

# Penerapan Metode *Reccurent Neural Network* dengan Pendekatan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk Meramalkan Harga Saham Hybe Corporation

## *The Application of Recurrent Neural Network Method with the Long Short-Term Memory (LSTM) Approach to Forecast Hybe Corporation's Stock Price*

Ayu Rahmawati<sup>1</sup>, Winita Sulandari<sup>2</sup>, Sri Subanti<sup>3</sup>, Yudho Yudhanto<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Universitas Sebelas Maret

ayu\_m0719027@student.uns.ac.id<sup>1</sup>, winita@mipa.uns.ac.id<sup>2</sup>, srisubanti@staff.uns.ac.id<sup>3</sup>, syuda@mipa.uns.ac.id<sup>4</sup>

### Informasi Artikel:

Diterima: 16 Mei 2023, Direvisi: 28 Juni 2023, Disetujui: 29 Juni 2023

---

#### Abstrak-

**Latar Belakang:** Dalam melakukan investasi, saham merupakan pilihan investasi yang menarik karena dapat memperoleh keuntungan yang besar dalam waktu yang singkat namun juga beresiko kerugian. Bagi investor informasi peramalan yang akurat sangatlah penting sebagai dasar pengambilan keputusan.

**Tujuan:** Tujuan penelitian ini yaitu untuk meramalkan harga penutupan saham Hybe Corporation.

**Metode:** Metode yang digunakan adalah Reccurent Neural Network (RNN) dengan pendekatan Long Short Term Memory (LSTM). Pemodelan RNN-LSTM yang dibahas dalam penelitian ini melibatkan algoritma optimasi Adam, fungsi aktivasi ReLu, dan sliding window dengan window size sebesar 24. Model yang terbentuk selanjutnya dievaluasi menggunakan MAPE.

**Hasil:** Hasil penelitian ini menunjukkan model terbaik adalah model RNN-LSTM dengan 64 unit hidden, dropout 20%, dengan 50 epoch. Model ini memberikan nilai MAPE sebesar 3% pada data training dan 5% pada data testing, jumlah dengan epoch sebanyak 50.

**Kesimpulan:** Berdasarkan perolehan MAPE dibawah 10%, maka dapat disimpulkan metode RNN-LSTM mampu meramalkan harga penutupan saham Hybe Corporation dengan baik.

**Kata Kunci:** Harga Saham Hybe, Recurrent Neural Network, Long Short Term Memory, Cross Validation, Grid Search

---

#### Abstract-

**Background:** In investing, stocks are an attractive investment choice because they can get large profits in a short time but are also at risk of loss. For investors, accurate forecasting information is very important as a basis for decision-making.

**Objective:** The research objective was to predict the closing price of Hybe Corporation shares. The Recurrent Neural Network (RNN) method was used with the Long Short Term Memory (LSTM) approach.

**Methods:** The RNN-LSTM modeling discussed in this study involved the Adam optimization algorithm, the ReLu activation function, and a sliding window with a window size of 24. The model formed was then evaluated using MAPE.

**Result:** The results of this study showed that the best model is the RNN-LSTM model with 64 hidden units, 20% dropout, with 50 epochs. This model gives a MAPE value of 3% on training data and 5% on data testing, with a total of 50 epochs.

**Conclusion:** Based on the acquisition of MAPE below 10%, it can be concluded that the RNN-LSTM method is able to forecast the closing price of Hybe Corporation shares well.

**Keywords:** Hybe Stock Price, Recurrent Neural Network, Long Short Term Memory, Cross Validation, Grid Search

---

#### Penulis Korespondensi:

Winita Sulandari,

Departement of Statistic, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia,

Email: [winita@mipa.uns.ac.id](mailto:winita@mipa.uns.ac.id)

---

**How to Cite:** A. Rahmawati, W. Sulandari, S. Subanti, Y. Yudhanto, "Penerapan Metode Reccurent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Meramalkan Harga Saham Hybe Corporation", *Jurnal Bumigora Information Technology (BITe)*, vol. 5, no. 1, pp. 65~76, 2023.

This is an open access article under the CC BY-SA license (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

## 1. PENDAHULUAN

Hybe Corporation adalah perusahaan besar di Korea Selatan yang bergerak di bidang entertainment. Banyak investor asing yang tertarik menanamkan modelnya di perusahaan ini. Menurut [1], bergabungnya investor asing di pasar Korea Selatan memberikan pengaruh signifikan volatilitas return perusahaan besar di negara tersebut, termasuk diantaranya adalah Hybe Corporation. Pada bulan Maret 2019, penjualan harga saham Hybe meningkat hingga 132% dengan kenaikan laba operasional sebesar 97% dan laba bersih mencapai 105% atau setara dengan 44,41 USD [2]. Pada bulan Juli 2019 Hybe Entertainment mengakuisisi perusahaan Source Music menaungi girl group K-pop G-Friend [3] dan menjadi pemegang saham mayoritas dari Pledis Entertainment pada bulan Mei 2020 [4, 5]. Hal ini semakin memperkuat eksistensi Hybe Corporation.

Dalam melakukan investasi, saham merupakan pilihan investasi yang menarik karena dapat memperoleh keuntungan yang besar dalam waktu yang singkat namun juga beresiko kerugian yang besar pula [6]. Dalam hal ini, investor harus bisa memperkirakan atau meramalkan kapan harga saham akan mengalami kenaikan dan kapan akan mengalami penurunan. Bagi investor yang berminat menanamkan sahamnya perlu memahami pergerakan harga dikarenakan harga saham sangat sulit ditebak. Pergerakan harga saham dapat diprediksi dengan tiga faktor salah satunya yaitu faktor teknikal dengan mengamati harga dimasa lalu [7]. Peramalan harga saham selalu menjadi topik menarik untuk dikaji karena memiliki peran penting dalam dunia bisnis. Nilai peramalan yang akurat dapat membantu pengambil keputusan dalam menentukan langkah berikutnya.

Berawal dari *neural network* (NN) sederhana yang memiliki nilai input, model network dan output, model selanjutnya dikembangkan menjadi *reccurent neural network* (RNN). Model ini memiliki *multilayer neural network* di mana terdapat perulangan pemrosesan data sehingga termasuk ke dalam *deep learning*. Model ini memiliki kemampuan menyimpan memori yang akan digunakan untuk proses selanjutnya [8] di mana output dari *hidden layer* akan menjadi input bagi pemrosesan berikutnya [9]. Saat ini banyak peneliti yang mengembangkan pemodelan berbasis neural network salah satunya LSTM yang merupakan bagian dari RNN dengan arsitektur yang sama dengan RNN [10]. Permasalahan yang sering dihadapi dalam menentukan parameter optimal untuk mendapatkan model terbaik dalam *machine learning* dapat diatasi dengan *grid search* [11].

Beberapa penelitian sebelumnya seperti penelitian [12] tentang peramalan harga saham pada PT. Unilever Tbk, PT. Kimia Farma dan PT. Gudang garam Tbk dengan perbandingan metode LSTM dan *Support Vector Regression* (SVR) di mana LSTM mampu dalam meramalkan harga saham dengan baik serta menanggulangi ketergantungan jangka panjang. Penelitian [13] terkait penerapan LSTM untuk memprediksi penjualan produk PT. Metiska Farma dengan parameter kinerja yaitu MAPE dan *root mean squared error* (RMSE) dengan hasil untuk masing-masing paramater yaitu 12% untuk MAPE dan 13,762,154.00 dalam bentuk rupiah untuk RMSE. Penelitian [14] melakukan peramalan data kasus covid dengan LSTM untuk regresi, baik dengan menggunakan metode *window*, dengan langkah waktu, memori antar *batch* dan LSTM ditumpuk dengan memori antar *batch*. Hasil penelitian menunjukkan metode terbaik adalah metode LSTM untuk regresi menggunakan metode window dengan RMSE sebesar 715,62.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah dalam pendekatan LSTM digunakan *sliding window*, *dropout*, *5-fold cross validation*. Kebaruan dari penelitian ini menggunakan teknik *grid search* dalam pencarian inialisasi parameter secara optimal dan cepat serta terdapat adanya variasi *epoch*. Tujuan penelitian ini adalah memprediksi harga penutupan saham harian Hybe Corporation menggunakan metode RNN dengan pendekatan LSTM dan evaluasi model peramalan yang didasarkan pada nilai MAPE. Hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan hasil peramalan yang akurat dan dapat dijadikan sebagai dasar pertimbangan bagi pengambil keputusan, khususnya bagi para investor.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan harian saham (*closed price*) dari Hybe Corporation Entertainment Company dengan kode saham 352820.KS dalam satuan mata uang won pada periode 16 April 2021 sampai 16 Mei 2022 yang diperoleh dari website <http://www.yahoofinance.com/>. Penelitian ini menggu-

nakan *software* yaitu Google Colab dengan bahasa pemrograman Python.

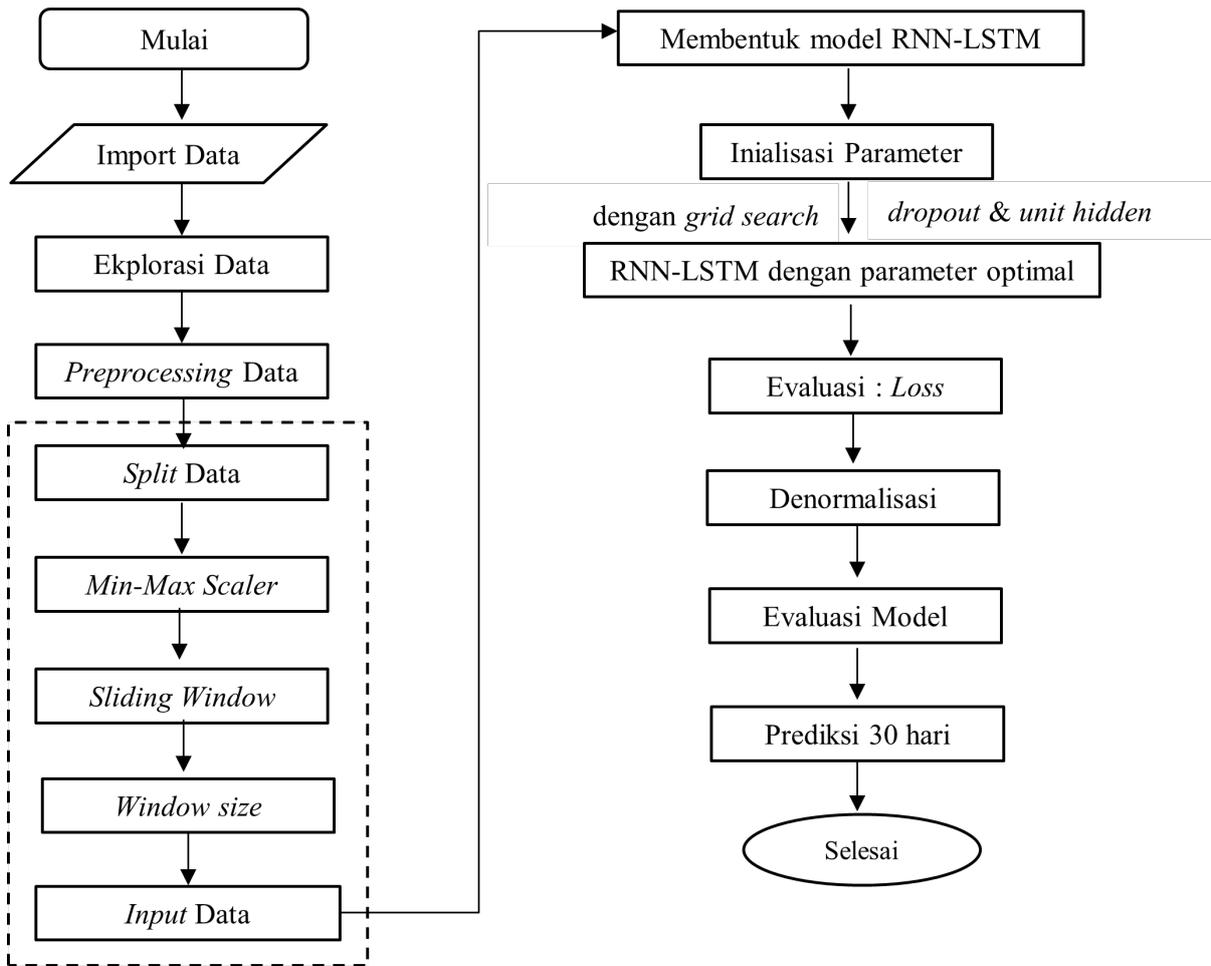
## 2.2. Metode Penelitian

Penelitian ini termasuk ke dalam penelitian kuantitatif dengan menggunakan *machine learning*, yaitu *neural network* terkhusus metode *reccurent neural network* (RNN) dengan pendekatan *long short term memory* (LSTM). Arsitektur LSTM menggunakan teknik *grid search* dalam pemilihan parameter yang digunakan yaitu untuk pemilihan unit *hidden* dan *dropout* serta menambahkan *sliding window* dan *5-fold validation* dalam metode LSTM.

Tahapan dari penelitian ini diuraikan sebagai berikut:

1. Melakukan Import data atau memasukan data yang diperoleh dari website <http://www.yahoofinance.com/> untuk kemudian diolah.
2. Melakukan eksplorasi data dengan statistika deskriptif dan menggambarkan data plot.
3. Melakukan *preprocessing* dataset, seperti pada Langkah berikut:
  - a. Membagi data menjadi *data training* dan *data testing* dengan proporsi 8:2.
  - b. Normalisasi data dengan mengubah data aktual menjadi nilai dalam range interval [0,1] menggunakan teknik *min-max scaling*.
  - c. Membentuk input data.
  - d. Melakukan inisialisasi parameter.
  - e. Melakukan *hyperparameter* tuning dengan menggunakan teknik *grid search* dalam proses penentuan parameter optimal.
4. Membangun model RNN-LSTM
  - a. Melakukan pemodelan dengan menggunakan parameter optimal yang didapatkan dari *hyperparameter tuning* dengan teknik *grid search*.
  - b. Melakukan pengujian model dengan parameter optimal yang didapatkan dari proses pelatihan dengan grafik nilai *loss function mean square error* (MSE) dan *Metric mean absolute error* (MAE).
  - c. Melakukan denormalisasi data setelah proses LSTM.
  - d. Melakukan evaluasi model berdasarkan nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) pada *data training* dan *data testing*.
5. Melakukan prediksi untuk mengetahui nilai peramalan 30 hari ke depan.

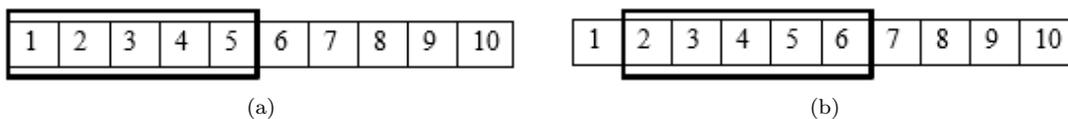
Berikut Gambar 1 merupakan flowchart dari langkah penelitian:



Gambar 1. Flowchart Analisis Data

### 2.3. Sliding Window

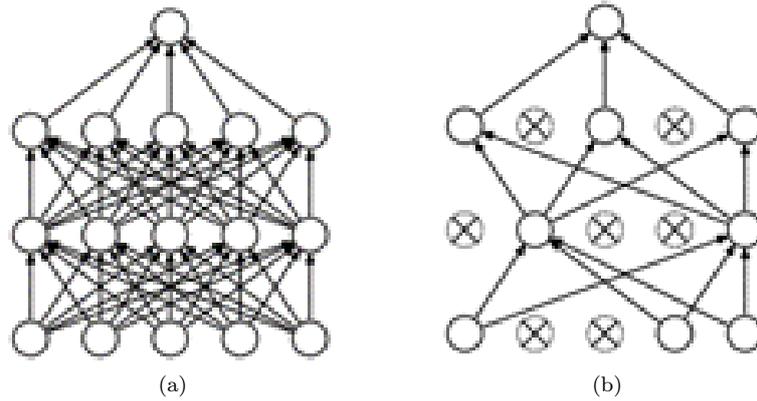
*Sliding window* merupakan pembentukan struktur dari data runtun waktu. Di mana untuk *window size* dan segmen bertambah sampai error yang lebih kecil. Tujuan dari *sliding window* adalah mengurangi error aproksimasi. Proses dari *sliding window* ditunjukkan pada Gambar 2 dengan *window size* yaitu 5 [15].



Gambar 2. (a) dan (b) Proses dari *sliding window*

### 2.4. Dropout

*Dropout* merupakan suatu teknik *regularisasi* jaringan syaraf dengan memilih secara acak beberapa neuron untuk tidak dipakai. *Dropout* merupakan proses mencegah adanya *overfitting* serta teknik yang efisien untuk mempercepat proses *learning*. *Dropout* mengacu kepada menghilangkan neuron secara acak berupa hidden maupun layer sementara dari jaringan yang ada [16]. Berikut ilustrasi dari jaringan yang menggunakan *dropout* tertampail pada Gambar 3.



Gambar 3. (a) dan (b) Ilustrasi perbandingan jaringan yang menggunakan dropout [16]

### 2.5. K-fold Cross Validation

*K-fold Cross validation* merupakan kasus khusus dari *cross validation* di mana terjadi sebanyak k pengulangan dataset. *K-fold cross validation* digunakan untuk mengurangi bias pada data serta menjamin bahwa setiap sampel pada data set mempunyai peluang untuk diuji sebagai validasi [17].

### 2.6. Grid Search

*Grid search* merupakan pemilihan kombinasi parameter model dan *hyperparameter* dengan menguji kombinasi satu per satu dan memvalidasi setiap kombinasi. Tujuan dari *grid search* adalah untuk menentukan kombinasi mana yang menghasilkan model terbaik dengan kinerja terbaik yang dapat dipilih untuk digunakan sebagai model prediksi [18].

### 2.7. Long Short Term Memory

LSTM merupakan salah satu bentuk RNN paling umum yang mampu menghindari dependensi jangka panjang dan cocok untuk data runtun waktu. Model LSTM memfilter informasi melalui struktur gate untuk mempertahankan dan memperbarui keadaan *memory cell*. Struktur gate tersusun tiga gates di mana terdiri dari *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*. Setiap memory cell memiliki tiga lapisan sigmoid dan satu lapisan tan hiperbolik [19]. *Forget Gate* memiliki persamaan yang dapat diuraikan pada Persamaan (1).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, ] + b_f) \tag{1}$$

Pada *forget gate* informasi masukan yang diterima oleh *memory cell* melalui tranformasi  $\sigma$  dari keluaran  $h_{t-1}$  dan informasi eksternal  $x_t$  sebagai input sehingga menjadi Persamaan (1) dengan  $W_f$  adalah matriks bobot dan  $b_f$  adalah bias. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid ( $\sigma$ ) yang nantinya apabila keluaran bernilai 1 maka data disimpan dan apabila keluaran bernilai 0 maka data dilupakan.

Input Gate memiliki persamaan yang dapat diuraikan pada Persamaan (2).

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_i) \tag{2}$$

Pada lapisan pertama *input gate* yang ditunjukkan pada Persamaan (2) akan diambil nilai dari *state* sebelumnya dan data baru untuk kemudian dikembalikan nilai yang sebelumnya 0 dan 1 menggunakan fungsi sigmoid. Selanjutnya, lapisan kedua dari *input gate* yaitu fungsi aktivasi tan hiperbolik akan membuat vektor nilai baru yang akan disimpan pada *memory cell*. Persamaan baru dituliskan pada Persamaan (3).

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_c) \tag{3}$$

Pembaruan cell state dilakukan dengan cara mengalikan *forget gate* dan *cell state* sebelumnya, selanjutnya ditambahkan dengan langkah kedua yaitu perkalian dari  $i_t * \bar{C}_t$ , di mana persamaannya dituliskan pada Persamaan (4).

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \tag{4}$$

Output Gate memiliki informasi keluaran dengan fungsi aktivasi sigmoid yang dapat diuraikan pada Persamaan (5).

$$o_t = \sigma (W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{5}$$

Setelah didapatkan nilai dari *output gate*, kemudian menempatkan *cell state* melalui fungsi tan hiperbolik. Dan dilanjutkan mengalikan *output gate* dari sigmoid layer dengan hasil fungsi tan hiperbolik dari *cell state*. Nilai *output* akhir sel dituliskan pada Persamaan (6) serta rumus dari MAPE pada Persamaan (7).

$$h_t = o_t * \tanh (C_t) \tag{6}$$

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{Y}_i - Y_i}{Y_i} \right| \tag{7}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian prediksi harga penutupan saham Hybe Corporation menggunakan metode RNN-LSTM akan dijabarkan sebagai berikut.

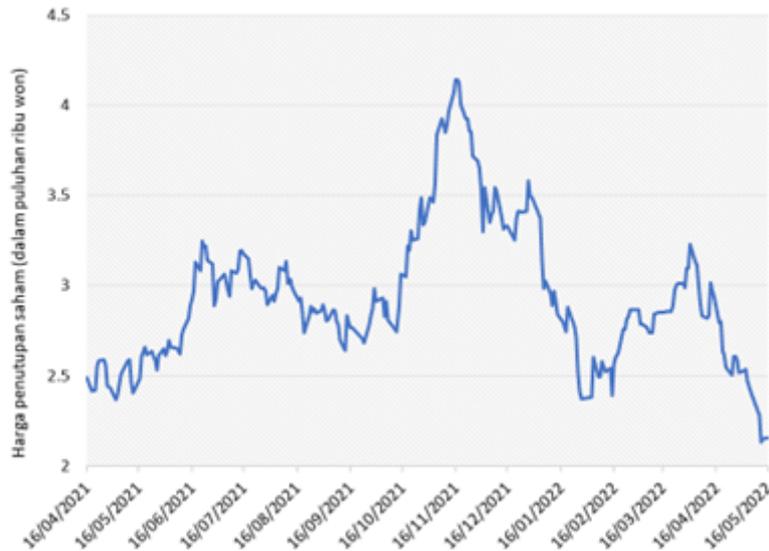
#### 3.1. Melakukan Eksplorasi Data dengan Statistika Deskriptif dan Menggambarkan Data Plot

Eksplorasi data dengan statistika deskriptif untuk data harga penutupan harian saham Hybe Corporation ditampilkan pada Tabel 1. Statistika deskriptif yang digunakan yaitu jumlah data, rata-rata, nilai minimum, nilai tengah, dan nilai maksimum.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Index	Harga Penutupan
Jumlah Data	265
Rata-Rata	294669,8113
Nilai Minimum	213000
Nilai Tengah	288000
Nilai Maksimum	414000

Data harga penutupan harian saham Hybe Corporation pada periode 16 April 2021 sampai 16 Mei 2022 dikarenakan adanya 5 hari kerja dalam transaksi saham serta hari libur yang terjadi di Korea Selatan sehingga jumlah data berjumlah 265 data. Nilai minimum berada pada tanggal 12 Mei 2022 sebesar 213000 won serta nilai maksimum berada pada tanggal 16-17 November 2021 sebesar 414000 won dimana dengan rentang data yang terlalu besar ini nantinya perlu dilakukan *min-max scaling*. Selanjutnya melihat plot data dengan grafik runtun waktu data harga penutupan harian saham Hybe Corporation dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik Data Harga Penutupan Harian Saham Hybe Corporation pada 16 April 2021 sampai 16 Mei 2022

### 3.2. Melakukan Preprocessing Dataset

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut, diperlukan adanya tahap *preprocessing data* dengan tujuan agar format data menjadi sesuai untuk proses analisis selanjutnya. Berikut beberapa langkah *preprocessing data* yang dilakukan.

- a. Membagi data menjadi data training dan data testing dengan proporsi 8:2.

Tahapan selanjutnya adalah membagi data menjadi dua bagian dengan proporsi 8:2 yaitu *data training* sebanyak 212 data dan *data testing* sebanyak 53 data.

- b. Normalisasi data

Normalisasi data dengan mengubah data aktual menjadi nilai dalam range interval [0,1] menggunakan teknik min-max scaling, dan menyimpan data pada kolom baru bernama Normalisasi, dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Normalisasi

Tanggal	Penutupan	Normalisasi
16/04/2021	249000	0,07042
19/04/2021	241500	0,02817
20/04/2021	242000	0,03099
21/04/2021	242000	0,03099
22/04/2021	255000	0,10423
...	...	...
18/02/2022	262500	0,14648
21/02/2022	275500	0,21972
22/02/2022	275500	0,21972
23/02/2022	281500	0,25352

- c. Membentuk input data

Membuat fungsi sliding window dengan input data bertipe *numpy array* dan *window size*. Fungsi ini akan menghasilkan variabel *input* (x) dan variabel target (y). Pada penelitian kali ini menggunakan *window size* sebesar 24 dan kita terapkan pada data training dan data testing yang telah discaling. Pembentukan input data yang digunakan pada model RNN-LSTM harus 3 dimensi: [*samples, timesteps, feature*] yaitu dengan dimensi *data input training* (188, 24, 1) dan *target training* (188,1) serta *input testing* (29, 24, 1) dan *target testing* (29,1).

- d. Melakukan inialisasi parameter

Selanjutnya dilakukan inialisasi parameter yang terdiri dari jumlah *hidden layer*, *neuron layer*, *epoch*, *batch size* dan *dropout*. Berikut inialisasi parameter yang digunakan ditampilkan pada Tabel 3 Inialisasi parameter.

Tabel 3. Inialisasi Parameter

Parameter	Nilai
Jumlah Hidden Layer	1
Unit Hidden	8, 16, 32, 64
Epoch	50, 100, 150
Bacth Size	32
Dropout	10%, 20%, 30%, 40%

Namun disini nantinya *epoch* akan digunakan dalam perbandingan model dari arsitektur model LSTM terbaik. Penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi ReLu dengan optimasi Adam.

- e. Melakukan *hyperparameter* tuning dengan menggunakan teknik *grid search* dalam proses penentuan parameter optimal.

Penentuan nilai-nilai parameter yaitu LSTM unit dan *dropout* diseleksi menggunakan teknik *grid search* agar mendapatkan hasil parameter optimal untuk digunakan pada pemodelan RNN-LSTM. Tingkat keakuratan model dengan teknik *grid search* ini dapat kita *cross check* dengan menggunakan *5-fold cross validation*.

### 3.3. Membangun Model RNN-LSTM

- a. Melakukan pemodelan dengan menggunakan parameter optimal yang didapatkan dari *hyperparameter tuning* dengan teknik *grid search* yang dapat dilihat pada Tabel 4.

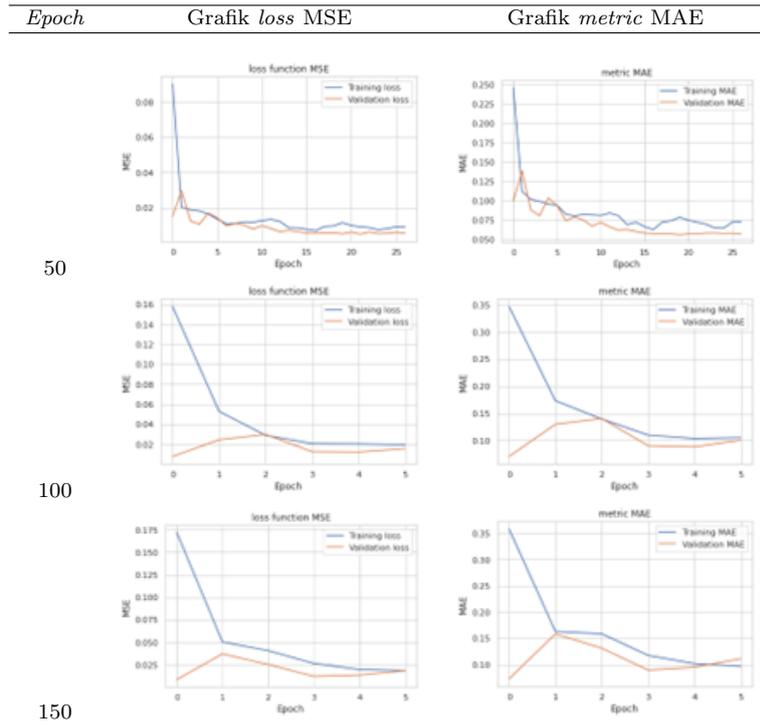
Tabel 4. Parameter Optimal dengan Teknik *Grid Search* yang Digunakan dalam Model LSTM

Parameter				
Hidden Layer	Unit Hidden	Dropout	Optimasi	Fungsi Aktivasi
1	64	20%	Adam	ReLu

Setelah dilakukan pemodelan menggunakan parameter terbaik dilakukan perbandingan model terbaik menurut banyaknya *epoch*. Hasil rata-rata *loss function* dari *cross validation* untuk Unit *Hidden* 64, *dropout* 0,2 pada *epoch* 50 yaitu sebesar -0,008357, *epoch* 100 yaitu sebesar -0,009350, dan *epoch* 150 yaitu sebesar -0,008322.

- b. Melakukan pengujian model dengan parameter optimal yang didapatkan dari proses pelatihan. Berdasarkan parameter terbaik yang digunakan dalam Tabel 5 didapatkan nilai *loss function* berupa mean square error (MSE) dan metric berupa mean absolute error (MAE) dari pelatihan model untuk setiap *epoch*.

Tabel 5. Garfik nilai *loss* MSE dan *metric* MAE pada pelatihan model LSTM



Berdasarkan Tabel 5 dari hasil pelatihan dapat dilihat grafik nilai *loss* MSE dan *metric* MAE untuk pelatihan variasi *epoch*. Hasil pelatihan data latih grafik *loss* MSE dan *metric* MAE yang ditunjukkan pada grafik berwarna biru pada 50 *epoch* didapatkan hasil bahwa penurunan yang sangat tajam diawal namun mulai *smooth* seiring bertambahnya *epoch*. Sedangkan untuk *epoch* 100 dan 150 didapatkan hasil bahwa penurunan yang sangat tajam diawal namun mulai *smooth* hasil konvergen seiring bertambahnya *epoch*. Hasil pelatihan data uji grafik *loss* MSE dan *metric* MAE yang ditunjukkan pada grafik berwarna oranye pada 50 *epoch* didapatkan hasil bahwa grafik cenderung fluktuatif diawal namun mulai *smooth* dan konvergen seiring bertambahnya *epoch*. Sedangkan untuk *epoch* 100 dan 150 didapatkan hasil bahwa grafik cenderung fluktuatif diawal namun tidak terlalu fluktuatif dibandingkan pada *epoch* 50 dan mulai *smooth* dan konvergen seiring bertambahnya *epoch*. Dari grafik nilai *loss* MSE dan *metric* MAE pada data latih dan data uji untuk *epoch* 50, 100 dan 150 meskipun memiliki perbedaan nilai rentang yang lumayan jauh dan fluktuatif pada awal *epoch*, akan tetapi mulai mengalami perbedaan rentang yang kecil seiring bertambahnya *epoch*.

c. Melakukan denormalisasi data setelah proses LSTM

Tahapan selanjutnya dilakukan denormalisasi data yaitu pengembalian nilai rentang dari *range* (0,1) di ubah ke dalam bentuk data faktual untuk melakukan prediksi pada *data training* dan *data testing*.

d. Melakukan evaluasi hasil dari perhitungan model menggunakan akurasi peramalan yakni *mean absolute percentage error* (MAPE)

Setelah dilakukan prediksi untuk *data training* dan *data testing*, selanjutnya dilakukan evaluasi model LSTM dengan menggunakan nilai evaluasi *mean absolute percentage error* (MAPE).

Tabel 6. Performa Model LSTM

Epoch	MAPE	
	Data training	Data testing
50	3,04	5,07
100	4,61	9,16
150	4,89	9,38

Berdasarkan hasil performa model LSTM menggunakan evaluasi MAPE pada Tabel 6 terlihat bahwa nilai MAPE terkecil pada epoch 50 untuk *data training* dan *data testing*. Hasil evaluasi MAPE untuk variasi *epoch* yaitu kurang dari 10% baik *data training* dan *data testing*, sehingga dapat dikatakan bahwa model LSTM ini sudah baik dalam memodelkan dan meramalkan harga penutupan harian saham Hybe Corporation.

### 3.4. Melakukan Prediksi untuk Mengetahui Nilai Peramalan 30 Hari ke Depan

Tahapan terakhir yaitu meramalkan harga penutupan harian saham Hybe Corporation untuk 30 hari kedepan. Hasil peramalan untuk 30 hari kedepan ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Peramalan Harga Penutupan Harian Saham Hybe Corporation

Tanggal	Prediksi	Tanggal	Prediksi
17 Mei 2022	239155,59	1 Juni 2022	264498,48
18 Mei 2022	239680,29	2 Juni 2022	266740,55
19 Mei 2022	240207,26	3 Juni 2022	268940,45
20 Mei 2022	240782,85	4 Juni 2022	271080,72
21 Mei 2022	241383,75	5 Juni 2022	273156,95
22 Mei 2022	242375,27	6 Juni 2022	275158,63
23 Mei 2022	244068,36	7 Juni 2022	277093,57
24 Mei 2022	245946,03	8 Juni 2022	278941,19
25 Mei 2022	248097,38	9 Juni 2022	280723,48
26 Mei 2022	250381,42	10 Juni 2022	282434,85
27 Mei 2022	252705,97	11 Juni 2022	284098,29
28 Mei 2022	255066,11	12 Juni 2022	285680,00
29 Mei 2022	257470,37	13 Juni 2022	287180,89
30 Mei 2022	259897,66	14 Juni 2022	288600,75
31 Mei 2022	262222,75	15 Juni 2022	289939,69

Dari hasil MAPE dalam penelitian ini menunjukkan bahwa model terbaik didapatkan dengan jumlah *epoch* terkecil yaitu sebesar 50, namun tidak ada jaminan bahwa besaran nilai *epoch* memberikan *error* terkecil pada suatu kasus, belum tentu memberikan nilai *error* terkecil pada kasus lainnya. Ini ditunjukkan dalam hasil penelitian [7] menyebutkan bahwa RMSE terkecil diperoleh dari *epoch* sebesar 200 dan RMSE terbesar diperoleh dari *epoch* sebesar 50.

## 4. KESIMPULAN

Pada hasil peramalan didapatkan kesimpulan bahwa proses analisis menggunakan metode RNN-LSTM dengan *grid search* menghasilkan unit hidden sebesar 64 dan dropout 20%, dengan variasi *epoch* yaitu sebanyak 50, 100, dan 150. Model terbaik didapatkan pada model dengan *epoch* 50 mampu menghasilkan model dengan nilai MAPE sebesar 3% pada *data training* dan 5% pada *data testing*. Nilai MAPE yang berada di bawah 10% menunjukkan bahwa metode RNN-LSTM dengan *sliding window*, *dropout*, serta teknik *grid search* ini mampu meramalkan dengan baik serta dapat dipertimbangkan dalam pemodelan peramalan harga saham penutupan Hybe Corporation. Saran dari penelitian ini untuk penelitian selanjutnya yaitu menggunakan metode RNN dengan arsitektur yang berbeda untuk proses analisis sehingga dapat meningkatkan tingkat keakuratan peramalan data saham. Dalam pemilihan batasan variasi kombinasi parameter seperti unit *hidden*, *dropout*, dan *epoch* diluar dari yang peneliti gunakan dan lebih mengeksplor *window size* yang digunakan.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada reviewer atas semua masukan yang membangun dan juga kepada LPPM Universitas Sebelas Maret (melalui skema penelitian mandiri) atas dukungannya dalam penyelesaian dan publikasi penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Kim and G. J. Jo, "The impact of foreign investors on the stock price of Korean enterprises during the global financial crisis," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 11, no. 6, 2019.

- [2] T. Herman, "BTS Helps Label Big Hit Entertainment to Record Result In 2018," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 2019.
- [3] C. Kelley, "Big Hit Entertainment, BTS's Label, Acquires Source Music." *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 2019.
- [4] J. Benjamin, "Big Hit Entertainment & Universal Music Group Detail Partnership For Boy Band, Technology Offerings," 2021.
- [5] T. Herman, "BTS's Agency Big Hit Becomes Majority Shareholder Of K-Pop Company Pledis, Home To Seventeen & NU'EST," 2020.
- [6] M. Abdul Dwiyanto Suyudi, E. C. Djamal, A. Maspupah Jurusan Informatika, and F. Sains dan Informatika Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi)*, pp. 1907–5022, 2019.
- [7] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 3, pp. 1570–1580, 2021.
- [8] A. S. Bayangkari Karno, "Analisis Data Time Series Menggunakan LSTM (Long Short Term Memory) Dan ARIMA (Autocorrelation Integrated Moving Average) Dalam Bahasa Python." *Ultima InfoSys : Jurnal Ilmu Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [9] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, "Prediksi Harga Beras Menggunakan Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM)," *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, vol. 12, no. 1, pp. 35–41, 2020.
- [10] S. I. N. Suwandi, Raras Tyasnurita, and Hanifan Muhayat, "Peramalan Emisi Karbon Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM," *Journal of Computer Science and Informatics Engineering (J-Cosine)*, vol. 6, no. 1, pp. 73–80, 2022.
- [11] G. H. Saputra, A. H. Wigena, and B. Sartono, "Penggunaan Support Vector Regression Dalam Pemodelan Indeks Saham Syariah Indonesia Dengan Algoritme Grid Search," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 3, no. 2, pp. 148–160, 2019.
- [12] A. Arfan and L. ETP, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia," *Petir*, vol. 13, no. 1, pp. 33–43, 2020.
- [13] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANA-PATI)*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.
- [14] P. A. Qori, D. S. Oktafani, and I. Kharisudin, "Analisis Peramalan dengan Long Short Term Memory pada Data Kasus Covid-19 di Provinsi Jawa Tengah," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 5, pp. 752–758, feb 2022. [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/article/view/54319>
- [15] R. E. Wahyuni, "Optimasi Prediksi Inflasi Dengan Neural Network Pada Tahap Windowing Adakah Pengaruh Perbedaan Window Size," *Technologia: Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 3, p. 176, 2021.
- [16] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Format : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol. 8, no. 2, p. 138, 2020.

- [17] N. Syamsiah Oktaviani and I. Purwandani, “Penerapan Neural Network Untuk Peramalan Data Time Series Univariate Jumlah Wisatawan Mancanegara,” *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, no. 3, pp. 100–106, 2019.
- [18] A. Toha, P. Purwono, and W. Gata, “Model Prediksi Kualitas Udara dengan Support Vector Machines dengan Optimasi Hyperparameter GridSearch CV,” *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 12–21, 2022.
- [19] J. Qiu, B. Wang, and C. Zhou, “Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism,” *PLoS ONE*, vol. 15, no. 1, pp. 1–15, 2020.