

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perdagangan *cryptocurrency*, yang semakin dikenal dan diakui oleh lembaga keuangan, telah menjadi salah satu bentuk investasi umum dan berpotensi menguntungkan [1]. Bitcoin merupakan *cryptocurrency* terdesentralisasi pertama yang tidak diatur oleh bank sentral atau otoritas manapun. Bitcoin digunakan di seluruh dunia untuk pembayaran digital serta tujuan investasi [2]. Bitcoin merupakan aset paling bernilai di pasar *cryptocurrency*. Namun, harga yang sangat fluktuatif membuatnya sulit diprediksi [3]. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor seperti biaya transaksi, kesulitan penambangan, tren pasar, popularitas, alternatif koin, dan lain sebagainya. Faktor-faktor tersebut memberikan perubahan harga yang tidak stabil pada *cryptocurrency* dari waktu ke waktu [4]. Investasi yang bergantung kepada fluktuasi harga memiliki tingkat risiko yang tinggi, sehingga agar terhindar dari kerugian dan dapat mendapatkan keuntungan, para trader dan investor memerlukan metode yang akurat untuk dapat memprediksi perkiraan harga Bitcoin [5]. Prediksi Bitcoin oleh AI terbagi menjadi dua kategori. Kategori pertama adalah klasifikasi memprediksi naik atau turunnya Bitcoin, dengan standar kesalahan *Decision Accuracy* dan *F1-Score*. Kategori kedua adalah regresi memprediksi harga Bitcoin, dengan kesalahan *Root Mean Square Error* dan *Mean Absolute Percentage Error*. Namun, hanya memahami arah pergerakan harga Bitcoin di masa depan saja tidak cukup membantu investor, sehingga mendapatkan harga Bitcoin yang spesifik sebagai harga referensi akan lebih berguna [6]. Banyak peneliti telah berupaya untuk menemukan berbagai solusi untuk memprediksi harga masa depan Bitcoin. Namun, semua upaya yang telah dilakukan masih memberikan hasil dengan akurasi yang rendah [7].

Beberapa peneliti telah menggunakan *machine learning* untuk memprediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin sebelumnya. Seorang peneliti menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dan dari penelitian tersebut diperoleh hasil akurasi prediksi harga sebesar 77.62% [8]. Namun, RNN memiliki keterbatasan seperti masalah *vanishing* dan *exploding gradient descent*, serta ketidakefisienan dalam melacak *long-term dependencies* [9]. Pada tahun yang berbeda, terdapat peneliti lain yang membandingkan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Long-Short Term Memory* (LSTM). Hasil penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa metode LSTM lebih efisien dan menghasilkan tingkat

akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode ARIMA [10]. LSTM dirancang khusus untuk menghindari *long-term dependencies*, sekaligus mengatasi masalah *vanishing gradient* dengan mekanisme tambahan untuk mengatur informasi, sehingga informasi tersebut dapat tetap dipertahankan dalam jangka waktu yang lama [11]. Namun, model LSTM juga rentan terhadap kinerja yang buruk apabila konfigurasi *hyperparameter* yang dilakukan tidak tepat [12].

Untuk mengatasi masalah tersebut [12], seorang peneliti menerapkan *Improved Firefly Algorithm* (IFA) pada model CEEMDAN-LSTM untuk mengoptimalkan *hyperparameter* LSTM dalam prediksi forex dalam penelitiannya [13]. Hasil penelitian membuktikan IFA berhasil menyelesaikan masalah optimisasi dan konfigurasi *hyperparameter* LSTM. Di samping itu, *Firefly Algorithm* telah diterapkan untuk memecahkan berbagai masalah optimisasi, dan hasilnya lebih baik daripada metode-metode populer lainnya seperti *Particle Swarm Optimization*, *Genetic Algorithm*, dan *Differential Evolution* [14]. Namun, penelitian sebelumnya [13] belum membahas lebih lanjut model LSTM yang memiliki keterbatasan hanya menggunakan ketergantungan pada data *forward* saja dan tidak secara efisien mempertimbangkan ketergantungan pada data *backward* untuk mendapatkan informasi yang berguna [15].

Model *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) pun diusulkan dan dibandingkan dengan model LSTM dan *Gate Recurrent Unit* (GRU) pada sebuah penelitian untuk memprediksi harga *cryptocurrency* [11]. Dari penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa model BiLSTM memiliki nilai RMSE dan MAPE paling akurat untuk tiga *cryptocurrency* yang diteliti, yaitu Bitcoin, Ethereum, dan Litecoin. Bidirectional LSTM menggunakan kombinasi dari *forward* LSTM dan *backward* LSTM untuk memprediksi, sehingga memungkinkan model untuk mendapatkan data historis dan masa depan secara menyeluruh untuk analisis, dan hasil prediksinya menjadi lebih akurat [15], [16].

Dari permasalahan dan kajian literatur yang dilakukan, maka diusulkan sebuah model menggunakan IFA-BiLSTM. IFA diterapkan untuk mengoptimalkan struktur jaringan saraf tiruan BiLSTM dengan mendapatkan nilai *hyperparameter* yang terbaik sehingga dapat meningkatkan nilai akurasi prediksi *cryptocurrency* Bitcoin.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka akan dilakukan penelitian dengan judul **“Prediksi Harga *Cryptocurrency* Bitcoin Menggunakan IFA-BiLSTM”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana cara mengatasi keterbatasan model LSTM dalam melacak ketergantungan pada data *backward* agar informasi berharga dari data tersebut dapat dimanfaatkan secara lebih efektif untuk meningkatkan akurasi dalam prediksi harga Bitcoin?
2. Bagaimana cara memanfaatkan teknik optimisasi seperti *Improved Firefly Algorithm* (IFA) untuk menyelesaikan masalah optimisasi dan konfigurasi *hyperparameter* pada model LSTM atau BiLSTM dalam memprediksi harga Bitcoin?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun/merancang model untuk memprediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin dengan menggunakan IFA-BiLSTM.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

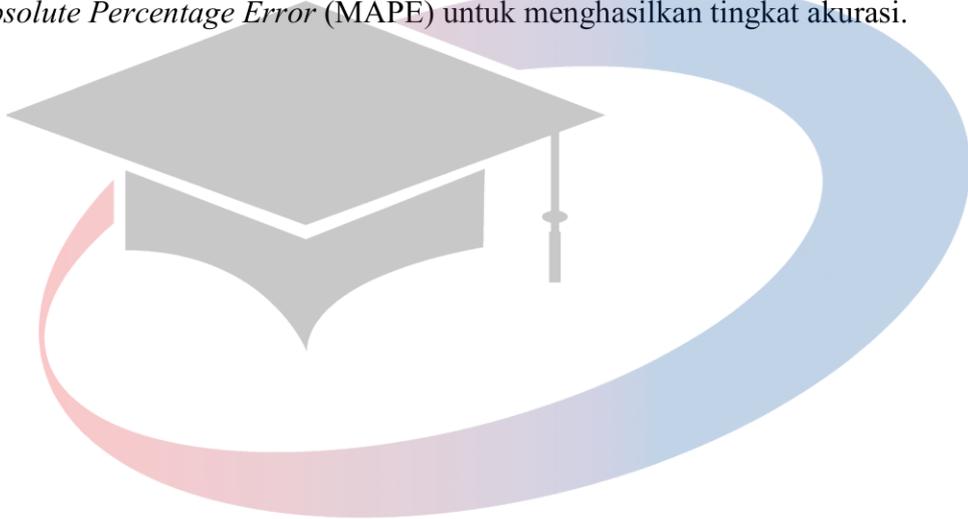
1. Model dapat membantu memberikan hasil prediksi yang lebih akurat kepada para trader dan investor *cryptocurrency* Bitcoin.
2. Model yang diusulkan dapat menjadi pertimbangan untuk menambah sarana ilmu pengetahuan yang dapat digunakan sebagai referensi tambahan dalam model prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin.

1.5 Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. *Dataset* historis harga diambil melalui situs <https://finance.yahoo.com/quote/BTC-USD/history?p=BTC-USD> yang terdiri dari atribut *date*, *open*, *high*, *low*, *close*, *adj close*, dan *volume*.
2. *Dataset* historis harga yang diambil adalah merupakan data periode 1 Januari 2017 s/d 31 Desember 2022.
3. *Dataset* yang diambil merupakan data historis harga Bitcoin terhadap United States Dollar (USD).
4. *Dataset* historis harga yang digunakan untuk penelitian berjumlah 2191 baris dan 5 kolom (*date*, *open*, *high*, *low*, *close*).

5. *Dataset* historis harga akan di-*splitting* menjadi 2 bagian, yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Pembagian dilakukan secara berurutan.
6. Parameter yang diinisiasi pada model adalah jumlah *input layer*, jumlah *hidden layer*, jumlah *output layer*, *learning rate*, *epoch*, dan *activation function* menggunakan sigmoid.
7. *Optimizer* yang akan digunakan pada model adalah NADAM.
8. *Hyperparameter* yang akan dioptimisasi menggunakan IFA adalah jumlah neuron pada *hidden layer*, *batch size*, dan nilai *ratio dropout*.
9. Pengujian pada model menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menghasilkan tingkat akurasi.



UNIVERSITAS
MIKROSKIL