

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Masyarakat zaman sekarang sudah mengetahui apa pentingnya berinvestasi di masa depan dan setiap tahunnya jumlah investor di Indonesia mengalami peningkatan, hal tersebut sudah terbukti dari data KSEI [1] pada tahun 2019 jumlah investor Indonesia sebesar 2.484.354, sementara pada tahun 2020 meningkat drastis menjadi 3.880.753 investor. Pernyataan tersebut menunjukkan pertumbuhan investor meningkat sebesar 56% dalam 1 tahun dan kedepannya akan terus bertambah. Berinvestasi bukanlah hal yang mudah sebab banyak terkandung resiko ketidakpastian [2]. Walaupun begitu, masih banyak orang yang mau berinvestasi, karena keuntungan pendapatannya yang cukup tinggi. Salah satu investasi yang paling banyak diminati adalah emas, alasannya adalah dikarenakan emas banyak digunakan sebagai standar keuangan di banyak negara dan juga dapat digunakan sebagai perhiasan.

Investasi emas adalah sesuatu hal yang menarik karena dapat dilakukan dalam berbagai bentuk. Misalnya, emas batangan, perhiasan, *trading* emas, reksa dana emas, koin emas, investasi emas simpanan, emas berjangka, dan saham pertambangan emas. Emas juga memiliki nilai yang cenderung lebih stabil [2]. Menurut Martin Surya Mulyadi dan Yunita Anwar [3] pada tahun 1997 sampai 2011 harga emas mengalami kenaikan yang cukup tinggi dan tidak ada penurunan harga yang cukup signifikan. Akan tetapi pada data harga emas GLD pada tahun 2020 walaupun harga emas menunjukkan kenaikan yang cukup tinggi namun terjadi pula penurunan yang cukup signifikan. Pada tanggal 16 Juli 2020 harga emas dari 168,73 dolar naik menjadi 193,89 dolar di tanggal 6 Agustus 2020 dan turun lagi menjadi 179,10 dolar pada tanggal 12 di bulan yang sama. Sehingga dapat disimpulkan bahwa harga emas pada tahun tersebut cenderung tidak stabil atau bisa dikatakan cukup fluktuatif. Untuk itu peramalan atau prediksi mengenai harga emas menjadi hal yang penting, karena dengan adanya prediksi harga emas yang akurat

diharapkan dapat membantu para investor untuk mengambil keputusan yang tepat dan mengurangi kemungkinan resiko dalam berinvestasi emas.

Prediksi harga ini sudah sering dilakukan oleh para investor dengan menggunakan strategi analisa teknikal [4], yaitu suatu teknik analisis yang digunakan dalam memprediksi trend suatu harga saham ataupun komoditas seperti emas dengan cara mempelajari data lampau terutamanya pergerakan harga dan volume pergerakan pasar. Analisa teknikal dapat menggunakan berbagai model dan dasar seperti untuk pergerakan harga digunakan metode seperti indeks pergerakan rata – rata, indeks kekuatan relatif, korelasi antar pasar dan intra pasar, ataupun dengan menganalisa pola grafik. Namun, cara ini cukup sulit dilakukan karena perlu jam terbang yang tinggi untuk dapat menguasai analisa teknikal.

Dengan berkembangnya suatu ilmu teknologi pengolahan data semenjak adanya teknologi komputer, prediksi suatu harga dapat dilakukan dengan menggunakan metode maupun algoritma tertentu seperti pada penerapan *machine learning* dan *deep learning* untuk memprediksi data *time series* sehingga mampu mempermudah investor untuk melakukan prediksi harga. Penelitian mengenai prediksi *time series* hingga saat ini masih terus dilakukan. Beberapa penelitian berkaitan dengan prediksi *time series* diantaranya dilakukan [5], mengenai peramalan *time series* harga emas dengan model CNN-LSTM ditemukan bahwa berdasarkan analisis eksperimental menunjukkan bahwa model *Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan pilihan yang dapat diterima secara luas dan efisien untuk peramalan harga emas. Sementara itu penerapannya bersamaan dengan lapisan *Convolutional Neural Network* (CNN) tambahan mampu meningkatkan performa peramalan. Model CNN-LSTM memiliki performa terbaik dengan MAE 0.0089 dan RMSE 0.0100 dimana terdapat 2 *convolution* dengan filter 64 dan 128, kemudian 1 *pooling*, 1 lapisan LSTM dengan 200 unit, dan *fully connected* dengan 32 neuron. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan emas harian dalam USD dari Januari 2014 hingga April 2018 yang diperoleh dari situs web <http://finance.yahoo.com>. Berikutnya pada penelitian yang dilakukan oleh [6] dibandingkan peramalan harga emas dengan menggunakan data harga emas harian

dan mingguan dari *World Gold Council*. Penelitian berfokus pada pengembangan CNN-LSTM dari penelitian sebelumnya [5] dengan menerapkan *hyperparameter tuning* dan *early stopping*. Model CNN-LSTM pada *time frame* harian memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *time frame* mingguan menggunakan parameter 256 *batch size*, 100 LSTM unit dan 388 *epoch* dengan RMSE 13,67953 dan MAE 9,40998 pada rasio pengujian 40%.

Analisis perbandingan peramalan *time series* keuangan menggunakan ARIMA, LSTM, dan BiLSTM yang dilakukan oleh [7] ditemukan fenomena bahwa pelatihan menggunakan BiLSTM mampu memberikan kinerja yang lebih baik dari LSTM. Pengamatan menunjukkan bahwa ada beberapa fitur tambahan yang terkait dengan data yang mampu ditangkap oleh BiLSTM tetapi model LSTM tidak mampu mengeksposnya, karena pelatihan hanya satu arah (yaitu, dari kiri ke kanan) sementara BiLSTM mampu melakukan pelatihan secara dua arah. *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) adalah model pemrosesan urutan yang terdiri dari dua LSTM dimana satu mengambil input dalam arah maju, dan yang lainnya dalam arah mundur. BiLSTM secara efektif meningkatkan jumlah informasi yang tersedia untuk jaringan dan mampu meningkatkan konteks yang tersedia untuk algoritme. Akibatnya, penelitian ini merekomendasikan penggunaan BiLSTM daripada LSTM untuk masalah peramalan dalam analisis *time series*.

Pada penelitian [8], melakukan prediksi harga *cryptocurrency* dilakukan menggunakan model CNN-BiLSTM dan CNN-LSTM dengan *dataset* harga perjam mata uang kripto BTC, ETH dan XRP dari 1 Januari 2018 sampai dengan 31 Agustus 2019 menunjukkan CNN-BiLSTM mampu mengungguli performa dari CNN-LSTM dengan menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.0085 pada *dataset* uang kripto BTC, nilai RMSE sebesar 0.0095 pada *dataset* uang kripto ETH dan nilai RMSE sebesar 0.0092 pada *dataset* uang kripto XRP. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [9], mengusulkan model BiLSTM-CNN untuk peramalan tenaga angin jangka pendek. Pada penelitian ini, analisis korelasi abu - abu digunakan untuk memilih *input* untuk model peramalan dan kemudian model yang diusulkan mengekstrak fitur *input* multi dimensi untuk memprediksi tenaga angin dari

perspektif temporal spasial. Model Bi-LSTM digunakan untuk menambang karakteristik temporal dua arah sementara operasi konvolusi dan *pooling* CNN digunakan untuk mengekstrak karakteristik spasial dari beberapa deret waktu *input*. Terakhir, studi kasus dilakukan untuk memverifikasi keunggulan model yang diusulkan. Model *deep learning* lainnya, yaitu Bi-LSTM, LSTM, CNN, LSTM-CNN, CNN-BiLSTM, CNN-LSTM disimulasikan untuk melakukan perbandingan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BiLSTM-CNN memiliki akurasi terbaik dengan RMSE terendah 2.5492, MSE 6.4984, MAE 1.7344 dan R^2 tertinggi 0.9929. CNN memiliki kecepatan tercepat dengan rata - rata waktu komputasi 0,0741 detik. Pada penelitian ini digunakan data runtun waktu *multivariate*, yaitu runtun waktu yang terdiri dari dua atau lebih variabel. Pada penelitian sebelumnya [5]–[8] digunakan data runtun waktu *univariate*, yaitu data runtun waktu yang terdiri dari satu variabel.

Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh [10], diusulkan pembelajaran mendalam hibrida baru yang mengintegrasikan *Attention Mechanism* (AM), *Multi-Layer Perceptron* (MLP), dan *Bidirectional Long-Short Term Memory* (BiLSTM) untuk memperkirakan harga penutupan empat indeks saham, yaitu S&P 500, Dow Jones, NASDAQ, dan Russell 2000. Pada penelitian ini digunakan data runtun waktu *multivariate*, dimana pada penelitian ini selain menggunakan data harga penutupan ditambahkan data basis pengetahuan baru meliputi indikator teknis harga penutupan saham, harga sumber daya alam (emas, perak, dan minyak) dan data historis indeks Google. Dengan mengintegrasikan empat jenis kumpulan data tersebut, basis pengetahuan terdiri dari 31 fitur penting yang kemudian digunakan sebagai prediktor yang menjanjikan dalam model yang diusulkan untuk peramalan setiap indeks saham. Pembangunan basis pengetahuan mengurangi risiko model *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Model MLP+AM+BiLSTM yang diusulkan memiliki nilai *error* terkecil dengan MAE 0.025393 dan MSE 0.001204 dibandingkan model pembanding lain yaitu SVR, LSTM, CNN, MLP, MLP+BiLSTM, Yang *et al.* [11], dan Nakano *et al.* [12]. Hal ini juga menunjukan penggunaan data *multivariate* mampu meningkatkan performa model prediksi.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian yang dilakukan oleh [5]–[10] prediksi *time series* dapat dilakukan dengan berbagai macam model arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). Berdasarkan analisis yang dilakukan oleh [7] BiLSTM mampu mengekspos beberapa fitur tambahan yang tidak mampu diekspos oleh LSTM, kemudian penambahan lapisan *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu meningkatkan performa dari model arsitektur BiLSTM [8]–[10]. Sementara itu pemodelan *multivariate* yang dilakukan oleh [10] pada objek deteksi harga indeks saham dengan menambahkan data teknikal indikator seperti *Simple Moving Average* (SMA) dan *Relative Strength Index* (RSI) menggunakan BiLSTM mampu menunjukkan peningkatan performa. Oleh karena itu, dalam penelitian ini penulis akan melakukan eksplorasi penggunaan data *univariate* dan *multivariate* untuk melakukan prediksi penutupan harga emas dengan arsitektur jaringan berbasis *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dengan *Convolutional Neural Network* (CNN). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga emas harian dari bulan Januari 2014 hingga April 2018 yang diperoleh dari situs <http://finance.yahoo.com>.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan maka yang akan menjadi masalah dalam penelitian ini adalah

1. Bagaimana pengaruh data *univariate* dan *multivariate* terhadap performa arsitektur BiLSTM dengan CNN dalam memprediksi harga emas?
2. Bagaimana performa metode BiLSTM dengan CNN dalam memprediksi harga emas?
3. Bagaimana arsitektur jaringan terbaik yang didapatkan dari metode BiLSTM dengan CNN pada data harga emas harian?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah yang digunakan agar penelitian ini dapat fokus pada pokok pembahasan dan tidak menyimpang dari tujuan penelitian. Berikut merupakan batasan masalah yang ada dalam penelitian ini:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga emas harian [5] dari bulan Januari 2014 hingga April 2018 yang diperoleh dari situs <http://finance.yahoo.com> dengan format file .csv dan mempunyai total data sebanyak 1081 baris. Data tersebut dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Data *training* terdiri dari harga emas harian dari Januari 2014 hingga Desember 2017 (4 tahun) sebanyak 1000 baris data. Kemudian data *testing* berisi harga harian dari Januari 2018 hingga April 2018 (4 bulan) sebanyak 81 baris data.
2. Meskipun data harga emas yang digunakan termasuk *time series*, akan tetapi ada data yang kosong di tanggal tertentu seperti hari libur sabtu minggu dan hari besar lainnya seperti libur natal dan tahun baru.
3. Proses *training* dilakukan pada layanan awan Google Colab (*Colaboratory*) dengan pengaturan akselerasi perangkat keras menggunakan *Graphics Processing Units* (GPU).
4. Prediksi yang dilakukan yaitu untuk memprediksi harga penutupan emas.
5. Dalam pengujian untuk mencocokkan tingkat akurasi pada penelitian ini menggunakan *Mean Absolut Error* (MAE).
6. Variabel ketetapan yang digunakan dalam melakukan proses training.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui pengaruh penggunaan data *univariate* dan *multivariate* terhadap performa arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam memprediksi harga emas.
2. Mengetahui performa dari arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk memprediksi harga emas.
3. Mengetahui arsitektur jaringan terbaik dari arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada data harga emas harian.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui faktor yang dapat mempengaruhi tingkat akurasi dari arsitektur BiLSTM dengan CNN untuk memprediksi harga emas.
2. Dapat menjadi bahan acuan bagi peneliti yang akan melakukan penelitian di bidang *Machine Learning* dan *Deep Learning* dengan menggunakan arsitektur BiLSTM maupun CNN.
3. Mengetahui arsitektur BiLSTM dengan CNN yang baik untuk memprediksi harga emas.
4. Mempermudah memprediksi harga emas maupun prediksi *time series* lainnya.

