

Implementasi *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah

¹*Dian Islamiaty Puteri

¹Departemen Matematika, Universitas Padjadjaran, Sumedang 45361, Indonesia

*Penulis Korespondensi. Email: dianislamiaty27@gmail.com

Abstrak

Perkembangan pasar saham di Indonesia pada saat ini berkembang cukup pesat. Hal ini dapat dilihat berdasarkan jumlah investor yang mengalami peningkatan setiap tahunnya. Pada tahun 2011, saham syariah diluncurkan pertama kali di Indonesia dan dapat diketahui bahwa harga pada saham tidak selalu stabil atau dapat mengalami kenaikan maupun penurunan. Bagi para investor diperlukan strategi dalam memprediksi harga saham agar dapat mengambil keputusan yang tepat dalam berinvestasi. Dalam penelitian ini, prediksi saham dilakukan dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). Data yang digunakan berupa data histori harga penutupan dari tiga saham syariah yaitu PT Aneka Tambang Tbk, PT Unilever Indonesia Tbk, dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk. Dalam membangun model prediksi terbaik pada penelitian ini diperoleh berdasarkan tuning parameter seperti *epoch*, *batch*, *neurons*, serta *optimizer* dan teknik regulasi *dropout* untuk mencegah terjadinya *overfitting* pada model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa dari tiga data saham yang digunakan, nilai MAPE terkecil didapatkan pada model BiLSTM. Nilai MAPE yang diperoleh untuk setiap data saham dalam penelitian ini secara berurutan yaitu 2,59%, 1,77%, dan 1,05%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE, maka model prediksi yang diperoleh termasuk dalam kriteria sangat akurat.

Kata Kunci: LSTM; BiLSTM; Prediksi; Harga Saham

Abstract

The development of the stock market in Indonesia is currently growing quite rapidly. This can be seen based on the number of investors who have increased every year. In 2011, sharia stocks were launched for the first time in Indonesia, and it can be seen that the price of the stock is not always stable or can experience increases or decreases. For investors, a strategy is needed to predict stock prices in order to make the right decisions in investing. In this study, stock prediction was carried out using the Long Short-Term Memory (LSTM) and Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) methods. The data used in this study is historical closing price data for three Sharia stocks, namely PT Aneka Tambang Tbk, PT Unilever Indonesia Tbk, and PT Indofood Sukses Makmur Tbk. In building the best predictive model in this study based on tuning parameters such as epoch, batch, neurons, as well as an optimizer and dropout regulation techniques to prevent overfitting of the model. The test results show that from the three stock data used, the smallest MAPE value is obtained in the BiLSTM model. The MAPE values obtained for each stock data in this study are sequentially 2,59%, 1,77%, and 1,05%. Based on the MAPE value criteria, the prediction model is included in the very accurate criteria.

Keywords: LSTM; BiLSTM; Prediction; Stock Price

1. Pendahuluan

Investasi saham di Indonesia berkembang cukup pesat pada saat ini. Data statistik dari Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI) tahun 2022 menunjukkan bahwa jumlah pertumbuhan

investor pasar modal semakin meningkat setiap tahunnya yakni pada akhir tahun 2022 mencapai 10,3 juta investor atau meningkat 37,68% jika dibandingkan dengan akhir tahun 2021 sebanyak 7,48 juta investor [1]. Investasi dalam pasar modal salah satunya adalah investasi saham syariah. Saham syariah diluncurkan pertama kali di Indonesia pada tahun 2011. Dalam saham syariah telah diatur sesuai dengan prinsip syariah pada hukum islam dimana prinsip yang digunakan telah disepakati oleh OJK bersama MUI [2].

Diketahui bahwa harga saham bukan sesuatu yang stabil tetapi dapat mengalami fluktuasi. Beberapa faktor yang dapat menyebabkan fluktuasi pada harga saham diantaranya yaitu adanya permintaan dan penawaran atas saham tersebut [3]. Selain itu, kondisi sosial, politik, dan banyak faktor lainnya juga mempengaruhi pergerakan harga saham. Dengan melihat kondisi pergerakan harga saham yang selalu berubah dari waktu ke waktu, maka para investor perlu untuk mengetahui dan melakukan analisis dalam berinvestasi [4]. Salah satu strategi yang dapat dilakukan yaitu melakukan analisis prediksi harga saham berdasarkan data harian harga saham, sehingga investor dapat mengetahui dan memprediksi harga pada masa yang akan datang.

Banyak metode yang pernah diterapkan dalam prediksi harga saham, salah satunya menggunakan metode berbasis *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu pengembangan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan memberi *memory cell* untuk dapat menyimpan informasi dalam waktu yang lama dan dapat mengatasi terjadinya *vanishing gradient* pada RNN saat melakukan proses data sekuensial yang panjang [5]. Pengembangan dari model LSTM yaitu *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) yang diperkenalkan Graves dan Schmidhuber pada tahun 2005. *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dikatakan tumpukan dari LSTM, terdiri dari *forward layer* yang digunakan untuk memproses informasi sebelumnya, dan *backward layer* yang digunakan untuk memproses informasi setelahnya [6].

Penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Long Short term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) telah banyak dilakukan seperti pada penelitian [7] mengenai prediksi harga saham dengan menggunakan parameter berupa jumlah *neuron* 50, *epoch* 100, *optimizer* Adam dan *dropout* 0,2 diperoleh hasil bahwa model BiLSTM lebih baik dibandingkan model LSTM berdasarkan nilai RMSE dan MAE yang lebih kecil. Penelitian lainnya dalam prediksi harga saham [8], dengan membandingkan model LSTM, BiLSTM, dan ARIMA diperoleh hasil bahwa model BiLSTM lebih baik dibandingkan model lainnya berdasarkan metrik evaluasi model menggunakan RMSE dan parameter yang digunakan berupa jumlah *neuron* 4, *epoch* 1,serta *optimizer* Adam.

Berikutnya terdapat penelitian [9] mengenai prediksi kualitas udara dengan membandingkan model LSTM, BiLSTM, dan GRU diperoleh hasil bahwa nilai RMSE terkecil terdapat pada model BiLSTM dengan menggunakan parameter seperti jumlah *neuron* 20, *epoch* 1500, *batch* 32, serta *optimizer* Adam. Sedangkan penelitian [10] dalam peramalan permukaan laut, didapatkan hasil performa model BiLSTM dengan menggunakan parameter berupa jumlah *neuron* 64, *epoch* 50, *learning rate* 0,01,dan *optimizer* Adam lebih baik berdasarkan nilai RMSE yang lebih kecil dibandingkan model lainnya yaitu LSTM dan RNN. Adapun pada hasil penelitian [11] mengenai prediksi kasus COVID-19 diperoleh bahwa nilai RMSE dan MAE pada model BiLSTM lebih kecil dibandingkan dengan model LSTM.

Dengan melihat permasalahan yang ada serta hasil penelitian terdahulu, maka pada penelitian ini akan dilakukan prediksi harga saham syariah menggunakan metode *Long Short term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM). Kedua metode tersebut telah banyak dilakukan dalam memprediksi data deret waktu seperti data pergerakan harga saham, namun dalam penelitian ini diusulkan dengan penggunaan nilai parameter yang berbeda dan sesuai dengan data yang digunakan agar dapat memperoleh hasil prediksi terbaik. Dalam membentuk model

terbaik, maka diperlukan parameter-parameter yang akan digunakan dengan mengacu pada penelitian sebelumnya antara lain seperti *epoch*, *batch*, *neurons*, *optimizer*, serta dengan menambahkan teknik regulasi *dropout* untuk mencegah terjadinya *over fitting* pada model. Tujuan dari penelitian ini diharapkan dapat membangun model dengan akurasi terbaik dalam memprediksi harga saham serta membandingkan hasil evaluasi dari kedua metode yang digunakan dalam memprediksi harga saham.

2. Metode Penelitian

2.1. Data Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah harga penutupan saham harian dari tiga saham syariah yang diambil pada situs *yahoo finance*, antara lain PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK), PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK), dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK). Semua data yang digunakan berupa data yang terdiri pada periode 01 Januari 2018 – 01 Januari 2023.

2.2. Data Preprocessing

Pada tahapan ini data dilakukan normalisasi data sehingga nilai aktual menjadi nilai dengan *range* interval 0-1. Metode yang digunakan adalah *min-max normalization* [12] dengan menggunakan persamaan berikut:

$$x_{norm,i} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad i = 1, 2, 3, \dots, t \quad (1)$$

dengan x_{norm} adalah nilai normalisasi, x_{max} adalah nilai maksimum data, dan x_{min} adalah nilai minimum data.

Selanjutnya *dataset* dibagi menjadi dua bagian yaitu data untuk proses *training* dan data untuk proses *testing*. Data tersebut dibagi dengan rasio 80% untuk *data training* dan 20% untuk *data testing*.

2.3. Training dan Testing Setiap Model

Setelah tahap *preprocessing data* selesai dilakukan, kemudian dilanjutkan pada proses *training* data menggunakan algoritma LSTM dan BiLSTM. Pada proses *training* dilakukan dengan melatih setiap model menggunakan *data training*. Sedangkan pada proses *testing* dilakukan menggunakan data *testing* yang kemudian dilakukan pengujian dari hasil model *training* sebelumnya untuk mengetahui efektifitas model yang telah dibuat.

Proses *training data* maupun *testing data* pada pembentukan model LSTM dan BiLSTM diperlukan parameter untuk mendapatkan model terbaik. Parameter yang digunakan dilakukan pengujian secara *trial and error* untuk mendapatkan parameter terbaik dalam pembentukan model. Dalam penelitian ini diusulkan parameter yang akan digunakan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Parameter LSTM dan BiLSTM

Parameter	Value
<i>Neurons</i>	5, 10, 15, 20
<i>Batch</i>	4, 16, 32, 64
<i>Epoch</i>	50, 100, 150, 200
<i>Dropout</i>	0,2
<i>Optimizer</i>	Adam

2.4. Denormalisasi

Proses denormalisasi berfungsi untuk mengembalikan hasil keluaran yang masih dalam bentuk *range 0-1* menjadi sesuai dengan nilai aktual dari data. Perhitungan proses denormalisasi mengacu pada [2] dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$d = y(max - min) + min \quad (2)$$

dengan d merupakan nilai denormalisasi, y merupakan hasil prediksi, max merupakan nilai maksimum data, dan min adalah nilai minimum data.

2.5. Evaluasi Model

Dalam penelitian ini, evaluasi kinerja model diperoleh dengan menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan nilai persentase dari kesalahan/error yang didapatkan berdasarkan nilai aktual dengan nilai hasil prediksi [12] dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (3)$$

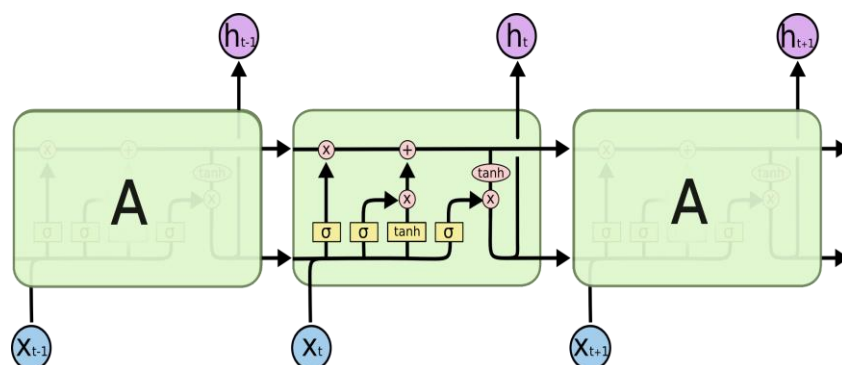
dengan y_i merupakan nilai aktual data, \hat{y}_i merupakan nilai hasil prediksi, dan n merupakan banyaknya data. Skala untuk menilai akurasi prediksi berdasarkan nilai MAPE dikembangkan oleh Lewis dalam [13] seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Nilai MAPE

Skala MAPE	Interpretasi
<10%	Sangat akurat
10-20%	Akurat
20-50%	Cukup
>50%	Tidak akurat

2.6. Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang diusulkan pada tahun 1997 oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber [14]. LSTM diusulkan sebagai solusi dari terbentuknya *vanishing gradient* pada RNN saat memproses data *sequential* yang panjang. Pada arsitektur LSTM dapat mengatasi penyimpanan memori dalam jangka waktu yang lama karena *memory cell* telah bertambah sehingga dapat mengatasi terjadinya gradien yang hilang pada RNN saat melakukan proses data sekuensial yang panjang [5]. Arsitektur LSTM dapat ditunjukkan seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Pada arsitektur LSTM terdapat tiga *gates* yaitu *forget gate* (f_t), *input gate* (i_t), dan *output gate* (O_t). *Forget gate* (f_t) berfungsi untuk menghapus informasi dari *cell state*. *Input gate* (i_t) berfungsi dalam memutuskan informasi baru yang masuk kedalam *cell state*, sedangkan *Output gate* (O_t) berfungsi dalam memilah informasi yang berguna dari arus *cell state* dan menampilkannya sebagai *output*. Persamaan yang digunakan pada proses LSTM mengacu pada [8] dengan persamaan sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_{fh} [h_{t-1}], W_{fx} [x_t], b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_{ih} [h_{t-1}], W_{ix} [x_t], b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{ch} [h_{t-1}], W_{cx} [x_t], b_c) \quad (6)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (7)$$

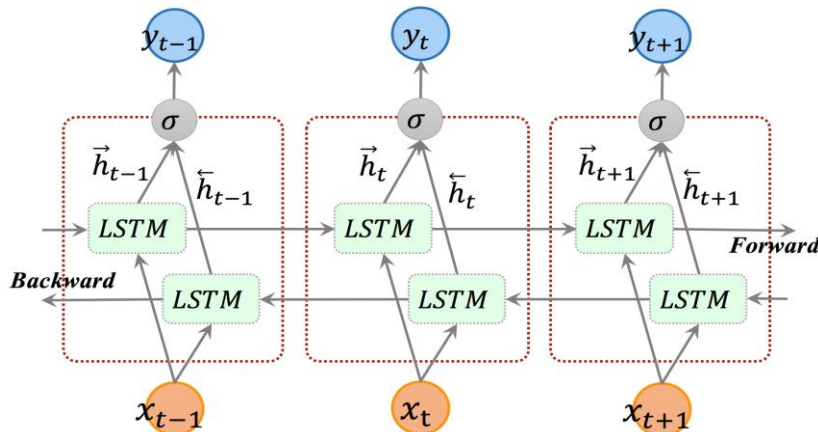
$$O_t = \sigma(W_{oh} [h_{t-1}], W_{ox} [x_t], b_o) \quad (8)$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (9)$$

dengan x_t adalah nilai input, W merupakan bobot, b merupakan bias, h_{t-1} merupakan *output* dari waktu $t - 1$, C_{t-1} merupakan *memory cell state* pada *cell* sebelumnya, dan h_t adalah *output* akhir.

2.7. Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)

Pada *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) terdapat dua jaringan LSTM dimana jaringan LSTM pertama berfungsi dalam memproses urutan masukan data ke arah depan (*forward*) dan jaringan LSTM kedua berfungsi dalam memproses urutan data dari arah sebaliknya (*backward*). Kemudian *output* dari jaringan LSTM *forward* dan *backward* digabungkan pada setiap urutan waktu. Dengan adanya dua *layer* yang berlawanan arah tersebut, model dapat mempelajari informasi masa lalu dan informasi masa mendatang untuk setiap *sequence input* [9]. Arsitektur BiLSTM yang mengacu pada [15] dapat ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM)

Dalam arsitektur BiLSTM, proses pada *forward* LSTM dapat ditulis sebagai $\vec{h}_t = LSTM(x_t, h_{t-1})$ sedangkan untuk proses *backward* LSTM ditulis sebagai $\overleftarrow{h}_t = LSTM(x_t, h_{t+1})$. *Output* akhir dari BiLSTM adalah penggabungan dari *forward* dan *backward* yang ditulis sebagai $h_t = [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t]$ [16].

3. Hasil dan Pembahasan

Setelah tahap *preprocessing* seperti normalisasi data dan membagi data menjadi data *training* dan data *testing* selesai, maka proses selanjutnya dilakukan parameter tuning yang dilakukan secara *trial and error*. Parameter yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel. Kombinasi parameter yang terbentuk dalam penelitian terdapat sebanyak 64 model. Dari 64 model yang terbentuk, diperoleh kombinasi parameter terbaik untuk setiap data saham dalam penelitian ini dengan menggunakan model LSTM dan BiLSTM yang kemudian dilakukan pengujian menggunakan *data testing*.

Hasil pengujian parameter untuk data saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK) dalam penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan menggunakan teknik regulasi *dropout* sebesar 0,2 dan optimizer Adam, diperoleh kombinasi parameter terbaik yaitu dengan nilai *neurons* 10, *epoch* 200, dan *batch* 4. Sedangkan kombinasi parameter terbaik menggunakan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) yaitu dengan nilai *neurons* 15, *epoch* 200, dan *batch* 32. Pada tabel 3 diperoleh nilai MAPE untuk setiap metode yang digunakan.

Tabel 3. Hasil Pengujian Pada Saham ANTM.JK

Metode	MAPE
LSTM	2.66%
BiLSTM	2.59%

Pada data saham PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK), hasil pengujian dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) diperoleh kombinasi parameter terbaik yaitu nilai *neurons* 20, *epoch* 200, *batch* 4 dengan teknik regulasi *dropout* sebesar 0,2 dan optimizer Adam. Sedangkan kombinasi parameter terbaik pada metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) yaitu dengan nilai *neurons* 10, *epoch* 50, dan *batch* 4. Berikut nilai MAPE yang diperoleh untuk setiap metode yang digunakan.

Tabel 4. Hasil Pengujian Pada Saham UNVR.JK

Metode	MAPE
LSTM	2.11%
BiLSTM	1.77%

Adapun hasil pengujian parameter pada data saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK) menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan teknik regulasi *dropout* sebesar 0,2 dan optimizer Adam, diperoleh kombinasi parameter terbaik yaitu dengan nilai *neurons* 15, *epoch* 200, dan *batch* 4. Sedangkan kombinasi parameter terbaik pada metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) didapatkan nilai *neurons* 15, *epoch* 150, dan *batch* 4. Berikut nilai MAPE yang diperoleh untuk setiap metode yang digunakan.

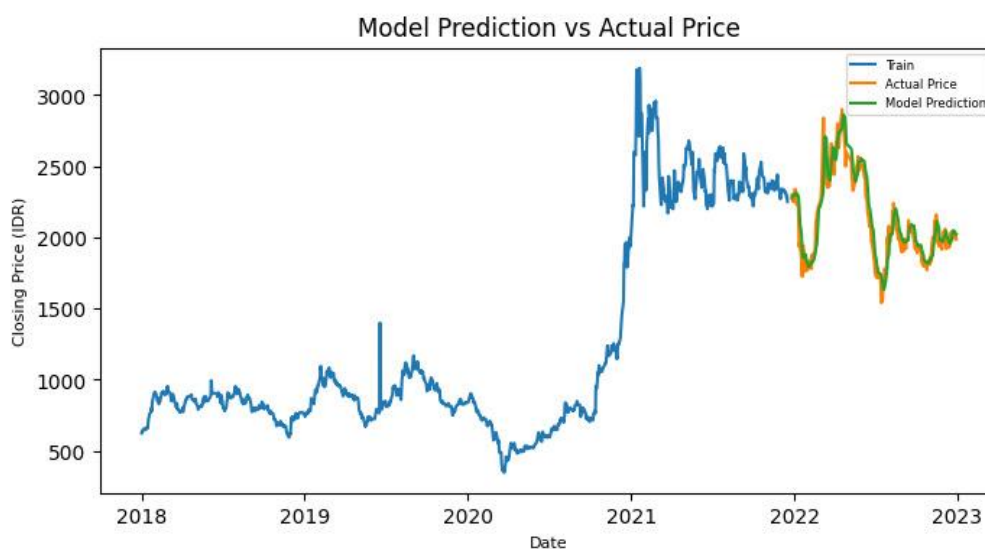
Tabel 5. Hasil Pengujian Pada Saham INDF.JK

Metode	MAPE
LSTM	1.08%
BiLSTM	1.05%

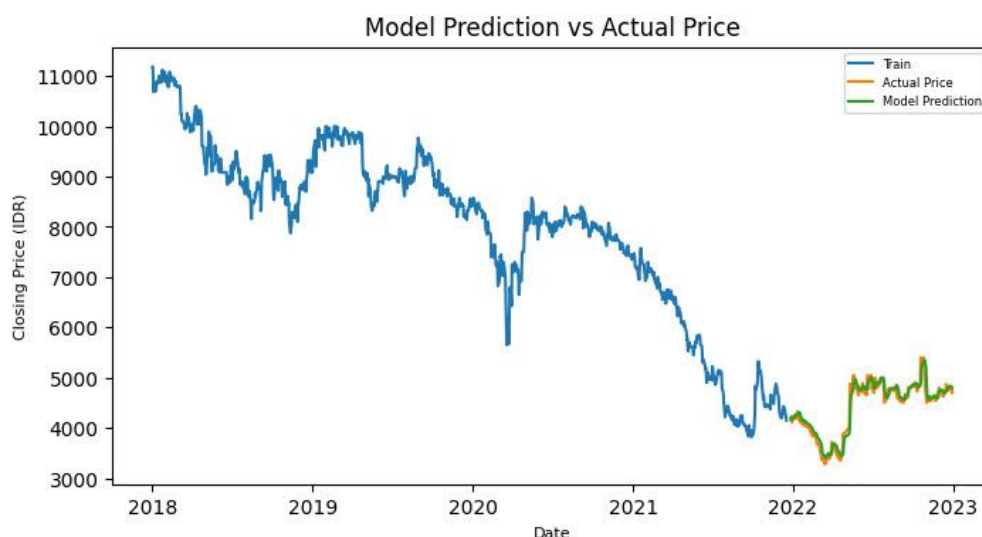
Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3, 4, dan 5 diketahui bahwa nilai MAPE terkecil untuk setiap data saham yang digunakan antara lain PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK), PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK), dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK) yaitu diperoleh dengan menggunakan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM).

Nilai MAPE yang diperoleh pada data saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK) yaitu 2,59% dengan nilai setiap kombinasi parameter yaitu *neurons* 15, *epoch* 200, dan *batch* 32 serta menggunakan teknik regulasi *dropout* dengan nilai 0,2 dan *optimizer* Adam. Adapun pada data saham PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK) diperoleh nilai MAPE terkecil yaitu 1.77% menggunakan teknik regulasi *dropout* sebesar 0,2 dan *optimizer* Adam, kombinasi parameter terbaik yaitu dengan nilai *neurons* 10, *epoch* 50, dan *batch* 4. Sedangkan pada data PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK), nilai MAPE terkecil yaitu 1.05% teknik regulasi *dropout* sebesar 0,2 dan *optimizer* Adam, kombinasi parameter terbaik yaitu dengan nilai *neurons* 15, *epoch* 150, dan *batch* 4.

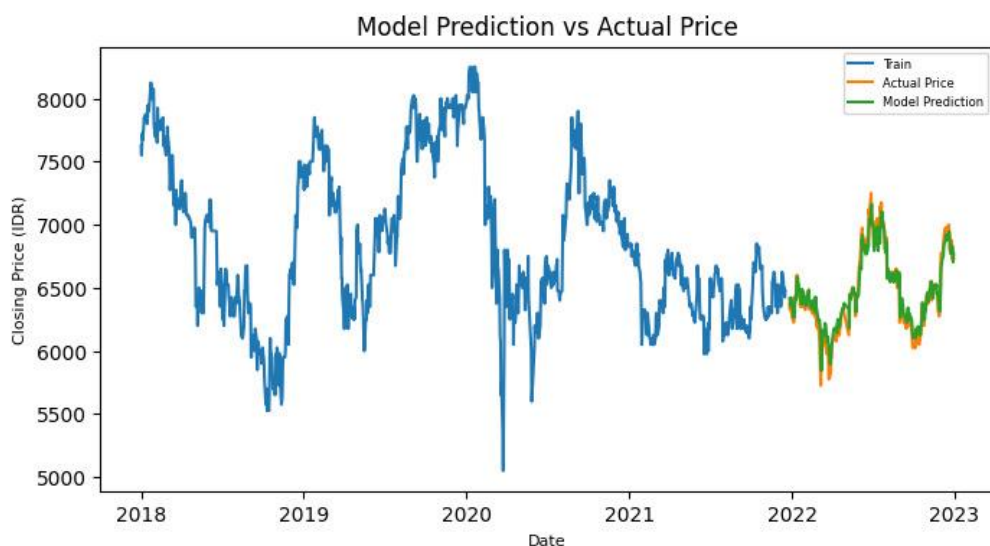
Dari setiap data saham yang dilakukan pengujian, diperoleh model terbaik berdasarkan nilai MAPE yang terkecil yaitu terdapat pada metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM). Data perbandingan hasil prediksi dan harga aktual pada metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) untuk setiap data saham dapat dilihat dalam bentuk grafik pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi pada Data Saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK)



Gambar 4. Grafik Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi pada Data Saham PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK)



Gambar 5. Grafik Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi pada Data Saham PT. Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK)

Pada Gambar 3, 4, dan 5 tampak bahwa data prediksi dan data aktual memiliki selisih yang sangat kecil atau dapat dikatakan bahwa hasil prediksi menggunakan model BiLSTM mendekati data aktual. Hal ini diperkuat dengan nilai MAPE yang diperoleh untuk setiap data saham dalam penelitian ini kecil dari 10%, sehingga berdasarkan kriteria nilai MAPE dapat disimpulkan bahwa model BiLSTM termasuk dalam kriteria sangat akurat.

4. Kesimpulan

Hasil dari penelitian mengenai model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) diperoleh bahwa model BiLSTM memiliki kinerja terbaik dalam memprediksi harga saham syariah. Hal ini mengacu pada nilai MAPE yang diperoleh untuk setiap data pengujian kecil dari 10%. Pada data harga saham PT. Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK) diperoleh nilai MAPE sebesar 2,59% untuk model BiLSTM. Nilai MAPE pada model BiLSTM untuk data harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk (UNVR.JK) yaitu 1,77%, sedangkan untuk data harga saham PT. Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK) diperoleh nilai MAPE pada model BiLSTM yaitu sebesar 1,05%. Berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa model BiLSTM termasuk dalam kriteria sangat akurat.

Referensi

- [1] Kustodian Sentral Efek Indonesia, “Statistik Pasar Modal Indonesia.” https://www.ksei.co.id/publications/demografi_investor (accessed May 15, 2023).
- [2] G. Budiprasetyo, M. Hani’ah, and D. Z. Aflah, “Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 164–172, 2022, doi: 10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172.
- [3] A. Nilsen, “Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45,” *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, pp. 137–147, 2022, doi: 10.21009/JSA.06113.
- [4] R. Hutauruk and D. Fitriana, “Komparasi metode Long Short Term Memory (LSTM) dan 1D CNN Dalam Prediksi Harga Saham Pada Salah Satu Perusahaan Sektor Consumer Goods,” Universitas Mercu Buana, Jakarta, 2022.
- [5] R. S. Pontoh *et al.*, “Jakarta Pandemic to Endemic Transition: Forecasting COVID-19 Using NNAR and LSTM,” *Applied Sciences*, 2022, doi: 10.3390/app12125771.

- [6] N. Afrianto, D. H. Fudholi, and S. Rani, “Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 41–46, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3676.
- [7] M. Jia, J. Huang, L. Pang, and Q. Zhao, “Analysis and Research on Stock Price of LSTM and Bidirectional LSTM Neural Network,” in *dvances in Computer Science Research (ACSR)*, Atlantis Press, 2019, pp. 467–473, doi: 10.2991/iccia-19.2019.72.
- [8] S. S. Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, “The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series,” presented at the IEEE International Conference on Big Data, 2019.
- [9] Y. Karyadi and H. Santoso, “Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 671–684, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i1.1588.
- [10] F. Masri, D. Saepudin, and D. Adytia, “Forecasting of Sea Level Time Series using Deep Learning RNN, LSTM, and BiLSTM, Case Study in Jakarta Bay, Indonesia,” presented at the e-Proceeding of Engineering, vol. 7. 2020, pp. 8544–8551.
- [11] A. B. Said, A. Erradi, H. A. Aly, and A. Mohamed, “Predicting COVID-19 cases using bidirectional LSTM on multivariate time series,” *Environ Sci Pollut Res*, vol. 28, no. 40, pp. 56043–56052, Oct. 2021, doi: 10.1007/s11356-021-14286-7.
- [12] M. Yang and J. Wang, “Adaptability of Financial Time Series Prediction Based on BiLSTM,” presented at the The 8 th International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2020 & 2021), *Procedia Computer Science*, 2022, pp. 18–25.
- [13] J. J. M. Moreno, A. P. Pol, A. S. Abad, and B. C. Blasco, “Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy,” *Psicothema*, vol. 25, no. 4, pp. 500–506, 2013, doi: 10.7334/psicothema2013.23.
- [14] C. Olah, “Understanding LSTM Networks,” 2015. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (accessed May 18, 2023).
- [15] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, “Stacked bidirectional and unidirectional LSTM recurrent neural network for forecasting network-wide traffic state with missing values,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 118, pp. 1–14, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.102674.
- [16] Z. Hameed and B. G. Zahirain, “Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 73992–74001, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988550.