

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data harian harga Bitcoin dan indeks *Crypto Fear and Greed Index* (FGI) dari 1 Februari 2018 hingga 30 Mei 2025, periode yang dipilih berdasarkan ketersediaan data FGI dari *API Alternative.me*. Data harga Bitcoin terdiri dari lima fitur utama (*open*, *high*, *low*, *close*, *volume*) yang diperoleh melalui pustaka *yfinance*, sedangkan FGI direpresentasikan dalam skala 0–100 untuk mencerminkan sentimen pasar, dengan nilai rendah menandakan *fear* dan tinggi menandakan *greed*. Ringkasan data ditampilkan pada Tabel 3.1 dan Tabel 3.2.

Tabel 3.1 Data Harga Bitcoin Harian

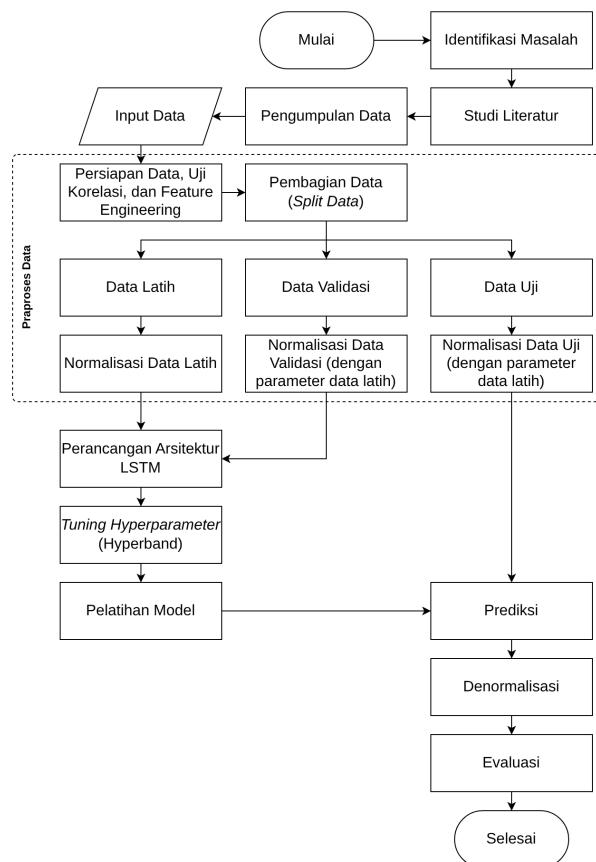
<i>Date</i>	<i>Close</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>Open</i>	<i>Volume</i>
31/05/2025	103994.72	104927.10	103136.12	104638.09	38997843858
30/05/2025	105646.21	106308.95	103685.79	103998.57	57655287183
29/05/2025	107795.57	108910.05	105374.40	105641.76	56022752042
28/05/2025	108992.17	109298.29	106812.93	107802.33	49155377493
...
04/02/2018	8277.01	9334.87	8031.22	9175.70	7073549824
03/02/2018	9174.91	9430.75	8251.63	8852.12	7263790080
02/02/2018	9142.28	9142.28	7796.49	8830.75	12726899712
01/02/2018	9170.54	10288.80	8812.28	10237.30	9959400448

Tabel 3.2 Data *Crypto Fear & Greed Index* (FGI)

<i>Date</i>	Nilai FGI
31/05/2025	50
30/05/2025	60
29/05/2025	74
28/05/2025	71
...	...
04/02/2018	24
03/02/2018	40
02/02/2018	15
01/02/2018	30

3.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini membangun model prediksi harga Bitcoin berbasis *Multivariate LSTM* secara sistematis, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.1. Proses dimulai dari identifikasi masalah dan studi literatur, dilanjutkan dengan pengumpulan dan persiapan data, termasuk uji korelasi dan *feature engineering*. Data dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji, lalu dinormalisasi dengan parameter dari data latih. Selanjutnya, dilakukan perancangan arsitektur LSTM dan *hyperparameter tuning* dengan Hyperband, diikuti pelatihan model, prediksi, denormalisasi hasil, serta evaluasi kinerja model.



Gambar 3.1 Diagram alir penelitian

3.2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data harian harga Bitcoin (*open*, *high*, *low*, *close*, dan *volume*) yang diunduh melalui *library yfinance*, serta nilai harian *Crypto Fear and Greed Index* (FGI) dari API *alternative.me*, keduanya mencakup periode 1 Februari 2018 hingga 30 Mei 2025.

3.2.2 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* merupakan proses penting untuk memastikan kualitas data sebelum dimasukkan ke dalam model. Pada tahap ini dilakukan integrasi, rekayasa fitur, serta pembagian dan normalisasi data agar model *Multivariate LSTM* dapat belajar secara optimal dari deret waktu yang bersih dan terstruktur.

1. Integrasi Data

Data dikonversi ke format waktu yang sesuai, lalu dianalisis secara statistik dan visual untuk memahami pola pergerakan Bitcoin dan FGI. Uji korelasi Pearson menunjukkan hubungan linier global yang lemah ($r \approx 0,3$), namun analisis perbulan mengungkap korelasi yang lebih bervariasi dan kontekstual. Untuk menangkap dinamika ini tanpa menambah kompleksitas model, ditambahkan fitur baru berupa korelasi perbulan FGI terhadap masing-masing fitur internal melalui proses *feature engineering*.

2. Feature Engineering

Rekayasa fitur dilakukan berdasarkan dinamika korelasi antara indeks FGI dan fitur internal Bitcoin pada Model 2. Fitur ini ditambahkan ke dalam dataset sebagai variabel statis per bulan yang diasosiasikan ke setiap baris data harian sesuai bulan masing-masing. Dengan demikian, model dapat menangkap pengaruh lokal FGI terhadap pergerakan harga tanpa eksplisit menambah dimensi temporal yang kompleks.

3. Pembagian dan Normalisasi Data

Data dipisahkan secara kronologis menjadi tiga bagian: data latih (70%), validasi (10%), dan uji (20%). Pembagian

dilakukan tanpa pengacakan agar urutan waktu tetap terjaga, memungkinkan model belajar pola temporal secara akurat. Setelah pembagian, dilakukan normalisasi menggunakan *MinMaxScaler*, di mana parameter skala diperoleh dari data latih. Parameter ini kemudian digunakan untuk mentransformasikan data validasi dan data uji agar konsistensi skala antar set data tetap terjaga.

3.2.3 Perancangan Arsitektur Model

Penelitian ini membandingkan dua model prediksi harga Bitcoin. Model pertama menggunakan lima fitur internal Bitcoin, sedangkan model kedua menambahkan *Fear and Greed Index* (FGI) dan lima fitur korelasi bulanan, sehingga totalnya sebelas fitur *input*. Keduanya menggunakan arsitektur *many-to-one* dengan satu atau lebih lapisan *LSTM*, *dropout*, dan *dense linear* sebagai *output*. Data diubah ke format sekvensial menggunakan *sliding window* dengan panjang urutan (*sequence length*) sebagai *hyperparameter* yang diuji pada nilai 7, 14, dan 21 hari. Setiap sekvens digunakan untuk memprediksi harga penutupan (*Close*) Bitcoin pada hari berikutnya.

3.2.4 Hyperparameter Tuning

Proses tuning dilakukan menggunakan algoritma *Hyperband* dengan metrik objektif *Mean Squared Error* pada data validasi. Teknik *early stopping* dengan *patience* 20 *epoch* digunakan untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan performa. Ruang pencarian *hyperparameter* diadaptasi dari penelitian terdahulu oleh Michańkow, *et al.* [33]. *Hyperparameter* yang diuji ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Ruang Pencarian *Hyperparameter* untuk Model LSTM

<i>Hyperparameter</i>	Ruang Pencarian
<i>Sequence length</i>	7, 14, 21
Jumlah lapisan LSTM	1, 2, 3
Jumlah neuron per lapisan	64, 96, 128
<i>Dropout rate</i>	0.01, 0.1, 0.2

<i>Kernel regularization</i>	0.0001, 0.001, 0.01
<i>Optimizer</i>	RMSProp, Adam
<i>Learning rate</i>	0.001, 0.01, 0.1
<i>Batch size</i>	32, 64, 128
<i>Epoch maksimum</i>	150

3.2.5 Prediksi dan Evaluasi

Setelah model dilatih secara penuh menggunakan data latih, proses prediksi dilakukan terhadap data uji yang belum pernah dilihat oleh model. Karena hasil prediksi dan nilai aktual berada dalam skala ternormalisasi, maka perlu dilakukan denormalisasi menggunakan metode *inverse transform* agar nilai harga penutupan kembali ke skala aslinya dan dapat dianalisis secara mendalam. Evaluasi kinerja dilakukan terhadap data uji menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual.