

Peramalan Harga Saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk yang Mempertimbangkan Faktor Kurs Dolar Amerika Menggunakan Bidirectional Long-Short Term Memory

Ghinarosa Fitrinanda dan Arif Djunaidy

Departemen Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: adjunaidy@its.ac.id

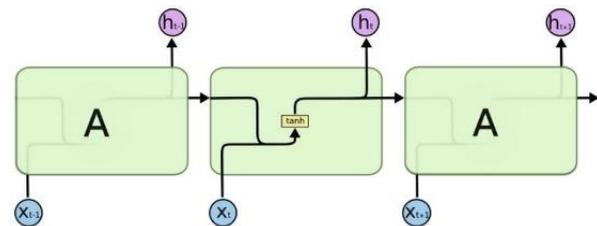
Abstrak—Saham milik PT Adaro Energy Indonesia Tbk merupakan salah satu saham yang diminati oleh para investor dan diyakini memiliki prospek yang baik seiring dengan melonjaknya harga batubara dunia. Namun demikian, oleh karena investasi saham dapat berisiko tinggi karena nilainya yang fluktuatif dan juga dapat dipengaruhi oleh nilai kurs mata uang asing, maka tersedianya fasilitas peramalan harga saham Adaro akan membantu investor mengetahui informasi harga saham di masa depan dan membantu pengambilan keputusan agar terhindar dari risiko kerugian. Dalam Tugas Akhir ini dibangun model peramalan harga saham Adaro menggunakan *bidirectional long short-term memory (BiLSTM)*. Model peramalan ini dipilih karena terbukti memiliki kemampuan yaitu dapat memahami struktur data secara dinamis dari waktu ke waktu dan juga memiliki kinerja yang baik dalam melakukan peramalan data runtut waktu keuangan seperti data harga saham. Model peramalan dibuat menggunakan dua jenis data, yaitu nilai saham Adaro dan nilai kurs dollar Amerika terhadap Rupiah (USD/IDR) dalam kurun waktu lima tahun mulai dari bulan November 2016 sampai dengan November 2021. Berbagai skenario uji coba telah dilakukan untuk memperoleh model peramalan BiLSTM yang dapat memberikan kinerja yang optimal. Hasil uji coba menggunakan data pengujian yang dipisahkan dari data pelatihan untuk membangun model menunjukkan nilai *mean absolute percentage error (MAPE)* sebesar 2.06% dan 2.43% berturut-turut untuk model peramalan dengan data saham saja dan model yang melibatkan nilai kurs USD/IDR. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model peramalan yang dibangun mampu memberikan akurasi yang sangat baik. Selain itu, hasil uji coba model peramalan menunjukkan bahwa nilai kurs USD/IDR tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap fluktuasi harga saham Adaro.

Kata Kunci—*Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*, Nilai Kurs, Peramalan Harga Saham.

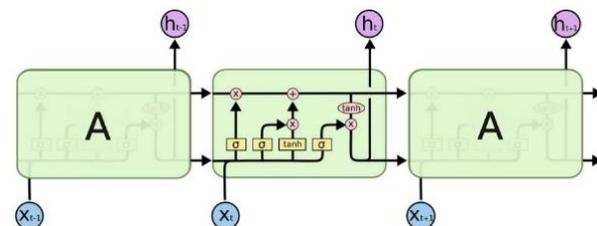
I. PENDAHULUAN

INVESTASI dalam pasar modal saat ini mengalami pertumbuhan yang pesat dan konsisten. Menurut Laporan Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI), jumlah investor pasar modal mencapai 7.15 juta investor per November 2021, mengalami peningkatan sebesar 84.28% dibandingkan dengan tahun 2020 yakni sebanyak 3.88 juta. Meningkatnya hal tersebut menunjukkan bahwa transaksi di pasar modal Indonesia semakin diminati oleh para investor. Dalam bertransaksi, para investor membutuhkan informasi yang cukup terkait kondisi pasar modal beserta faktor lain yang dapat mempengaruhinya.

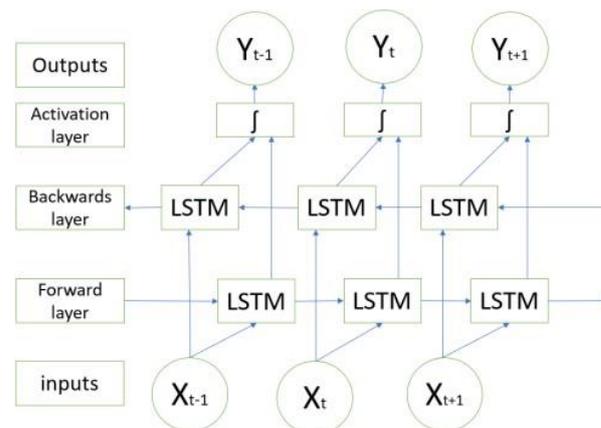
Salah satu produk dalam pasar modal adalah saham. Harga saham yang bersifat non linier dan non stasioner membuat



Gambar 1. Arsitektur RNN.



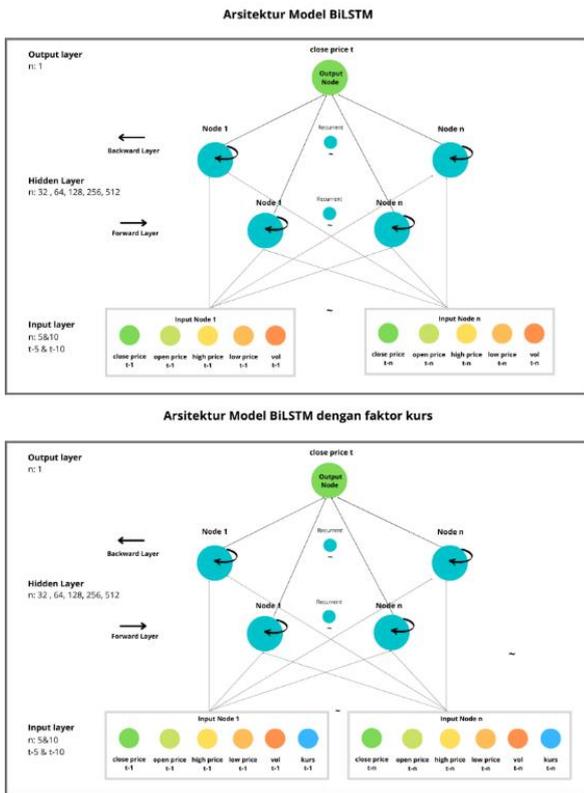
Gambar 2. Arsitektur LSTM.



Gambar 3. Arsitektur BiLSTM.

sulit untuk diramalkan oleh para investor. Hal tersebut disebabkan karena kondisi harga dalam pasar modal dipengaruhi oleh berbagai faktor salah satunya adalah fundamental makroekonomi [1]. Salah satu variabel makroekonomi yang dapat berpengaruh terhadap kinerja perusahaan dan mengakibatkan terjadinya perubahan harga saham ialah nilai kurs [2].

Adanya perubahan harga saham dan kondisi pasar saham yang fluktuatif membuat investor yang memiliki tujuan berinvestasi jangka panjang memilih untuk membeli saham dengan fundamental, kinerja operasional, dan prospek yang baik demi mengurangi risiko kerugian. Saham ADRO milik PT Adaro Energy Tbk memiliki rasio keuangan yang sehat dan diyakini memiliki prospek yang baik, seiring melonjaknya harga batubara dunia. Kinerja perusahaan yang



Gambar 4. Arsitektur model peramalan dengan BiLSTM.

```
adro.dtypes

Date          object
Price         int64
Open          int64
High          int64
Low           int64
Vol.          object
Change %      object
dtype: object
```

Gambar 5. Hasil standarisasi tipe data.

baik dimana harga sahamnya mencerminkan fundamental dapat menumbuhkan kepercayaan investor untuk memutuskan menanam modalnya pada perusahaan tersebut. Namun, membuat keputusan investasi bukan hal yang mudah mengingat harga saham yang fluktuatif dan tidak hanya dipengaruhi oleh aspek fundamental. Saat ini dengan adanya teknologi yang canggih, para investor dapat melakukan peramalan harga saham yang sulit dilakukan sebelumnya untuk membantu dalam pengambilan keputusan.

Banyak metode yang pernah diterapkan dalam peramalan harga saham, salah satunya ialah Bidirectional Long Shory Term-Memory (BiLSTM), pengembangan dari arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM). Sunny, dkk., dalam

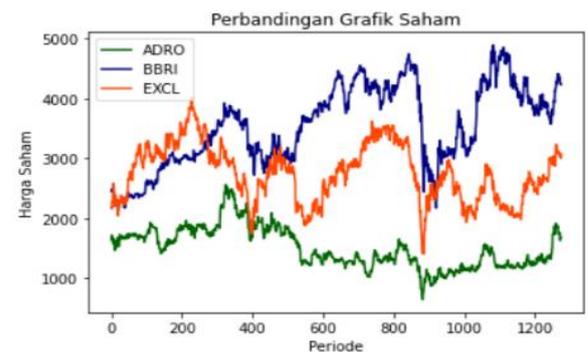
Date	Price_ADRO	Open_ADRO	High_ADRO	Low_ADRO	Vol_ADRO	Price_BBRI	Open_BBRI	High_BBRI	Low_BBRI	Vol_BBRI	Price_EXCL	Open_EXCL	High_EXCL	Low_EXCL	Vol_EXCL
1 Nov 21 2016	1241.5	1240.0	1250.0	1230.0	85.33	2480.0	2480.0	2480.0	2480.0	31.05	2785.0	2220.0	2250.0	2785.0	18.77
2 Nov 22 2016	13075.0	13075.0	13075.0	13075.0	45.98	2480.0	2480.0	2480.0	2480.0	31.05	2785.0	2220.0	2250.0	2785.0	18.77
3 Nov 23 2016	13075.0	13075.0	13075.0	13075.0	45.98	2480.0	2480.0	2480.0	2480.0	31.05	2785.0	2220.0	2250.0	2785.0	18.77
4 Nov 27 2016	13075.0	13075.0	13075.0	13075.0	45.98	2480.0	2480.0	2480.0	2480.0	31.05	2785.0	2220.0	2250.0	2785.0	18.77

Gambar 6. Hasil penggabungan data.

```
dataset.isnull().sum() dataset.isnull().sum()

Date          0          Date          0
Price_Kurs    0          Price_Kurs    0
Price_ADRO    63          Price_ADRO    0
Open_ADRO     63          Open_ADRO     0
High_ADRO     63          High_ADRO     0
Low_ADRO      63          Low_ADRO      0
Vol_ADRO      63          Vol_ADRO      0
Price_BBRI    63          Price_BBRI    0
Open_BBRI     63          Open_BBRI     0
High_BBRI     63          High_BBRI     0
Low_BBRI      63          Low_BBRI      0
Vol_BBRI      63          Vol_BBRI      0
Price_EXCL    63          Price_EXCL    0
Open_EXCL     63          Open_EXCL     0
High_EXCL     63          High_EXCL     0
Low_EXCL      63          Low_EXCL      0
Vol_EXCL      63          Vol_EXCL      0
dtype: int64      dtype: int64
```

Gambar 7. Pemeriksaan dan penanganan missing value.



Gambar 8. Visualisasi perbandingan saham.

penelitiannya menggunakan metode BiLSTM dan LSTM untuk meramalkan data saham. Pada metode LSTM, luaran yang dihasilkan hanya dipengaruhi oleh timestep sebelumnya. Sedangkan dalam BiLSTM, luaran dipengaruhi oleh kondisi sebelumnya (t-1) dan kondisi setelahnya (t+1) [3]. Dalam penelitian tersebut terbukti bahwa BiLSTM menghasilkan model lebih baik dibandingkan LSTM dalam peramalan harga saham [4].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dengan menggunakan BiLSTM hasil peramalan diperoleh dengan sangat baik dan menunjukkan keakuratan yang tinggi. Maka pada tugas akhir ini diharapkan dapat membangun model Bidirectional Long Short-Term Memory dengan akurasi terbaik untuk meningkatkan keakuratan peramalan harga saham sehingga bermanfaat dalam membantu investor dalam mengambil keputusan.

II. DASAR TEORI

A. Peramalan Data Runut Waktu

Peramalan merupakan prediksi kejadian di masa depan. Prediksi tersebut dilakukan dengan memanfaatkan informasi yang ada seperti data historik. Selain itu, pengetahuan



Gambar 9. Hasil pengamatan pola data.

train1_Saham						train1_SahamKurs						train1_Close					
Price_ADRO	Open_ADRO	High_ADRO	Low_ADRO	Vol_ADRO		Price_Kurs	Price_ADRO	Open_ADRO	High_ADRO	Low_ADRO	Vol_ADRO		Price_ADRO				
0	1640.0	1605.0	1650.0	1605.0	64.33	0	13041.5	1643.0	1605.0	1605.0	64.33	0	1584.0				
1	1720.0	1650.0	1735.0	1645.0	69.37	1	13056.0	1720.0	1650.0	1735.0	69.37	1	1720.0				
2	1640.0	1730.0	1710.0	1630.0	45.98	2	13075.0	1640.0	1700.0	1710.0	45.98	2	1640.0				
3	1670.0	1695.0	1670.0	1580.0	80.23	3	13070.0	1670.0	1600.0	1670.0	80.23	3	1670.0				
4	1685.0	1685.0	1710.0	1675.0	36.38	4	13088.0	1685.0	1685.0	1710.0	36.38	4	1685.0				

Gambar 10. Hasil pembagian data train & validation.

train1_Saham						train1_SahamKurs						train1_Close					
Price_ADRO	Open_ADRO	High_ADRO	Low_ADRO	Vol_ADRO		Price_Kurs	Price_ADRO	Open_ADRO	High_ADRO	Low_ADRO	Vol_ADRO		Price_ADRO				
0	1640.0	1605.0	1650.0	1605.0	64.33	0	13041.5	1643.0	1605.0	1605.0	64.33	0	1584.0				
1	1720.0	1650.0	1735.0	1645.0	69.37	1	13056.0	1720.0	1650.0	1735.0	69.37	1	1720.0				
2	1640.0	1700.0	1710.0	1630.0	45.98	2	13075.0	1640.0	1700.0	1710.0	45.98	2	1640.0				
3	1670.0	1695.0	1670.0	1580.0	80.23	3	13070.0	1670.0	1600.0	1670.0	80.23	3	1670.0				
4	1685.0	1685.0	1710.0	1675.0	36.38	4	13088.0	1685.0	1685.0	1710.0	36.38	4	1685.0				

Gambar 11. Sebelum normalisasi (kiri), sesudah normalisasi (kanan).

mengenai suatu kejadian yang dapat mempengaruhi hasil ramalan juga dipertimbangkan saat peramalan [5]. Salah satu jenis peramalan adalah peramalan data runtut waktu (*time series*) yakni peramalan sekumpulan data yang dihitung secara sekuensial berdasarkan deret waktu [6].

Peramalan data runtut waktu dapat dikelompokkan menjadi analisis *univariate* dan *multivariate*. Dalam analisis *univariate*, variabel dependen hanya dipengaruhi oleh satu faktor. Sedangkan analisis *multivariate* memiliki dua faktor atau lebih yang dapat mempengaruhi variabel dependen [7].

B. Last Observation Carried Forward

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa performa dari model peramalan akan sangat berkurang jika terdapat *missing value* dalam data yang digunakan. Sehingga mengestimasi *missing value* menjadi suatu permasalahan yang krusial [8]. Banyak teknik yang bisa digunakan untuk mengimputasi *missing value*. Salah satu teknik yang dapat digunakan adalah *Last Observation Carried Forward* (LOCF). Dengan metode ini, *missing value* diisi dengan nilai pada observasi sebelumnya [9]. Metode ini dapat bekerja dengan baik karena biasanya terdapat hubungan yang erat antara observasi pada nilai pada waktu *n* dan waktu *n - 1*.

C. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah suatu proses yang memiliki tujuan utama yakni memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam model pembelajaran. Kefektifandari algoritma pembelajaran sangat dipengaruhi oleh normalisasi data.

```

[[[0.44230769 0.38679245 0.40206186 0.44230769 0.31879691]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909080]
 [0.23884615 0.53773385 0.5257732 0.58473684 0.1656714 ]
 [0.42307692 0.56607774 0.54631975 0.45263158 0.47000493]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.59152395 0.47169811 0.57713579 0.52631379 0.36480881]
 [0.44230769 0.56607774 0.5257732 0.49473684 0.21820480]
 [0.5 0.38679245 0.44230769 0.38673684 0.40909
```

Tabel 1.
Kriteria MAPE

MAPE	Keterangan
<10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
> 50%	Buruk

Tabel 2.
Parameter arsitektur BiLSTM

Parameter	Nilai
Units (LSTM)	32, 64, 128, 256, 512
Optimizer	Adam, SDG, RMSProp
Epoch	25, 50, 100
Batch size	32, 64, 128

Tabel 3.
Hasil pengumpulan saham adaro (ADRO)

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change%
Nov 01, 2021	1685	1655	1710	1635	82.11M	0.30%
Oct 29, 2021	1680	1610	1695	1605	100.72M	3.07%
...
Nov 01, 2016	1640	1605	1650	1605	64.33M	3.47%

Tabel 4.
Hasil pengumpulan data nilai kurs

Date	Price	Open	High	Low	Change%
Nov 01, 2021	14245	14185	14261.5	14185	0.56%
Oct 29, 2021	14165	14165	14177.5	14157	-0.04%
...
Nov 01, 2016	13041.5	13026.5	13041.5	13026.5	-0.05%

E. Bidirectional Long Short-Term Memory

Bidirectional Long Short-Term Memory adalah metode ini dikembangkan oleh Alex Graves dan Juergen Schmidhuber pada tahun 2005 [3]. BiLSTM terbukti menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan metode LSTM. Hal ini terjadi karena pada BiLSTM terdapat lapisan tambahan untuk melatih data masukan.

Luaran yang dihasilkan oleh BiLSTM berasal dari dua lapisan LSTM yang bekerja secara forward dan backward. Arsitektur dari BiLSTM dapat dilihat pada Gambar 3. Layer pertama merupakan forward layer yang bekerja searah dengan urutan data. Sementara layer kedua, backward layer, beroperasi dengan arah terbalik dari urutan data [14].

F. Evaluasi Model Peramalan

Evaluasi diperlukan untuk menguji dan mengetahui akurasi dari model BiLSTM yang dibangun. Dalam tugas akhir ini, Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk menguji model. RMSE adalah akar dari rata-rata nilai eror yang dikuadratkan. Ukuran ini biasa digunakan untuk menganalisa eror pada prediksi [14]. Rumus perhitungan RMSE dapat dilihat pada persamaan (2). Dalam persamaan ini, notasi n, At, dan Ft berturut-turut menyatakan jumlah data, nilai aktual, dan nilai peramalan .

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2} \quad (2)$$

MAPE adalah ukuran yang biasa digunakan dalam

Tabel 5.
Hasil pengumpulan saham BRI (BBRI)

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change%
Nov 01, 2021	4230	4330	4330	4220	102.08M	-0.47%
Oct 29, 2021	4250	4300	4300	4220	155.01M	0.24%
...
Nov 01, 2016	2445	2450	2460	2440	70.76M	0.20%

Tabel 6.
Hasil pengumpulan saham XL axiata (EXCL)

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change%
Nov 01, 2021	3000	3080	3100	2990	28.09M	-2.60%
Oct 29, 2021	3080	3020	3090	3020	21.82M	1.99%
...
Nov 01, 2016	2190	2200	2270	2180	18.71M	-0.45%

Tabel 7.
Model saham terbaik (5 timestep)

Parameter	Fold	Time (s)	RMSE	MAPE (%)	Rata-rata RMSE	Rata-rata MAPE (%)
Units: 512	1	45	58.59	2.45	46.95	2.41
Optimizer: Adam	2	54	60.38	2.39		
Epoch: 100	3	106	34.83	1.81		
Batch size: 128	4	109	38.76	2.27		
	5	38	42.20	3.14		

mengevaluasi akurasi dari model peramalan. Pada MAPE diukur seberapa besar selisih nilai model peramalan dibandingkan dengan nilai yang sebenarnya [15]. Rumus perhitungan MAPE ditunjukkan dalam persamaan (3).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right| \times 100 \quad (3)$$

Kriteria penilaian MAPE disajikan pada Tabel 1 [16]. Persentase nilai yang kecil merepresentasikan nilai eror yang kecil apabila dibandingkan nilai aktual. Maka dari itu, dapat dikatakan bahwa semakin kecil nilai MAPE maka semakin baik model peramalan.

III. METODOLOGI

A. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur terkait objek penelitian dalam tugas akhir yaitu PT Adaro Energy Indonesia Tbk. Fokus dari tahapan ini ialah mengumpulkan dan mencari referensi terkait ruang lingkup permasalahan yang berasal dari artikel, jurnal dan buku terkait. Lingkup permasalahan antara lain peramalan harga saham, faktor makroekonomi yang berpengaruh pada harga saham, metode yang digunakan yakni Bidirectional Long Short-Term Memory, dan evaluasi model menggunakan Root Mean Squared Error dan Mean Absolute Percentage Error.

B. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data harga saham harian Adaro dan data nilai tukar kurs USD/IDR. Periode data yang digunakan adalah selama 5 tahun mulai dari November 2016 hingga November 2021. Data diperoleh dengan mengunduh dari situs Investing.com. Selain data harga saham Adaro

Tabel 8.
Model saham terbaik (10 timestep)

Parameter	Fold	Time (s)	RMSE	MAPE (%)	Rata-rata RMSE	Rata-rata MAPE (%)
Units: 256	1	142	70.32	2.59		
Optimizer:	2	64	62.62	2.56		
Rmsprop	3	85	38.90	2.00	50.85	2.52
Epoch: 100	4	101	38.24	2.15		
Batch size: 32	5	104	44.16	3.32		

Tabel 9.
Model saham dengan faktor kurs terbaik (5 timestep)

Parameter	Fold	Time (s)	RMSE	MAPE (%)	Rata-rata RMSE	Rata-rata MAPE (%)
Units: 128	1	26	65.98	2.84		
Optimizer:	2	30	67.43	2.73		
Adam	3	33	44.80	2.35		
Epoch: 100	4	39	42.30	2.37	53.22	2.72
Batch size: 64	5	61	45.59	3.33		

Tabel 10.
Model saham dengan faktor kurs terbaik (10 timestep)

Parameter	Fold	Time (s)	RMSE	MAPE (%)	Rata-rata RMSE	Rata-rata MAPE (%)
Units: 512	1	61	67.79	2.72		
Optimizer:	2	40	67.62	2.81		
Rmsprop	3	175	41.52	2.24	54.16	2.79
Epoch: 100	4	175	44.41	2.49		
Batch size : 64	5	76	49.45	3.69		

(ADRO) dan data nilai kurs, dilakukan pengumpulan data saham lain untuk kebutuhan skenario pengujian model. Data harga saham lain yang digunakan adalah data saham Bank BRI (BBRI) dan XL Axiata (EXCL). Kedua data tersebut memiliki karakteristik yang berbeda, dilihat dari sektor industri dan pola data yang dimilikinya.

C. Praproses Data

Praproses data dilakukan untuk menghasilkan data yang siap dimasukan kedalam model. Tahap dari praproses data antara lain sebagai berikut:

1) Transformasi Format Data

Pada tahap ini tipe data diubah menjadi bentuk numerik agar bisa digunakan dalam proses rekayasa data.

2) Penggabungan Data

Tahap ini dilakukan untuk menyesuaikan data agar berada dalam rentang waktu yang sama. Pada tahap ini dilakukan penggabungan data dengan *join*.

3) Pemeriksaan Missing Value

Pada tahap ini nilai yang hilang ditangani dengan metode Last Observation Carried Forward (LOCF). Cara kerja metode ini yakni dengan mengimputasi nilai yang hilang menggunakan nilai sebelumnya.

4) Pengamatan Pola Data

Visualisasi grafik dari data saham diperlukan untuk melihat pola dalam data. Berikutnya, dilakukan dekomposisi untuk mengamati lebih lanjut terkait pola data. Dengan dekomposisi, tren dan seasonalitas yang terdapat di dalam

data dapat terlihat.

5) Pembagian Data

Pembagian data menggunakan proporsi sebesar 80:20 untuk data *train* dan *test*. Kemudian diterapkan metode *cross validation*, sehingga pada data *train* terbagi lagi menjadi data *train* dan data *validation*. Data *train* digunakan untuk membangun dan melatih model, data *validation* untuk menguji dan validasi model yang telah dibangun, dan data *test* digunakan untuk peramalan.

6) Normalisasi Fitur

Normalisasi dilakukan agar data berada dalam rentang nilai yang sama. Metode normalisasi data yang digunakan adalah metode *min-max*. Data hasil normalisasi akan bernilai 0 sampai 1.

D. Implementasi Model BiLSTM

Pada bagian ini akan dilakukan pembentukan model BiLSTM yang dimulai dari membangun struktur data masukan dan luaran. Struktur data dibentuk berdasarkan jumlah *timestep* yang ditentukan, yakni banyak titik waktu yang digunakan untuk meramalkan suatu luaran. Data masukan berisi fitur-fitur independen yang dipakai dalam meramal harga saham, dimana banyaknya fitur didasari pada jumlah *timestep* yang ditetapkan. Sedangkan data luaran berisi fitur dependen yakni harga saham satu hari setelah harga saham pada *timestep* terakhir.

Jumlah *timestep* yang ditetapkan diambil berdasarkan beberapa literatur mengenai peramalan dengan metode BiLSTM. Berdasarkan literatur pertama terkait peramalan volatilitas harga saham, metode BiLSTM bekerja lebih baik menggunakan *timestep* sebanyak 5 dan 10 [17]. Berikutnya pada literatur kedua, akurasi tertinggi pada model BiLSTM dihasilkan dari 10 *timestep* [18]. Maka dari itu, pada tugas akhir ini akan dilakukan percobaan menggunakan nilai *timestep* sebesar 5 dan 10 mengacu pada literatur sebelumnya.

Berikutnya adalah menentukan parameter yang akan dijadikan nilai pembentuk model. Parameter BiLSTM yang digunakan antara lain disajikan dalam Tabel 2.

Tahap berikutnya adalah pembuatan arsitektur model BiLSTM. Model BiLSTM yang akan dibangun adalah model *multivariate*, dimana pada model ini terdapat beberapa variabel yang menjadi fitur independen. Model pertama hanya menggunakan variabel terkait harga saham dan yang kedua menggunakan tambahan variabel nilai kurs USD/IDR. Pada model pertama data masukan yang digunakan adalah variabel harga saham *open*, *high*, *low*, *close*, *volume* (OHLCV). Sedangkan pada model kedua yang digunakan sebagai data masukan adalah gabungan antara variabel OHCLV dan nilai kurs. Arsitektur model BiLSTM dapat dilihat pada Gambar 4.

Pelatihan model BiLSTM dilanjutkan dengan melakukan *tuning parameter* menggunakan metode *grid search*, yakni mencoba seluruh kombinasi parameter. Pada tahap ini diterapkan metode *cross validation*, sehingga *tuning parameter* akan dilakukan pada setiap *fold* yang terdapat dalam data *train*.

E. Pengujian dan Peramalan dengan BiLSTM

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian model terbaik yang dihasilkan dari tahap pelatihan dan *tuning parameter*

Tabel 11.
Pemilihan model terbaik

Model	Timestep	Parameter	Rata-rata RMSE	Rata-rata MAPE (%)
Saham	5	Units: 512 Optimizer: Adam Epoch: 100 Batch size : 128	46.95	2.41%
Saham dengan Faktor Kurs	5	Units: 128 Optimizer: Adam Epoch: 100 Batch size : 64	53.22	2.72%

Tabel 12.
Hasil evaluasi peramalan saham adaro

Model	RMSE	MAPE (%)	Time (s)
Saham	38.30	2.06%	98
Saham dengan Faktor Kurs	45.18	2.43%	24

Tabel 13.
Perbandingan peramalan dengan metode lain

Metode	Model	RMSE	MAPE (%)	Time (s)
LSTM	Saham	45.66	2.39	59
	Saham dengan Faktor Kurs	45.73	2.46	16
BiLSTM	Saham	38.30	2.06	112
	Saham dengan Faktor Kurs	45.18	2.43	24

Tabel 14.
Perbandingan peramalan dengan data lain

Data	Model	RMSE	MAPE (%)	Time (s)
ADRO	Saham	38.30	2.06	112.
	Saham dengan Faktor Kurs	45.18	2.43	24
BBRI	Saham	95.79	1.76	104
	Saham dengan Faktor Kurs	106.48	1.93	24
EXCL	Saham	72.50	2.24	106
	Saham dengan Faktor Kurs	75.37	2.39	23

sebelumnya. Model akan diuji menggunakan pengukuran berupa RMSE dan MAPE. Beberapa skenario pengujian antara lain pengujian untuk memilih model terbaik, melakukan peramalan harga saham Adaro, pengujian dengan algoritma lain dan pengujian pada dataset lain. Penjelasan terkait pengujian dan peramalan dengan BiLSTM sebagai berikut.

1) *Pemilihan Model Terbaik*

Metrik utama yang digunakan untuk mengevaluasi model adalah berdasarkan nilai RMSE terkecil. Hal ini disebabkan pengukuran RMSE lebih objektif dibandingkan MAPE, karena MAPE lebih mudah dipengaruhi oleh nilai besaran deret [19]. Namun, MAPE dibutuhkan sebagai metrik pendukung untuk menginterpretasikan hasil peramalan karena dapat memberikan informasi terkait besarnya error dan mampu menilai seberapa baik model peramalan.

2) *Peramalan Model*

Tahap berikutnya yang dilakukan setelah mendapatkan model terbaik adalah melakukan peramalan saham dengan menggunakan model tersebut. Dilakukan peramalan harga

saham Adaro dengan data *test*, peramalan dengan algoritma lain yakni LSTM, dan peramalan dengan data lain yang memiliki karakteristik berbeda yakni data saham Bank BRI dan XL Axiata.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. *Hasil Pengumpulan Data*

Data diperoleh berdasarkan situs Investing. Hasil dari pengumpulan data adalah data saham Adaro, data nilai kurs USD/IDR dan dua data saham yang akan digunakan untuk skenario pengujian yakni data saham Bank BRI dan data saham XL Axiata. Data diambil dalam rentang waktu mulai dari November 2016 sampai November 2021. Hasil pengumpulan saham Adaro dapat dilihat pada Tabel 3. Data saham Adaro terdiri dari 1211 baris dan 7 kolom.

Hasil pengumpulan data nilai tukar kurs USD/IDR dapat dilihat pada Tabel 4. Data nilai kurs terdiri dari 1274 baris dan 6 kolom.

Hasil pengumpulan data saham Bank BRI dapat dilihat pada Tabel 5. Data saham Bank BRI terdiri dari 1211 baris dan 7 kolom.

Hasil pengumpulan data saham XL Axiata dapat dilihat pada Tabel 6. Data saham XL Axiata terdiri dari 1211 baris dan 7 kolom.

B. *Hasil Praproses Data*

Pada tahap ini dihasilkan data yang siap dimasukan kedalam model. Berikut penjelasan hasil dari tahapan dalam praproses data.

1) *Hasil Transformasi Format Data*

Berikut pada Gambar 5 disajikan hasil dari standarisasi tipe data. Sebelumnya kolom *Price*, *Open*, *High* dan *Low* bertipe data object, namun setelah proses standarisasi bertipe int64 dimana sudah dalam bentuk numerikal. Proses ini perlu dilakukan agar data dapat terbaca dan digunakan dalam praproses selanjutnya.

2) *Hasil Penggabungan Data*

Proses penggabungan data bertujuan untuk menampung seluruh data yang digunakan dalam satu variabel. Data digabung berdasarkan kolom yang memiliki data terlengkap yakni kolom kurs. Pada tahap ini juga dilakukan eliminasi huruf yang terdapat pada kolom *Vol* agar bertipe data numerik. Selain itu, dilakukan eliminasi fitur yang tidak digunakan dalam pengolahan data yakni kolom *index*, kolom terkait harga kurs, dan kolom *change*. Nilai kurs yang digunakan direpresentasikan dengan nilai yang terdapat pada kolom '*Price_Kurs*', sehingga kolom '*Open_Kurs*', '*High_Kurs*', '*Low_Kurs*' dapat dieliminasi. Kolom *change* pada data saham juga eliminasi karena variabel yang akan digunakan dalam peramalan model adalah variabel OHLCV (*open, high, low, close, volume*). Hasil akhir dari penggabungan data disajikan dalam Gambar 6. Data memiliki 1274 baris dan 17 kolom.

3) *Hasil Pemeriksaan Missing Value*

Hasil pemeriksaan disajikan dalam Gambar 7. Hasil menunjukkan terdapat 63 nilai yang hilang pada data. Hal ini disebabkan karena tahap penggabungan data sebelumnya.

Nilai hilang ditangani dengan metode *Last Observation Carried Forward* dimana cara kerjanya adalah mengimputasi

nilai hilang menggunakan nilai sebelum terjadinya nilai hilang. Hasil dari penanganan *missing value* tercantum dalam **Error! Reference source not found.**

4) Hasil Pengamatan Pola Data

Pengamatan pola data dilakukan dengan memvisualisasikan data saham menggunakan *line chart* seperti yang disajikan dalam Gambar 8.

Untuk mengetahui tren dan seasonalitas dalam data, dilakukan dekomposisi pada data menggunakan fungsi *seasonal_decompose*. Hasil pengamatan pola data disajikan dalam Gambar 9. Saham ADRO memiliki tren cenderung turun, saham BBRI memiliki tren cenderung naik, dan saham EXCL memiliki tren cenderung naik dan turun. Jika dilihat berdasarkan seasonalitasnya, ketiga saham memiliki pola musiman yang berbeda dan tidak serupa. Sehingga data saham ADRO, BBRI, dan EXCL memiliki karakteristik yang berbeda.

5) Hasil Pembagian Data

Pembagian dilakukan dengan proporsi 80:20 antara data *train* dan data *test*. Data *train* yang akan digunakan dalam pemodelan dan data *test* akan digunakan untuk peramalan. Pada data *train* dilakukan *cross validation* dengan pembagian sebanyak lima *fold* sehingga data *train* terbagi lagi menjadi data *train* dan data *validation*. Berikutnya dilakukan pembagian fitur untuk pembuatan struktur data. Karena akan terdapat dua model yakni model tanpa kurs dan model dengan faktor kurs maka struktur data yang digunakan juga akan berbeda. Contoh hasil pembagian fitur pada *fold* pertama tercantum dalam Gambar 10.

Fitur yang terdapat dalam *train_Saham* dan *valid_Saham* adalah fitur independen yang akan menjadi variabel prediktor untuk model peramalan harga saham tanpa faktor kurs. Fitur yang terdapat dalam *train_SahamKurs* dan *valid_SahamKurs* berisi fitur independen yang akan menjadi variabel prediktor untuk model peramalan harga saham dengan faktor kurs. Sementara fitur yang terdapat dalam *train_Close* dan *valid_Close* adalah fitur dependen yakni harga saham. Pembagian fitur juga diterapkan pada data *test*.

6) Hasil Normalisasi Fitur

Nilai dalam fitur setelah dinormalisasi berada dalam rentang 0 sampai 1. Hasil perbandingan data sebelum dan sesudah normalisasi tercantum dalam Gambar 11.

C. Hasil Implementasi Model BiLSTM

Implementasi model dimulai dari pembuatan struktur data masukan dan luaran. *Timestep* yang digunakan sebagai pembentuk struktur data adalah 5 dan 10. Hasilnya tersaji dalam Gambar 12.

Berikutnya dilakukan *tuning parameter* pada model dengan parameter yang tercantum dalam Tabel 2. Proses *tuning parameter* menggunakan *sweep* dan library *Wandb*. Terdapat 135 kombinasi parameter yang dihasilkan dalam setiap eksekusinya. *Tuning parameter* diterapkan pada dua model yaitu model saham tanpa faktor kurs dan model saham dengan faktor kurs dengan menggunakan nilai *timestep* 5 dan 10. Proses *tuning parameter* menggunakan *cross validation* dan terdapat lima *fold* pada masing-masing model.

D. Hasil Pengujian dan Peramalan dengan BiLSTM

Model hasil *tuning parameter* akan dievaluasi dan model

terbaik digunakan untuk peramalan. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai RMSE terkecil yang dihasilkan dari rata-rata setiap *fold*. Pemilihan model terbaik sebagai berikut.

1) Model Saham

Berdasarkan hasil *tuning parameter* dengan 5 *timestep*, kombinasi parameter yang menghasilkan nilai rata-rata RMSE terkecil pada model saham tanpa faktor kurs diperoleh berdasarkan model yang tersaji dalam Tabel 7. Nilai rata-rata RMSE sebesar 46.95 dan rata-rata MAPE sebesar 2.41%.

Berikutnya dilakukan juga *tuning parameter* untuk model saham menggunakan 10 *timestep*. Hasil evaluasi terbaik disajikan dalam Tabel 8. Nilai rata-rata RMSE yang diperoleh adalah 50.85 dengan nilai rata-rata MAPE 2.52%.

2) Model Saham dengan Faktor Kurs

Hasil *tuning parameter* pada model saham dengan faktor kurs tersaji dalam lampiran. Berdasarkan hasil *tuning parameter* dengan 5 *timestep*, kombinasi parameter yang menghasilkan nilai rata-rata RMSE terkecil diperoleh berdasarkan model yang tersaji dalam Tabel 9. Model tersebut menghasilkan rata-rata RMSE sebesar 53.22 dengan rata-rata MAPE sebesar 2.72%.

Selanjutnya hasil *tuning parameter* untuk model terbaik pada model saham dengan faktor kurs menggunakan 10 *timestep* disajikan dalam Tabel 10. Nilai rata-rata RMSE yang diperoleh adalah 54.16 dengan nilai rata-rata MAPE 2.79%.

3) Hasil Pemilihan Model Terbaik

Perbandingan hasil model yang memiliki evaluasi terbaik pada model saham tanpa faktor kurs dan model saham dengan faktor kurs disajikan dalam Tabel 11. Kedua model sama-sama menghasilkan evaluasi terbaik menggunakan *timestep* 5. Hal ini sejalan dengan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dimana akurasi lebih tinggi diperoleh berdasarkan nilai *timestep* yang lebih kecil. Berdasarkan evaluasi dengan RMSE dan MAPE, model yang lebih baik adalah model saham tanpa faktor kurs dibandingkan dengan model saham dengan faktor kurs [14].

4) Hasil Peramalan Saham Adaro

Data yang digunakan untuk pemodelan dimulai dari 1 November 2016 sampai 13 Oktober 2020 dan data yang digunakan untuk peramalan adalah 14 Oktober 2020 sampai 1 November 2021. Visualisasi hasil peramalan pada model saham tanpa faktor kurs dan model saham dengan faktor kurs berturut-turut disajikan dalam Gambar 13 dan Gambar 14.

Hasil evaluasi peramalan saham Adaro untuk kedua model disajikan dalam Tabel 12. Berdasarkan evaluasi, model saham tanpa faktor kurs memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model saham dengan faktor kurs.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, nilai kurs memiliki pengaruh positif dan signifikan terhadap harga saham [20]. Meskipun demikian, hasil dari percobaan pembuatan model peramalan dengan nilai kurs tidak banyak berbeda dibandingkan peramalan tanpa faktor kurs. Berdasarkan kriteria MAPE, peramalan yang dihasilkan oleh kedua model dapat digolongkan dalam kategori sangat baik.

5) Hasil Peramalan dengan Metode Lain

Hasil evaluasi peramalan dengan metode LSTM disajikan dalam Tabel 13. Pada peramalan dengan metode LSTM, nilai RMSE dan MAPE sedikit lebih besar dibanding metode

BiLSTM. Meski demikian, peramalan dengan LSTM dan BiLSTM tergolong sangat baik. Dengan metode BiLSTM error yang dihasilkan sedikit lebih kecil. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Siami dkk. bahwa dengan adanya penambahan *backward layer* dalam metode BiLSTM dapat menambah kinerja model dan akurasi dari peramalan [21].

6) Hasil Peramalan dengan Data Lain

Pengujian selanjutnya adalah menguji model peramalan dengan data lain yang memiliki karakteristik berbeda. Data yang digunakan adalah data saham BBRI dan EXCL. Hasil perbandingan peramalan disajikan dalam Tabel 14.

Berdasarkan hasil percobaan peramalan model dengan data lain, peramalan dengan data BBRI menghasilkan error peramalan yang lebih kecil dibandingkan pada data ADRO. Namun, pada data EXCL error peramalan yang dihasilkan lebih besar. Hal ini mungkin terjadi karena adanya perbedaan karakteristik dan pola data dalam data yang digunakan. Jika dilihat dari karakteristiknya, saham ADRO memiliki tren menurun, saham BBRI memiliki tren naik dan saham EXCL memiliki tren naik dan turun. Dengan percobaan yang telah dilakukan, model peramalan dapat menghasilkan error terkecil pada data yang memiliki pola data tren naik seperti data saham BBRI. Namun, jika dilihat berdasarkan kriteria MAPE, model peramalan pada ketiga data termasuk dalam kategori peramalan yang sangat baik.

V. KESIMPULAN

Dari hasil implementasi dan uji coba model peramalan harga saham Adaro menggunakan jaringan saraf tiruan BiLSTM dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut: (1) Dalam Tugas Akhir ini telah berhasil dibangun sebuah model peramalan harga saham Adaro menggunakan jaringan saraf tiruan BiLSTM. Model ini dapat digunakan oleh para investor saham Adaro untuk memperoleh informasi prediksi harga saham harian, sehingga para investor dapat memperkirakan waktu yang tepat untuk melakukan transaksi jual-beli saham. (2) Hasil uji coba model peramalan menggunakan data harga saham saja dan data yang melibatkan nilai kurs USD/IDR tidak menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan, dimana kinerja terbaik dari model peramalan yang diukur dengan MAPE menunjukkan nilai MAPE sebesar 2.06% dan 2.43% berturut-turut untuk model peramalan yang menggunakan data saham saja dan model peramalan yang melibatkan nilai kurs USD/IDR. Hasil uji coba ini mengindikasikan bahwa para investor tidak perlu khawatir dengan terjadinya volatilitas nilai kurs USD/IDR dalam melakukan transaksi jual-beli saham Adaro. (3) Model peramalan berbasis BiLSTM yang dibangun dalam Tugas Akhir ini menunjukkan kinerja yang konsisten. Kesimpulan ini didukung oleh hasil uji coba dari model BiLSTM terbaik terhadap data harga saham yang memiliki karakteristik berbeda, yaitu harga saham BRI dan XL Axiata. Untuk ini, pasangan nilai MAPE dari hasil peramalan yang menggunakan data saham saja dan model peramalan yang melibatkan nilai kurs USD/IDR berturut-turut adalah 1.76% dan 1.93% (untuk saham BRI) dan 2.24% dan 2.39% (untuk saham XL Axiata).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Anriansyah, H. Siregar dan T. N. A. Maulana, "Pengaruh guncangan makroekonomi terhadap integrasi pasar modal di ASEAN-5," *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen*, vol. 4, no. 1, pp. 52–61, 2018. doi: 10.17358/jabm.4.1.52
- [2] S. Riantani dan M. Tambunan, "Analisis Pengaruh Variabel Makroekonomi dan Indeks Global terhadap Return Saham," *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2013 (SEMANTIK 2013)*, vol. 4, no. 1, 2013.
- [3] A. Graves dan J. Schmidhuber, "Frame-wise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM Networks," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 2047–2052, 2005. doi: 10.1109/IJCNN.2005.1556215.
- [4] Md. A. Istiaque Sunny, M. M. S. Maswood, and A. G. Alharbi, "Deep Learning-Based Stock Price Prediction Using LSTM and Bi-Directional LSTM Model," *2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*, pp. 87–92. doi: 10.1109/NILES50944.2020.9257950.
- [5] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. Australia: OTexts, 2018.
- [6] C. Chatfield, *Time-Series Forecasting*. New ork: CRC Press, 2000
- [7] I. A. Iwok and A. S. Okpe, "A comparative study between univariate and multivariate linear stationary time series models," *American Journal of Mathematics and Statistics*, vol. 6, no. 5, pp. 203–212, 2016
- [8] L. Li, J. Zhang, Y. Wang, and B. Ran, "Missing value imputation for traffic-related time series data based on a multi-view learning method," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, no. 8, pp. 2933–2943, 2019. doi: 10.1109/TITS.2018.2869768
- [9] A. Zeileis and G. Grothendieck, "zoo: an S3 class and methods for indexed totally ordered observations," Institut für Statistik und Mathematik, WU Vienna University of Economics and Business, Vienna, 2005.
- [10] S. C. Nayak, B. B. Misra, and H. S. Behera, "Impact of data normalization on stock index forecasting," *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, vol. 6, pp. 257–269, 2014
- [11] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997. doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [12] H. Sak, A. Senior, and F. Beaufays, "Long short-term memory based recurrent neural network architectures for large vocabulary speech recognition," *ArXiv*, vol. Abs/1402.1128, 2014
- [13] M. W. P. Aldi, Jondri, and A. Aditsania, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 2, 2018.
- [14] K. A. Althelaya, E.-S. M. El-Alfy, and S. Mohammed, "Evaluation of Bidirectional LSTM for Short-and Long-Term Stock Market Prediction," *2018 9th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, pp. 151–156, 2018. doi: 10.1109/IACS.2018.8355458
- [15] T. Kristiansen, "Forecasting Nord Pool day-ahead prices with an autoregressive model," *Energy Policy*, vol. 49, pp. 328–332, 2012. doi: 10.1016/j.enpol.2012.06.028.
- [16] C. D. Lewis, *Industrial And Business Forecasting Methods: A Practical Guide To Exponential Smoothing And Curve Fitting*. London: Butterworth Scientific, 1982.
- [17] D. Park and D. Ryu, "forecasting stock market dynamics using bidirectional long short-term memory," *Romanian Journal of Economic Forecasting*, vol. XXIV, no. 2, 2021
- [18] Y. Chen *et al.*, "Stock price forecast based on CNN-BiLSTM-ECA model," *Scientific Programming*, vol. 2021, pp. 1–20, 2021. doi: 10.1155/2021/2446543.
- [19] P. Chen, H. Yuan, and X. Shu, "Forecasting Crime Using the ARIMA Model," *2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, pp. 627–630, 2018. doi: 10.1109/FSKD.2008.222
- [20] Suharni and M. Akbar, "Analisis pengaruh inflasi, suku bunga dan nilai tukar terhadap indeks harga saham gabungan pada sektor pertambangan," *Jurnal Ilmiah Bisnis dan Keuangan*, vol. 10, no. 1, 2021.
- [21] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, "The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series," in *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 3285–3292, 2019. doi: 10.1109/BigData47090.2019.9005997.