penelitian diharapkan dapat dilakukan perbandingan menggunakan model lain seperti LSTM, Neural Network, SVM, dan lainnya.
4. Penelitian ini hanya memprediksi koin BTC dan ETH, untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat memprediksi *cryptocurrency* yang lebih banyak lagi seperti koin XRP, BNB, LTC, MANTA, dll.
5. Mengembangkan model prediksi yang lebih kompleks, dengan mempertimbangkan faktor-faktor eksternal yang dapat memengaruhi harga koin *cryptocurrency*, seperti berita, tren pasar global, dan regulasi.
6. Penelitian ini dibangun menggunakan aplikasi berbasis website, untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menerapkannya ke dalam basis lain seperti android atau yang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahsan, R. T., & Rifai, N. A. K. (2023, September). Perbandingan Metode Seasonal ARIMA dan Metode Fuzzy Time Series-Markov Pada Prediksi Inflasi di Indonesia. In *Bandung Conference Series: Statistics* (Vol. 3, No. 2, pp. 662-669).
- Aktivani, S. (2020). Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Statistika*, 20(2), 83-90.
- Aves A. (2018). How to Get Started in Cryptocurrency.
- Aytaç, E. (2021). Forecasting Turkey's hazelnut export quantities with Facebook's prophet algorithm and Box-Cox transformation. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 10(1), 33.
- Dhyani, B., Kumar, M., Verma, P., & Jain, A. (2020). Stock market forecasting technique using arima model. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(6), 2694-2697.
- Gunawan, W., & Ramadani, M. (2023). Analisa Perbandingan Penerapan Metode SARIMA dan Prophet dalam Memprediksi Persediaan Barang PT XYZ. *Faktor Exacta*, 16(2).
- H. Dirgandara and W. T. Rahmawati, "Minat terhadap aset kripto makin tinggi, bursa kripto catat kenaikan volume transaksi," May 17, 2021. <https://investasi.kontan.co.id/news/minat-terhadap-aset-kripto-makin-tinggi-bursa-kripto-catat-kenaikan-volume-transaksi>.
- H Khan, S., & Alghulaiakh, H. (2020). ARIMA model for accurate time series stocks forecasting. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(7).
- Jange, B. (2022). PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) MENGGUNAKAN PROPHET. *JOTIKA Journal In Management and Entrepreneurship*, 1(2), 53-59.
- Jange, B. (2021). Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Prophet. *Journal of Trends Economics and Accounting Research*, 2(1), 1-5.
- Khameswara, T. D., Hidayatullah, W., & Purbo, O. W. (2014). Bitcoin Uang Digital Masa Depan
- Kurniawan, K. (2022). PERAMALAN DENGAN METODE ANALISIS DERET WAKTU PADA CRYPTOCURRENCY PERIODE 2015-2022 (Doctoral dissertation,

- Universitas Mercu Buana Jakarta).
- Lewis, C.D. (1982) *Industrial and Business Forecasting Methods*. Butterworths Publishing, London.
- Mahessara, R. D., & Kartawinata, B. R. (2018). Comparative Analysis of Cryptocurrency in Forms of Bitcoin, Stock, and Gold as Alternative Investment Portfolio in 2014–2017. *Jurnal Sekretaris & Administrasi Bisnis (JSAB)*, 2(2), 38-51
- Mondal, P., Shit, L. and Goswami, S. (2014), “Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices”, *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, Vol. 4 No. 2, p. 13.
- Mardianto, I., Gunawan, M. I., Sugiarto, D., & Rochman, A. (2020). Comparison of rice price forecasting using the ARIMA method on amazon forecast and sagemaker. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(3), 537-543.
- Muzakki, M. A., Sabila, M. A., Sundari, S., & Wisnuadhi, B. (2021, September). Analisis Algoritma Prophet untuk Memprediksi Harga Pangan di Kota Bandung. In *Prosiding Industrial Research Workshop and National Seminar* (Vol. 12, pp. 659-664).
- Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno, S. (2018). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode Arima, Intervensi Dan Arfima (Studi Kasus: Penumpang Kereta Api Kelas Lokal Ekonomi DAOP IV Semarang). *Jurnal Gaussian*, 7(1), 96-109.
- Pradana, N. F. B., & Lestanti, S. (2021). Aplikasi Prediksi Jangka Pendek Harga Bitcoin Menggunakan Metode Arima. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 25(3), 160-174.
- Pranoto, Y. M., Harianto, R. A., & Iswanto, I. (2020). Pemanfaatan Arima Untuk Prediksi Harga Emas Dalam Sistem Rekomendasi Trading Gold Option. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(4), 863-871.
- Ramadhani, D. (2023). *Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Prophet* (Doctoral dissertation, Universitas Medan Area).
- Risnandar, A., & Achmad, A. I. (2023). Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Riset Statistika*, 43-50.
- Spenkelink, H. F. (2014). *The Adoption Process of Cryptocurrencies-Identifying factors that influence the adoption of cryptocurrencies from a multiple stakeholder*

perspective (Master's thesis, University of Twente).

- Susanto, B., & Mahatma, T. (2020). Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras. *Indonesian Journal of Data and Science*, 1(3), 96-107.
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45.
- Wei, W. W. (2006). Time Series Analysis Univariate dan Multivariate Methods. *Canada: Addison Wesley Publishing Company*.
- Wijaya, Y. F., & Triayudi, A. (2023). Penerapan Data Mining Pada Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Algoritma Regresi Linear Berganda dan ARIMA. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 5(1), 73-81.
- Yukhlifa, R. F. (2021). *PERBANDINGAN PREDIKSI HARGA CRYPTOCURRENCY DENGAN MODEL ARIMA DAN LSTM* (Doctoral dissertation, Universitas Internasional Semen Indonesia)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Prediksi Harga Bitcoin Mei 2024 – Desember 2024 (FB-Prophet)

01/05/2024	48832,69	01/06/2024	45437,21	01/07/2024	46330,69	01/08/2024	48821,41
02/05/2024	48666,06	02/06/2024	45442,66	02/07/2024	46346,12	02/08/2024	49016,13
03/05/2024	48623,15	03/06/2024	45459,55	03/07/2024	46440,83	03/08/2024	49201,13
04/05/2024	48559,16	04/06/2024	45476,12	04/07/2024	46347,51	04/08/2024	49366,92
05/05/2024	48466,23	05/06/2024	45577,76	05/07/2024	46391,54	05/08/2024	49531,19
06/05/2024	48363,99	06/06/2024	45495,84	06/07/2024	46428,70	06/08/2024	49681,66
07/05/2024	48242,34	07/06/2024	45554,49	07/07/2024	46451,49	07/08/2024	49903,26
08/05/2024	48188,56	08/06/2024	45608,18	08/07/2024	46479,64	08/08/2024	49927,01
09/05/2024	47936,19	09/06/2024	45648,14	09/07/2024	46502,95	09/08/2024	50076,76
10/05/2024	47811,65	10/06/2024	45692,89	10/07/2024	46608,36	10/08/2024	50206,80
11/05/2024	47671,88	11/06/2024	45731,00	11/07/2024	46528,88	11/08/2024	50308,33
12/05/2024	47510,64	12/06/2024	45848,28	12/07/2024	46590,23	12/08/2024	50399,92
13/05/2024	47349,02	13/06/2024	45776,66	13/07/2024	46648,47	13/08/2024	50470,35
14/05/2024	47178,13	14/06/2024	45840,81	14/07/2024	46696,36	14/08/2024	50605,76
15/05/2024	47086,26	15/06/2024	45895,83	15/07/2024	46753,83	15/08/2024	50538,52
16/05/2024	46807,71	16/06/2024	45933,58	16/07/2024	46810,81	16/08/2024	50593,93
17/05/2024	46669,37	17/06/2024	45973,20	17/07/2024	46954,27	17/08/2024	50627,81
18/05/2024	46528,38	18/06/2024	46003,89	18/07/2024	46917,18	18/08/2024	50632,89
19/05/2024	46378,45	19/06/2024	46112,01	19/07/2024	47025,08	19/08/2024	50629,30
20/05/2024	46240,31	20/06/2024	46030,01	20/07/2024	47133,73	20/08/2024	50607,32
21/05/2024	46104,50	21/06/2024	46083,04	21/07/2024	47235,47	21/08/2024	50654,50
22/05/2024	46058,49	22/06/2024	46126,58	22/07/2024	47349,70	22/08/2024	50504,54
23/05/2024	45835,57	23/06/2024	46152,84	23/07/2024	47465,65	23/08/2024	50483,89
24/05/2024	45761,44	24/06/2024	46181,24	24/07/2024	47669,53	24/08/2024	50449,37
25/05/2024	45691,94	25/06/2024	46201,17	25/07/2024	47693,39	25/08/2024	50394,53
26/05/2024	45619,33	26/06/2024	46299,18	26/07/2024	47861,77	26/08/2024	50340,07
27/05/2024	45562,89	27/06/2024	46207,82	27/07/2024	48029,38	27/08/2024	50276,63
28/05/2024	45511,64	28/06/2024	46252,33	28/07/2024	48187,44	28/08/2024	50291,91
29/05/2024	45551,58	29/06/2024	46288,27	29/07/2024	48354,19	29/08/2024	50119,52
30/05/2024	45414,54	30/06/2024	46307,90	30/07/2024	48517,73	30/08/2024	50085,60
31/05/2024	48832,69			31/07/2024	48763,14	31/08/2024	50046,47

01/09/2024	49994,96	01/10/2024	50124,35	01/11/2024	56808,58	01/12/2024	57018,94
02/09/2024	49950,93	02/10/2024	50314,98	02/11/2024	56882,79	02/12/2024	57012,89
03/09/2024	49904,03	03/10/2024	50334,46	03/11/2024	56926,08	03/12/2024	56996,42
04/09/2024	49940,89	04/10/2024	50508,43	04/11/2024	56959,42	04/12/2024	57056,62
05/09/2024	49793,97	05/10/2024	50692,59	05/11/2024	56973,84	05/12/2024	56926,82
06/09/2024	49788,27	06/10/2024	50879,02	06/11/2024	57057,63	06/12/2024	56933,18
07/09/2024	49778,94	07/10/2024	51086,70	07/11/2024	56945,10	07/12/2024	56932,37
08/09/2024	49757,76	08/10/2024	51304,25	08/11/2024	56963,21	08/12/2024	56917,89
09/09/2024	49743,59	09/10/2024	51617,12	09/11/2024	56969,19	09/12/2024	56910,49
10/09/2024	49725,21	10/10/2024	51756,47	10/11/2024	56956,83	10/12/2024	56900,97
11/09/2024	49788,56	11/10/2024	52045,81	11/11/2024	56946,95	11/12/2024	56977,26
12/09/2024	49665,57	12/10/2024	52338,71	12/11/2024	56930,20	12/12/2024	56873,24
13/09/2024	49680,88	13/10/2024	52625,19	13/11/2024	56994,11	13/12/2024	56915,34
14/09/2024	49689,57	14/10/2024	52922,25	14/11/2024	56872,02	14/12/2024	56960,19
15/09/2024	49683,48	15/10/2024	53216,70	15/11/2024	56889,67	15/12/2024	57000,87
16/09/2024	49681,78	16/10/2024	53592,37	16/11/2024	56902,88	16/12/2024	57057,43
17/09/2024	49673,79	17/10/2024	53779,06	17/11/2024	56903,90	17/12/2024	57119,60
18/09/2024	49746,12	18/10/2024	54099,20	18/11/2024	56911,97	18/12/2024	57273,96
19/09/2024	49631,57	19/10/2024	54405,58	19/11/2024	56916,06	19/12/2024	57252,74
20/09/2024	49655,80	20/10/2024	54687,80	20/11/2024	57002,10	20/12/2024	57380,51
21/09/2024	49674,97	21/10/2024	54962,77	21/11/2024	56901,89	21/12/2024	57511,82
22/09/2024	49682,11	22/10/2024	55217,60	22/11/2024	56939,75	22/12/2024	57637,56
23/09/2024	49697,57	23/10/2024	55536,75	23/11/2024	56970,27	23/12/2024	57775,49
24/09/2024	49711,85	24/10/2024	55650,98	24/11/2024	56984,70	24/12/2024	57913,07
25/09/2024	49812,67	25/10/2024	55884,03	25/11/2024	57001,47	25/12/2024	58134,63
26/09/2024	49733,85	26/10/2024	56090,29	26/11/2024	57009,04	26/12/2024	58170,32
27/09/2024	49801,89	27/10/2024	56261,17	27/11/2024	57093,14	27/12/2024	58342,79
28/09/2024	49873,66	28/10/2024	56415,65	28/11/2024	56985,60	28/12/2024	58504,92
29/09/2024	49942,62	29/10/2024	56543,02	29/11/2024	57011,10	29/12/2024	58646,25
30/09/2024	50029,37	30/10/2024	56730,07	30/11/2024	57024,85	30/12/2024	58783,58
		31/10/2024	56709,90				

Lampiran 2. Prediksi Harga Harian Ethereum Mei 2024 – Desember 2024 (FB-Prophet)

01/05/2024	2626,956	01/06/2024	2353,607	01/07/2024	2169,243	01/08/2024	2376,862
02/05/2024	2626,64	02/06/2024	2346,656	02/07/2024	2168,335	02/08/2024	2385,783
03/05/2024	2627,338	03/06/2024	2335,925	03/07/2024	2171,994	03/08/2024	2399,577
04/05/2024	2631,863	04/06/2024	2328,639	04/07/2024	2165,58	04/08/2024	2413,472
05/05/2024	2635,458	05/06/2024	2325,752	05/07/2024	2162,007	05/08/2024	2422,681
06/05/2024	2633,364	06/06/2024	2312,554	06/07/2024	2164,198	06/08/2024	2434,392
07/05/2024	2632,822	07/06/2024	2301,891	07/07/2024	2167,48	07/08/2024	2449,529
08/05/2024	2634,828	08/06/2024	2296,622	08/07/2024	2167,155	08/08/2024	2453,366
09/05/2024	2624,742	09/06/2024	2292,017	09/07/2024	2170,496	09/08/2024	2458,741
10/05/2024	2615,504	10/06/2024	2283,325	10/07/2024	2178,506	10/08/2024	2468,512
11/05/2024	2610,086	11/06/2024	2277,775	11/07/2024	2176,527	11/08/2024	2477,954
12/05/2024	2603,888	12/06/2024	2276,332	12/07/2024	2177,454	12/08/2024	2482,33
13/05/2024	2592,301	13/06/2024	2264,31	13/07/2024	2184,194	13/08/2024	2488,889
14/05/2024	2582,706	14/06/2024	2254,589	14/07/2024	2192,056	14/08/2024	2498,621
15/05/2024	2576,225	15/06/2024	2250,064	15/07/2024	2196,325	15/08/2024	2496,871
16/05/2024	2558,332	16/06/2024	2246,048	16/07/2024	2204,258	16/08/2024	2496,549
17/05/2024	2542,061	17/06/2024	2237,837	17/07/2024	2216,838	17/08/2024	2500,589
18/05/2024	2530,458	18/06/2024	2232,707	18/07/2024	2219,387	18/08/2024	2504,343
19/05/2024	2518,98	19/06/2024	2231,673	19/07/2024	2224,781	19/08/2024	2503,148
20/05/2024	2503,052	20/06/2024	2220,098	20/07/2024	2235,901	20/08/2024	2504,321
21/05/2024	2490,068	21/06/2024	2210,903	21/07/2024	2248,032	21/08/2024	2508,917
22/05/2024	2481,148	22/06/2024	2207,028	22/07/2024	2256,43	22/08/2024	2502,339
23/05/2024	2461,737	23/06/2024	2203,821	23/07/2024	2268,322	23/08/2024	2497,548
24/05/2024	2444,828	24/06/2024	2196,612	24/07/2024	2284,657	24/08/2024	2497,516
25/05/2024	2433,41	25/06/2024	2192,701	25/07/2024	2290,724	25/08/2024	2497,622
26/05/2024	2422,867	26/06/2024	2193,126	26/07/2024	2299,36	26/08/2024	2493,222
27/05/2024	2408,543	27/06/2024	2183,262	27/07/2024	2313,409	27/08/2024	2491,638
28/05/2024	2397,74	28/06/2024	2176,04	28/07/2024	2328,117	28/08/2024	2493,918
29/05/2024	2391,48	29/06/2024	2174,402	29/07/2024	2338,703	29/08/2024	2485,446
30/05/2024	2375,11	30/06/2024	2173,696	30/07/2024	2352,355	30/08/2024	2479,152
31/05/2024	2361,521			31/07/2024	2369,989	31/08/2024	2477,97

01/09/2024	2477,23	01/10/2024	2324,638	01/11/2024	2668,496	01/12/2024	2695,643
02/09/2024	2472,229	02/10/2024	2328,835	02/11/2024	2674,516	02/12/2024	2695,263
03/09/2024	2470,23	03/10/2024	2323,711	03/11/2024	2679,849	03/12/2024	2697,493
04/09/2024	2472,215	04/10/2024	2322,244	04/11/2024	2679,882	04/12/2024	2703,299
05/09/2024	2463,501	05/10/2024	2327,405	05/11/2024	2681,995	05/12/2024	2698,003
06/09/2024	2456,953	06/10/2024	2334,549	06/11/2024	2687,311	06/12/2024	2694,5
07/09/2024	2455,443	07/10/2024	2338,987	07/11/2024	2681,302	07/12/2024	2695,713
08/09/2024	2454,246	08/10/2024	2347,977	08/11/2024	2677,004	08/12/2024	2696,983
09/09/2024	2448,609	09/10/2024	2362,485	09/11/2024	2677,467	09/12/2024	2693,644
10/09/2024	2445,756	10/10/2024	2367,791	10/11/2024	2678,144	10/12/2024	2693,017
11/09/2024	2446,644	11/10/2024	2376,71	11/11/2024	2674,462	11/12/2024	2696,161
12/09/2024	2436,573	12/10/2024	2392,041	12/11/2024	2673,811	12/12/2024	2688,487
13/09/2024	2428,409	13/10/2024	2408,971	13/11/2024	2677,301	13/12/2024	2682,964
14/09/2024	2425,037	14/10/2024	2422,643	14/11/2024	2670,371	14/12/2024	2682,579
15/09/2024	2421,76	15/10/2024	2440,155	15/11/2024	2665,998	15/12/2024	2682,723
16/09/2024	2413,871	16/10/2024	2462,324	16/11/2024	2667,154	16/12/2024	2678,761
17/09/2024	2408,648	17/10/2024	2474,297	17/11/2024	2669,199	17/12/2024	2678,026
18/09/2024	2407,119	18/10/2024	2488,772	18/11/2024	2667,451	18/12/2024	2681,575
19/09/2024	2394,664	19/10/2024	2508,453	19/11/2024	2669,182	19/12/2024	2674,794
20/09/2024	2384,24	20/10/2024	2528,453	20/11/2024	2675,376	20/12/2024	2670,615
21/09/2024	2378,828	21/10/2024	2543,869	21/11/2024	2671,342	21/12/2024	2671,966
22/09/2024	2373,832	22/10/2024	2561,777	22/11/2024	2669,931	22/12/2024	2674,168
23/09/2024	2364,647	23/10/2024	2583	23/11/2024	2673,989	23/12/2024	2672,504
24/09/2024	2358,652	24/10/2024	2592,717	24/11/2024	2678,76	24/12/2024	2674,216
25/09/2024	2356,969	25/10/2024	2603,684	25/11/2024	2679,458	25/12/2024	2680,262
26/09/2024	2345,069	26/10/2024	2618,688	26/11/2024	2683,261	26/12/2024	2675,928
27/09/2024	2335,985	27/10/2024	2632,95	27/11/2024	2691,081	27/12/2024	2674,045
28/09/2024	2332,762	28/10/2024	2641,69	28/11/2024	2688,168	28/12/2024	2677,446
29/09/2024	2330,852	29/10/2024	2652,13	29/11/2024	2687,335	29/12/2024	2681,363
30/09/2024	2325,681	30/10/2024	2665,249	30/11/2024	2691,412	30/12/2024	2681,001
		31/10/2024	2666,395				

Lampiran 3. Prediksi Harga Harian Bitcoin Mei 2024 – Desember 2024 (ARIMA)

01/05/2024	47406,78	01/06/2024	48968,51	01/07/2024	50117,98	01/08/2024	51714,46
02/05/2024	47348,62	02/06/2024	48881,45	02/07/2024	50210,65	02/08/2024	51751,08
03/05/2024	47437,58	03/06/2024	48916,62	03/07/2024	50334,97	03/08/2024	51837,30
04/05/2024	47556,93	04/06/2024	48999,42	04/07/2024	50409,51	04/08/2024	51832,87
05/05/2024	47628,49	05/06/2024	48995,17	05/07/2024	50509,28	05/08/2024	51896,47
06/05/2024	47724,27	06/06/2024	49056,25	06/07/2024	50390,02	06/08/2024	51834,41
07/05/2024	47609,78	07/06/2024	48996,64	07/07/2024	50656,69	07/08/2024	51929,35
08/05/2024	47865,79	08/06/2024	49087,82	08/07/2024	50567,48	08/08/2024	52056,72
09/05/2024	47780,14	09/06/2024	49210,14	09/07/2024	50603,51	09/08/2024	52133,08
10/05/2024	47814,74	10/06/2024	49283,48	10/07/2024	50688,35	10/08/2024	52235,29
11/05/2024	47896,19	11/06/2024	49381,64	11/07/2024	50683,99	11/08/2024	52113,11
12/05/2024	47892,01	12/06/2024	49264,30	12/07/2024	50746,58	12/08/2024	52386,30
13/05/2024	47952,10	13/06/2024	49526,67	13/07/2024	50685,51	13/08/2024	52294,91
14/05/2024	47893,46	14/06/2024	49438,90	14/07/2024	50778,93	14/08/2024	52331,82
15/05/2024	47983,16	15/06/2024	49474,35	15/07/2024	50904,27	15/08/2024	52418,74
16/05/2024	48103,49	16/06/2024	49557,83	16/07/2024	50979,41	16/08/2024	52414,27
17/05/2024	48175,64	17/06/2024	49553,54	17/07/2024	51079,99	17/08/2024	52478,39
18/05/2024	48272,21	18/06/2024	49615,12	18/07/2024	50959,76	18/08/2024	52415,82
19/05/2024	48156,78	19/06/2024	49555,03	19/07/2024	51228,59	19/08/2024	52511,53
20/05/2024	48414,89	20/06/2024	49646,95	20/07/2024	51138,66	20/08/2024	52639,92
21/05/2024	48328,54	21/06/2024	49770,27	21/07/2024	51174,98	21/08/2024	52716,90
22/05/2024	48363,42	22/06/2024	49844,21	22/07/2024	51260,51	22/08/2024	52819,93
23/05/2024	48445,55	23/06/2024	49943,17	23/07/2024	51256,12	23/08/2024	52696,77
24/05/2024	48441,33	24/06/2024	49824,88	24/07/2024	51319,21	24/08/2024	52972,15
25/05/2024	48501,91	25/06/2024	50089,39	25/07/2024	51257,64	25/08/2024	52880,03
26/05/2024	48442,79	26/06/2024	50000,90	26/07/2024	51351,82	26/08/2024	52917,24
27/05/2024	48533,23	27/06/2024	50036,64	27/07/2024	51478,17	27/08/2024	53004,85
28/05/2024	48654,55	28/06/2024	50120,80	28/07/2024	51553,92	28/08/2024	53000,35
29/05/2024	48727,29	29/06/2024	50116,47	29/07/2024	51655,32	29/08/2024	53064,98
30/05/2024	48824,66	30/06/2024	50178,56	30/07/2024	51534,12	30/08/2024	53001,91
31/05/2024	48708,28			31/07/2024	51805,12	31/08/2024	53098,39

01/09/2024	53227,81	01/10/2024	54701,74	01/11/2024	56319,02	01/12/2024	57864,77
02/09/2024	53305,40	02/10/2024	54791,46	02/11/2024	56427,06	02/12/2024	57859,98
03/09/2024	53409,26	03/10/2024	54786,86	03/11/2024	56297,91	03/12/2024	57928,82
04/09/2024	53285,12	04/10/2024	54853,05	04/11/2024	56586,68	04/12/2024	57861,65
05/09/2024	53562,70	05/10/2024	54788,46	05/11/2024	56490,08	05/12/2024	57964,40
06/09/2024	53469,84	06/10/2024	54887,26	06/11/2024	56529,10	06/12/2024	58102,24
07/09/2024	53507,35	07/10/2024	55019,80	07/11/2024	56620,97	07/12/2024	58184,88
08/09/2024	53595,66	08/10/2024	55099,26	08/11/2024	56616,25	08/12/2024	58295,49
09/09/2024	53591,13	09/10/2024	55205,62	09/11/2024	56684,02	09/12/2024	58163,27
10/09/2024	53656,27	10/10/2024	55078,49	10/11/2024	56617,89	10/12/2024	58458,89
11/09/2024	53592,70	11/10/2024	55362,75	11/11/2024	56719,05	11/12/2024	58360,00
12/09/2024	53689,95	12/10/2024	55267,66	12/11/2024	56854,76	12/12/2024	58399,94
13/09/2024	53820,40	13/10/2024	55306,07	13/11/2024	56936,12	13/12/2024	58493,99
14/09/2024	53898,62	14/10/2024	55396,50	14/11/2024	57045,01	14/12/2024	58489,16
15/09/2024	54003,31	15/10/2024	55391,86	15/11/2024	56914,84	15/12/2024	58558,53
16/09/2024	53878,17	16/10/2024	55458,57	16/11/2024	57205,89	16/12/2024	58490,83
17/09/2024	54157,97	17/10/2024	55393,47	17/11/2024	57108,53	17/12/2024	58594,39
18/09/2024	54064,37	18/10/2024	55493,05	18/11/2024	57147,85	18/12/2024	58733,31
19/09/2024	54102,17	19/10/2024	55626,65	19/11/2024	57240,44	19/12/2024	58816,59
20/09/2024	54191,19	20/10/2024	55706,74	20/11/2024	57235,69	20/12/2024	58928,06
21/09/2024	54186,62	21/10/2024	55813,94	21/11/2024	57303,99	21/12/2024	58794,81
22/09/2024	54252,29	22/10/2024	55685,80	22/11/2024	57237,34	22/12/2024	59092,73
23/09/2024	54188,21	23/10/2024	55972,31	23/11/2024	57339,29	23/12/2024	58993,07
24/09/2024	54286,23	24/10/2024	55876,46	24/11/2024	57476,07	24/12/2024	59033,33
25/09/2024	54417,73	25/10/2024	55915,18	25/11/2024	57558,06	25/12/2024	59128,10
26/09/2024	54496,56	26/10/2024	56006,33	26/11/2024	57667,81	26/12/2024	59123,24
27/09/2024	54602,09	27/10/2024	56001,65	27/11/2024	57536,62	27/12/2024	59193,15
28/09/2024	54475,95	28/10/2024	56068,89	28/11/2024	57829,95	28/12/2024	59124,93
29/09/2024	54757,98	29/10/2024	56003,28	29/11/2024	57731,82	29/12/2024	59229,29
30/09/2024	54663,63	30/10/2024	56103,64	30/11/2024	57771,46	30/12/2024	59369,28
		31/10/2024	56238,29				

Lampiran 4. Prediksi Harga Harian Ethereum Mei 2024 – Desember 2024 (ARIMA)

01/05/2024	2624,73	01/06/2024	2735,35	01/07/2024	2813,84	01/08/2024	2925,69
02/05/2024	2624,80	02/06/2024	2731,00	02/07/2024	2823,50	02/08/2024	2924,34
03/05/2024	2633,97	03/06/2024	2729,71	03/07/2024	2831,77	03/08/2024	2938,39
04/05/2024	2641,82	04/06/2024	2743,05	04/07/2024	2837,15	04/08/2024	2934,34
05/05/2024	2646,94	05/06/2024	2739,21	05/07/2024	2844,09	05/08/2024	2931,98
06/05/2024	2653,52	06/06/2024	2736,97	06/07/2024	2835,32	06/08/2024	2932,05
07/05/2024	2645,20	07/06/2024	2737,04	07/07/2024	2851,10	07/08/2024	2942,02
08/05/2024	2660,17	08/06/2024	2746,50	08/07/2024	2846,61	08/08/2024	2950,55
09/05/2024	2655,91	09/06/2024	2754,60	09/07/2024	2845,28	09/08/2024	2956,10
10/05/2024	2654,65	10/06/2024	2759,88	10/07/2024	2859,04	10/08/2024	2963,26
11/05/2024	2667,71	11/06/2024	2766,67	11/07/2024	2855,08	11/08/2024	2954,22
12/05/2024	2663,95	12/06/2024	2758,08	12/07/2024	2852,76	12/08/2024	2970,48
13/05/2024	2661,75	13/06/2024	2773,53	13/07/2024	2852,84	13/08/2024	2965,85
14/05/2024	2661,82	14/06/2024	2769,13	14/07/2024	2862,60	14/08/2024	2964,48
15/05/2024	2671,09	15/06/2024	2767,83	15/07/2024	2870,96	15/08/2024	2978,68
16/05/2024	2679,02	16/06/2024	2781,31	16/07/2024	2876,40	16/08/2024	2974,59
17/05/2024	2684,19	17/06/2024	2777,43	17/07/2024	2883,40	17/08/2024	2972,20
18/05/2024	2690,84	18/06/2024	2775,16	18/07/2024	2874,55	18/08/2024	2972,28
19/05/2024	2682,43	19/06/2024	2775,24	19/07/2024	2890,49	19/08/2024	2982,34
20/05/2024	2697,57	20/06/2024	2784,80	20/07/2024	2885,95	20/08/2024	2990,96
21/05/2024	2693,26	21/06/2024	2792,99	21/07/2024	2884,61	21/08/2024	2996,57
22/05/2024	2691,98	22/06/2024	2798,32	22/07/2024	2898,51	22/08/2024	3003,80
23/05/2024	2705,19	23/06/2024	2805,18	23/07/2024	2894,51	23/08/2024	2994,67
24/05/2024	2701,39	24/06/2024	2796,50	24/07/2024	2892,17	24/08/2024	3011,10
25/05/2024	2699,16	25/06/2024	2812,12	25/07/2024	2892,24	25/08/2024	3006,42
26/05/2024	2699,23	26/06/2024	2807,67	26/07/2024	2902,10	26/08/2024	3005,04
27/05/2024	2708,60	27/06/2024	2806,36	27/07/2024	2910,55	27/08/2024	3019,38
28/05/2024	2716,62	28/06/2024	2819,98	28/07/2024	2916,05	28/08/2024	3015,25
29/05/2024	2721,84	29/06/2024	2816,06	29/07/2024	2923,12	29/08/2024	3012,84
30/05/2024	2728,56	30/06/2024	2813,76	30/07/2024	2914,18	30/08/2024	3012,91
31/05/2024	2720,06			31/07/2024	2930,28	31/08/2024	3023,08

01/09/2024	3031,79	01/10/2024	3129,21	01/11/2024	3248,20	01/12/2024	3360,21
02/09/2024	3037,46	02/10/2024	3143,99	02/11/2024	3255,87	02/12/2024	3355,73
03/09/2024	3044,76	03/10/2024	3139,73	03/11/2024	3246,17	03/12/2024	3353,12
04/09/2024	3035,53	04/10/2024	3137,24	04/11/2024	3263,63	04/12/2024	3353,20
05/09/2024	3052,13	05/10/2024	3137,33	05/11/2024	3258,66	05/12/2024	3364,22
06/09/2024	3047,40	06/10/2024	3147,81	06/11/2024	3257,19	06/12/2024	3373,66
07/09/2024	3046,01	07/10/2024	3156,78	07/11/2024	3272,42	07/12/2024	3379,80
08/09/2024	3060,49	08/10/2024	3162,63	08/11/2024	3268,04	08/12/2024	3387,71
09/09/2024	3056,32	09/10/2024	3170,15	09/11/2024	3265,47	09/12/2024	3377,71
10/09/2024	3053,89	10/10/2024	3160,64	10/11/2024	3265,56	10/12/2024	3395,70
11/09/2024	3053,96	11/10/2024	3177,75	11/11/2024	3276,36	11/12/2024	3390,58
12/09/2024	3064,24	12/10/2024	3172,88	12/11/2024	3285,61	12/12/2024	3389,06
13/09/2024	3073,03	13/10/2024	3171,44	13/11/2024	3291,63	13/12/2024	3404,76
14/09/2024	3078,76	14/10/2024	3186,37	14/11/2024	3299,38	14/12/2024	3400,24
15/09/2024	3086,13	15/10/2024	3182,07	15/11/2024	3289,58	15/12/2024	3397,60
16/09/2024	3076,81	16/10/2024	3179,56	16/11/2024	3307,22	16/12/2024	3397,68
17/09/2024	3093,58	17/10/2024	3179,64	17/11/2024	3302,19	17/12/2024	3408,81
18/09/2024	3088,81	18/10/2024	3190,23	18/11/2024	3300,71	18/12/2024	3418,34
19/09/2024	3087,40	19/10/2024	3199,29	19/11/2024	3316,10	19/12/2024	3424,54
20/09/2024	3102,03	20/10/2024	3205,20	20/11/2024	3311,67	20/12/2024	3432,53
21/09/2024	3097,82	21/10/2024	3212,80	21/11/2024	3309,08	21/12/2024	3422,43
22/09/2024	3095,35	22/10/2024	3203,19	22/11/2024	3309,16	22/12/2024	3440,60
23/09/2024	3095,43	23/10/2024	3220,48	23/11/2024	3320,07	23/12/2024	3435,43
24/09/2024	3105,81	24/10/2024	3215,55	24/11/2024	3329,41	24/12/2024	3433,90
25/09/2024	3114,70	25/10/2024	3214,10	25/11/2024	3335,49	25/12/2024	3449,75
26/09/2024	3120,48	26/10/2024	3229,18	26/11/2024	3343,32	26/12/2024	3445,19
27/09/2024	3127,93	27/10/2024	3224,84	27/11/2024	3333,43	27/12/2024	3442,52
28/09/2024	3118,51	28/10/2024	3222,30	28/11/2024	3351,24	28/12/2024	3442,60
29/09/2024	3135,46	29/10/2024	3222,38	29/11/2024	3346,17	29/12/2024	3453,84
30/09/2024	3130,63	30/10/2024	3233,08	30/11/2024	3344,67	30/12/2024	3463,47
		31/10/2024	3242,24			31/12/2024	3469,47