

## **PREDIKSI HARGA SAHAM *BLUE CHIP* MENGGUNAKAN ALGORITMA *LONG SHORT-TERM MEMORY* (LSTM)**

**Ni Putu Noviyanti Kusuma, Ketut Tri Budi Artani, Desak Putu Nitya Dewi**  
 Universitas Primakara, Jalan Tukad Badung, No. 135 Renon Denpasar  
 Telp: 03618956085, Email: [kusuma@primakara.ac.id](mailto:kusuma@primakara.ac.id)

### **ABSTRACT**

*Artificial Intelligence (AI) technology has emerged as an effective tool to assist investors in technical analysis and stock price forecasting. This research aims to demonstrate the accuracy of stock price forecasting for blue-chip companies listed on the LQ45 index of the Indonesia Stock Exchange (BEI) using AI with the Recurrent Neural Network (RNN) algorithm. Secondary data was collected through documentation methods from BEI's official website, official websites of listed companies, and Yahoo Finance. The data analyzed in this study comprises audited annual financial reports to obtain financial data used for Debt to Equity Ratio (DER) calculations in sample selection criteria and historical closing stock prices adjusted to the Composite Stock Price Index (IHSG). The research population includes all companies listed in the LQ45 index for the period 2019-2022, totaling 28 companies. The study employs purposive sampling, resulting in 17 companies as the sample. The sample selection criteria include companies with a DER below one, indicating low debt usage, and exclude banking companies due to their high DER ratios. Predictions of closing stock prices adjusted using AI with the RNN algorithm, specifically the Long Short-Term Memory (LSTM) method, exhibit a high level of accuracy, with an average Mean Absolute Percentage Error value of approximately 2.6 percent. This research demonstrates that using AI, especially the LSTM method, can provide highly accurate stock price predictions. These findings suggest that AI has the potential to assist investors in making more precise investment decisions in the complex and dynamic world of the stock market.*

**Keywords:** *artificial intelligence, long short-term memory, prediction, stock, investment*

### **ABSTRAK**

Investor terus berupaya mengembangkan metode yang tepat untuk membantu pengambilan keputusan investasi yang lebih akurat sehingga mampu bertahan dalam dunia pasar modal yang kompleks dan dinamis. Teknologi *artificial intelligence* (AI) muncul sebagai alat yang efektif dalam membantu para investor melakukan analisis teknikal dan peramalan harga saham. Penelitian ini bertujuan untuk membuktikan keakuratan hasil peramalan harga saham perusahaan *blue chip* pada indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan penerapan AI dengan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN). Data sekunder dikumpulkan dengan metode dokumentasi dari BEI yang diperoleh melalui *website* resmi BEI maupun web resmi perusahaan yang terdaftar dan juga *website* resmi Yahoo Finance. Data yang dianalisis dalam penelitian ini adalah data laporan keuangan tahunan yang telah diaudit untuk memperoleh data keuangan yang digunakan untuk perhitungan *Debt to Equity Ratio* (DER) dalam kriteria pemilihan sampel dan historis harga saham penutupan yang disesuaikan pada Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Populasi penelitian merupakan seluruh perusahaan yang terdaftar dalam indeks LQ45 selama periode 2019-2022 sebanyak 28 perusahaan. Penelitian ini menerapkan metode *purposive sampling*, diperoleh 17 perusahaan sebagai sampel. Adapun kriteria pemilihan sampel penelitian yakni pertama perusahaan dengan DER di bawah satu, yang menunjukkan penggunaan utang yang rendah. Kedua, perusahaan perbankan tidak dijadikan sampel karena memiliki rasio DER yang tinggi. Hasil prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan menggunakan AI dengan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki tingkat akurasi

yang tinggi dan mendekati nilai aslinya yaitu dengan nilai rata – rata *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,6 persen.

**Kata Kunci:** kecerdasan buatan, long short-term memory, prediksi, saham, investasi.

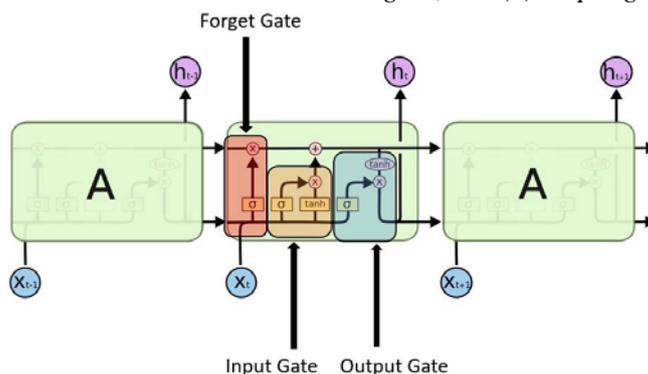
**PENDAHULUAN**

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah menciptakan perubahan yang signifikan dalam berbagai bidang industri, termasuk bidang keuangan dan pasar modal. Salah satu bidang yang mendapatkan perhatian khusus adalah analisis harga saham dan prediksi pasar. Para investor terus berupaya untuk mengembangkan metode yang dapat membantu mereka mengambil keputusan investasi yang lebih cerdas dan akurat agar mampu bertahan dalam dunia pasar modal yang kompleks dan dinamis. Teknologi *Artificial Intelligence* (AI) muncul sebagai alat yang sangat efektif dalam membantu para investor melakukan analisis teknikal dan peramalan harga saham. Teknologi AI mampu mengolah data eksternal dengan baik, lalu melakukan analisis dan belajar terhadap kesalahan secara berulang sehingga teknologi tersebut dapat melakukan tugas yang diberikan dengan benar secara fleksibel (Kaplan dan Haenlein, 2019). AI memungkinkan para investor untuk mengolah data eksternal dalam skala besar dengan kecepatan dan presisi yang tinggi.

Metode yang paling umum digunakan dalam aplikasi AI untuk analisis harga saham adalah algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan jenis algoritma dalam keluarga *Recurrent Neural Network* (RNN). Algoritma RNN dengan metode LSTM

merupakan salah satu pendekatan secara teknikal dengan AI yang dapat digunakan untuk membantu para investor meramalkan harga saham. LSTM mampu memproses data dalam urutan waktu dan mengenali pola serta hubungan yang kompleks di antara variabel-variabel yang mempengaruhi harga saham (Manurung et al., 2018). LSTM mempelajari pola-pola historis dan mengidentifikasi tren, sehingga dapat memberikan perkiraan yang akurat mengenai pergerakan harga saham di masa depan.

Algoritma RNN merupakan AI yang paling canggih dan kuat yang dapat memproses data sekuensial yang digunakan untuk memprediksi harga saham. Sebagian besar perusahaan teknologi besar, termasuk Google dan Apple, menggunakan algoritma ini untuk berbagai alasan termasuk terjemahan, pengenalan suara, menambahkan subtitle, dan bahkan prediksi harga saham (Eliasy dan Przychodzen, 2020). LSTM adalah perluasan teknologi dari RNN dikemukakan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM melakukan analisis terhadap pola informasi yang dimiliki, lalu memilah informasi mana yang dapat digunakan dan mana yang harus dihapus, hal ini disebabkan pada inti (*neuron*) dari LSTM mempunyai gerbang-gerbang tersendiri yang dapat menyebabkan neuron mengatur informasi yang dimilikinya. LSTM memiliki tiga komponen utama yang disebut (1) *forget gate*, (2) *input gate*, dan (3) *output gate*.



Gambar 1. Arsitektur Perulangan Model Unit LSTM (Winata, 2018)

Penerapan *AI* dengan algoritma RNN metode LSTM memiliki keakuratan yang sangat baik dalam memprediksi harga saham. Menurut CFA (*Chartered Financial Analyst*) Institute, perusahaan sekuritas yang sukses di masa depan adalah perusahaan yang secara strategis berencana menggabungkan *AI* ke dalam proses investasi. Manajer investasi yang sukses adalah manajer yang dapat memahami dan memanfaatkan peluang yang dihasilkan dengan teknologi *AI* dengan sebaik-baiknya (Cao Larry, 2019). Penelitian Siami dan Namin, *et al.* (2018) membandingkan akurasi model *Autoregresif Integrated Moving Average* (ARIMA) dan LSTM sebagai teknik representatif saat meramalkan data time series. Kedua teknik ini diterapkan dan diterapkan pada sekumpulan data keuangan dan hasilnya menunjukkan bahwa LSTM lebih unggul daripada ARIMA. Lebih khusus lagi, algoritma berbasis LSTM meningkatkan prediksi rata-rata 85 persen dibandingkan dengan ARIMA. Penelitian Siami dan Namin, *et al.* (2018) menunjukkan bahwa *AI* dengan algoritma RNN menggunakan metode LSTM lebih unggul daripada metode lainnya dalam memprediksi harga saham.

Penelitian lain menyimpulkan bahwa ada kemungkinan untuk mengandalkan model RNN-LSTM dalam memprediksi harga penutupan di bursa ISX serta dalam pengambilan keputusan (Al-Hasnawi dan Al-Hchemi, 2022). Temuan tersebut mendukung dengan temuan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Manurung *et al.*, (2018); Qian dan Chen (2019); Eliasy dan Przychodzen (2020); dan Ta *et al.*, (2020) yang menyatakan bahwa metode LSTM lebih unggul dari metode lainnya dalam prediksi data saham time series dan memiliki tingkat kesalahan peramalan yang lebih kecil (Supriyanto dan Hendri, 2021). Namun, penelitian yang dilakukan oleh Yin *et al.*, (2017) menemukan kelemahan LSTM. Penelitian tersebut membandingkan penggunaan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dan *Recurrent Neural Networks* (RNN) mengungkapkan bahwa LSTM, salah satu jenis RNN, memiliki kelemahan yaitu ketidakmampuannya dalam menangkap informasi dominan dari sebuah data.

Berdasarkan uraian latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menguji keakuratan metode LSTM dalam

memprediksi harga saham sebagai alat bantu yang dapat mempermudah investor dalam pengambilan keputusan investasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan penerapan *AI* bagi investor dalam memprediksi harga saham perusahaan blue-chip terbaik pada indeks LQ45.

## KAJIAN LITERATUR

### Teori Pasar Modal

Teori pasar modal adalah teori positif yang menghipotesiskan bagaimana investor berperilaku daripada bagaimana investor seharusnya berperilaku, seperti dalam kasus teori portofolio modern. Teori pasar modal didasarkan pada teori portofolio Markowitz dan setiap investor diasumsikan mendiversifikasi portofolionya sesuai dengan model Markowitz (Hartono, 2017). Teori pasar modal berkaitan dengan penjelasan dan prediksi hubungan antara return yang diharapkan dan risiko pada investasi di pasar modal, pengaruh portofolio investor yang terdiversifikasi secara efisien pada mekanisme penetapan harga pasar dan apakah pasar dapat memastikan bahwa harga sekuritas secara penuh dan benar mencerminkan semua informasi yang tersedia.

### Artificial Intelligence (AI)

Teknologi *AI* atau dalam bahasa Indonesia disebut dengan kecerdasan buatan adalah kemampuan sistem untuk menafsirkan data eksternal dengan benar, untuk belajar dari data tersebut, dan menggunakan pembelajaran tersebut guna mencapai tujuan dan tugas tertentu melalui adaptasi yang fleksibel (Kaplan dan Haenlein, 2019). *AI* telah banyak digunakan untuk pengenalan pola dan prediksi kejadian di masa depan dalam konteks keuangan. Misalnya penghitungan *financial distress* secara tradisional dilakukan melalui penggunaan persamaan sederhana yang memanfaatkan rasio keuangan untuk mengevaluasi kemungkinan terjadinya peristiwa ini secara empiris. Mengingat volatilitas pasar, perhitungan yang disederhanakan ini dikaitkan dengan tingkat kesalahan yang tinggi. Harga pasar saham dapat memberikan informasi berharga tentang ekonomi suatu negara serta kinerja perusahaan. Oleh karena itu, prediksi saham yang akurat

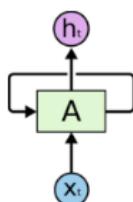
sangat berharga untuk beberapa pengambilan keputusan yang terkait dengan keuangan termasuk biaya modal (Eliasy dan Przychodzen, 2020).

**Recurrent Neural Networks (RNN)**

Harga saham dikenal sebagai data sekuensial di bidang keuangan. Algoritma RNN merupakan AI yang paling canggih dan kuat yang dapat memproses data sekuensial yang digunakan untuk memprediksi harga saham. Sebagian besar perusahaan teknologi besar, termasuk Google dan Apple, menggunakan algoritma ini

untuk berbagai alasan termasuk terjemahan, pengenalan suara, menambahkan subtitle, dan bahkan prediksi harga saham (Eliasy dan Przychodzen, 2020).

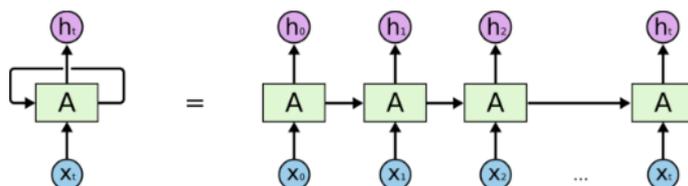
RNN bersifat berulang karena menjalankan fungsi yang sama untuk setiap input data sedangkan output dari input saat ini bergantung pada perhitungan yang lalu. Setelah menghasilkan keluaran, itu disalin dan dikirim kembali ke jaringan berulang. Untuk membuat keputusan, ini mempertimbangkan masukan saat ini dan keluaran yang telah dipelajari dari masukan sebelumnya.



Gambar 2.  
Looping RNN (Winata, 2018)

Gambar 2 adalah visualisasi contoh potongan dari sebuah RNN. RNN tersebut mendapat input  $x_t$  dan menghasilkan output  $h_t$ . Terdapat alur loop yang memungkinkan

informasi masa lalu dapat dikirim dari satu tahap ke tahap lainnya seperti yang terlihat pada Gambar 3.

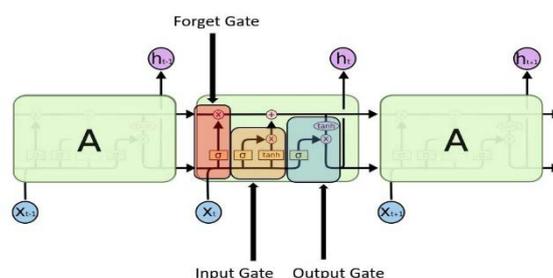


Gambar 3.  
Pengiriman Informasi Masa Lalu pada Looping RNN (Winata, 2018)

**Long Short Term Memory (LSTM)**

LSTM merupakan pengembangan dari RNN yang diusulkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM menyimpan informasi terhadap pola-pola pada data dengan mempelajari data mana saja yang akan disimpan dan data mana saja yang akan dibuang, karena pada setiap neuron LSTM memiliki beberapa gates (gerbang) yang mengatur memori pada setiap neuron itu sendiri. LSTM banyak digunakan untuk pemrosesan teks, video, dan data time series (Aldi dan Aditsania, 2018).

LSTM memiliki tiga komponen utama yang disebut forget gate, input gate, dan output gate. Trik yang digunakan dalam metode ini adalah sel seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, dapat mengingat data untuk durasi waktu acak dan tiga komponen utama yang bertindak sebagai pengatur informasi ke dalam sel ini dan keluar dari sel ini. Karena struktur unik dari sistem ini, jaringan tidak akan mengalami masalah yang hilang dan pada dasarnya tidak akan melupakan parameternya. Untuk alasan ini, LSTM adalah algoritma RNN terbaik untuk aplikasi data sekuensial deret waktu.



Gambar 4.  
Arsitektur Perulangan Model Unit LSTM (Winata, 2018)

Langkah pertama implementasi metode LSTM adalah memutuskan informasi yang akan dihapus dari *cell state* (Winata, 2018). Keputusan ini dibuat oleh layer sigmoid yang bernama “*layer forget gate*”. *Layer forget gate* akan memproses  $h_{t-1}$  dan  $x_t$  sebagai input, dan menghasilkan output berupa angka 0 sampai dengan 1 pada *cell state*. *Forget gate* diuraikan pada persamaan 1.

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

Dengan  $f_t$  merupakan *forget gate*,  $\sigma$  adalah fungsi sigmoid,  $W_f$  adalah nilai *weight* untuk *forget gate*,  $h_{t-1}$  adalah nilai output sebelum orde ke  $t$ ,  $x_t$  adalah nilai input pada orde ke  $t$ , dan  $b_f$  adalah nilai bias pada *forget gate*. Langkah kedua LSTM adalah memutuskan informasi apa yang akan disimpan di *cell state* (Winata, 2018). Untuk langkah ini terdapat dua bagian. Bagian pertama, *layer sigmoid* yang bernama “*input gate layer*” memutuskan nilai mana yang akan diperbaharui. Selanjutnya, *tanh layer* membuat satu kandidat dengan nilai baru, yang dapat ditambahkan ke *cell state*. Tahap selanjutnya adalah output dari *layer input gate* dan *layer tanh* akan digabungkan untuk memperbaharui *cell state*. Formula *input gate* dan kandidat baru dijabarkan pada persamaan 2.

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

Dengan  $i_t$  merupakan *input gate*,  $W_i$  adalah nilai *weight* untuk *input gate*, dan  $b_i$  adalah nilai bias pada *input gate*.

$$C_t = \tanh(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \sqrt{a^2 + b^2} \quad (3)$$

Dengan  $C_t$  merupakan nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*,  $W_i$  adalah nilai

*weight* untuk *input gate*, dan  $b_i$  adalah nilai bias pada *input gate*.

Langkah ketiga adalah memperbaharui *cell state* yang lama,  $C_{t-1}$ , menjadi *cell state* baru,  $C_t$  (Winata, 2018). Formula *cell state* seperti pada persamaan 4.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C_t \quad (4)$$

Dengan  $C_t$  merupakan *cell state*,  $f_t$  adalah *forget gate*,  $C_{t-1}$  adalah *cell state* sebelum orde ke  $t$ ,  $i_t$  adalah *input gate*, dan  $C_t$  merupakan nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*. Kemudian langkah terakhir dalam metode LSTM adalah memasukkan output dari *cell state* kedalam *layer tanh* (untuk mengganti nilai menjadi diantara -1 dan 1) dan dikalikan dengan *sigmoid gate*, agar output yang dihasilkan sesuai dengan apa yang diputuskan sebelumnya (Winata, 2018). Formula *output gate* diuraikan pada persamaan 5.

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

Dengan  $o_t$  merupakan *output gate*,  $W_o$  adalah nilai *weight* untuk *output gate*, dan  $b_o$  adalah nilai bias pada *output gate*. Selanjutnya nilai output orde  $t$  diuraikan pada persamaan 6.

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

## METODA PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang bertujuan untuk membuktikan keakuratan hasil peramalan harga saham perusahaan *blue chip* pada indeks LQ45 pada BEI dengan menggunakan algoritma LSTM. Data sekunder dikumpulkan dengan metode dokumentasi dari

BEI yang diperoleh melalui *website* resmi BEI maupun web resmi perusahaan yang terdaftar dan juga *website* resmi *Yahoo Finance*.

Data yang dianalisis dalam penelitian ini adalah data laporan keuangan tahunan yang telah diaudit untuk perhitungan *DER* dalam kriteria pemilihan sampel dan historis harga saham penutupan yang disesuaikan pada IHSG. Populasi penelitian ini merupakan seluruh perusahaan pada Indeks Saham LQ45 selama

periode amatan penelitian yaitu dari tahun 2019 sampai 2022, dengan jumlah populasi sebanyak 28 perusahaan. Penelitian ini menerapkan metode *purposive sampling*, dengan menggunakan data harga saham penutupan yang disesuaikan pada 17 perusahaan dengan *DER* di bawah 1 dalam indeks LQ45 periode amatan penelitian tahun 2019 sampai 2022 sebagai sampel.

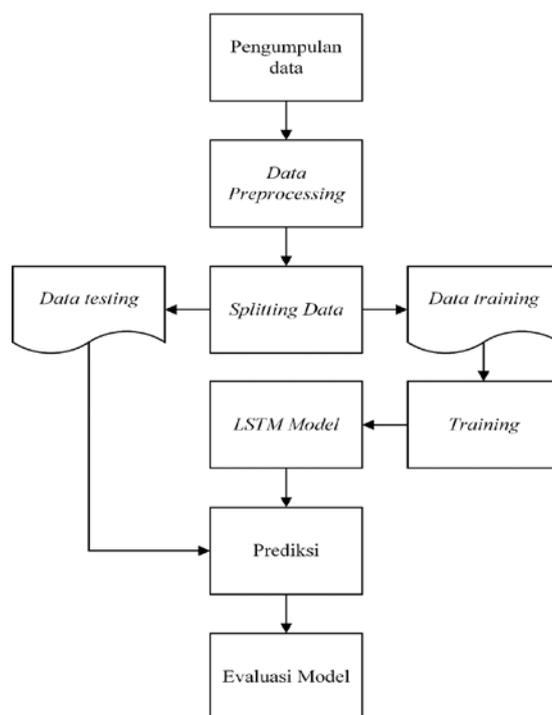
Tabel 1. Daftar Perusahaan yang Terdaftar pada Index LQ45 yang memiliki *DER* di bawah 1 Periode Tahun 2019-2022

No	Perusahaan	Kode	Rata – rata <i>DER</i>
1	Indocement Tunggak Prakarsa Tbk.	INTP	0,166
2	Vale Indonesia Tbk	INCO	0,194
3	Kalbe Farma Tbk	KLBF	0,218
4	Charoen Pokphand Indonesia Tbk	CPIN	0,258
5	Media Nusantara Citra Tbk	CPIN	0,518
6	Perusahaan Gas Negara Tbk	PGAS	0,544
7	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk	ICBP	0,562
8	Aneka Tambang Tbk	ANTM	0,574
9	Bukit Asam Tbk	PTBA	0,620
10	Bumi Serpong Damai Tbk	BSDE	0,624
11	Adaro Energy Tbk	ADRO	0,684
12	Semen Indonesia (Persero) Tbk	SMGR	0,684
13	United Tractors Tbk	UNTR	0,776
14	Telekomunikasi Indonesia (Persero) Tbk	TLKM	0,800
15	Astra International Tbk	ASII	0,932
16	Indofood Sukses Makmur Tbk	INDF	0,942
17	AKR Corporindo Tbk	AKRA	0,970

Sumber: [www.idx.co.id](http://www.idx.co.id)

Teknik analisis data dilakukan menggunakan *AI* dengan algoritma *RNN* metode *LSTM* untuk memprediksi harga saham, yang diolah menggunakan program dengan bahasa

pemrograman Python yang diketik pada *website* Google Colab seperti yang terlihat pada gambar 5 berikut ini.



Gambar 5. Proses Prediksi Harga Saham

Tahap pertama dalam menganalisis data pada penelitian ini adalah melakukan prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan menggunakan AI dengan algoritma RNN metode LSTM. Berawal dari pengumpulan data, data preprocessing, splitting data, training model, prediksi, sampai evaluasi model.

Tahapan data preprocessing meliputi persiapan data yang ditambah dengan integrasi, pembersihan, normalisasi dan transformasi data (García et al., 2015). Proses normalisasi pada dataset dalam riset ini menggunakan teknik *min-max scaler* dengan *library sklearn*. Caranya dengan merubah nilai aktual menjadi nilai dengan *range interval*. Nilai *range interval* dalam penelitian ini yaitu [0,1], yang artinya data ditransformasikan menjadi angka dengan rentangan 0 sampai 1. Rumus untuk normalisasi data diuraikan pada persamaan 7.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (7)$$

Keterangan:

- $x'$  : Nilai hasil normalisasi
- $x$  : Nilai data aktual yang akan dinormalisasi
- $x_{min}$  : Nilai minimum dari data aktual
- $x_{max}$  : Nilai maksimum dari data aktual

Dataset yang telah melewati tahap preprocessing kemudian dipisahkan menjadi 2 bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Pembagian persentase komposisi data *training* dan data *testing* yang akan diproses untuk memprediksi harga saham yang dianalisis melalui riset ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Komposisi Dataset

<i>Data Training</i>	<i>Data Testing</i>
80 persen	20 persen
Data harga saham penutupan yang disesuaikan tahun 2019 sampai 2021.	Data harga saham penutupan yang disesuaikan tahun 2022.

Sumber: Data diolah

Selanjutnya dilakukan eksperimen pembuatan model dengan cara mentraining data training dengan algoritma LSTM. Lalu hasil training berupa model LSTM digunakan pada proses prediksi menggunakan data testing.

Langkah pertama implementasi metode LSTM adalah memutuskan informasi yang akan dihapus dari *cell state* (Winata, 2018).Keputusan ini dibuat oleh layer sigmoid yang bernama “*layer forget gate*”. *Layer forget gate* akan memproses  $h_{t-1}$  dan  $x_t$  sebagai input, dan menghasilkan output berupa angka 0 sampai dengan 1 pada *cell state*. *Forget gate* diuraikan dalam rumus berikut:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (8)$$

Dengan  $f_t$  merupakan *forget gate*,  $\sigma$  adalah fungsi sigmoid,  $W_f$  adalah nilai *weight* untuk *forget gate*,  $h_{t-1}$  adalah nilai output sebelum orde ke  $t$ ,  $x_t$  adalah nilai input pada orde ke  $t$ , dan  $b_f$  adalah nilai bias pada forget gate.

Langkah kedua LSTM adalah memutuskan informasi apa yang akan disimpan di *cell state* (Winata, 2018).Untuk langkah ini terdapat dua bagian. Bagian pertama, *layer sigmoid* yang bernama “*input gate layer*” memutuskan nilai mana yang akan diperbaharui. Selanjutnya, *tanh layer* membuat satu kandidat dengan nilai baru, yang dapat ditambahkan ke *cell state*. Tahap selanjutnya adalah output dari *layer input gate* dan *layer tanh* akan digabungkan untuk memperbarui *cell state*. Formula *input gate* dan kandidat baru dijabarkan sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t]) + b_i \quad (9)$$

Dengan  $i_t$  merupakan input gate,  $W_i$  adalah nilai *weight* untuk *input gate*, dan  $b_i$  adalah nilai bias pada *input gate*.

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \sqrt{a^2 + b^2} \quad (10)$$

$C_t$  merupakan nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*,  $W_c$  adalah nilai *weight* untuk *input gate*, dan  $b_c$  adalah nilai bias pada *input gate*.

Langkah ketiga adalah memperbarui *cell state* yang lama,  $C_{t-1}$ , menjadi *cell state* baru,  $C_t$  (Winata, 2018).Formula *cell state* seperti pada persamaan 11.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C_t \quad (11)$$

Dengan  $C_t$  merupakan *cell state*,  $f_t$  adalah *forget gate*,  $C_{t-1}$  adalah *cell state* sebelum orde ke  $t$ ,  $i_t$  adalah *input gate*, dan  $C_t$  merupakan nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*. Kemudian langkah terakhir dalam metode LSTM adalah memasukkan output dari *cell state* kedalam *layer tanh* (untuk mengganti nilai menjadi diantara -1 dan 1) dan dikalikan dengan *sigmoid gate*, agar output yang dihasilkan sesuai dengan apa yang diputuskan sebelumnya (Winata, 2018). Formula *output gate* diuraikan pada persamaan 12.

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (12)$$

Dengan  $o_t$  merupakan *output gate*,  $W_o$  adalah nilai *weight* untuk *output gate*, dan  $b_o$  adalah nilai bias pada *output gate*. Selanjutnya nilai output orde  $t$  diuraikan pada persamaan 13.

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (13)$$

Untuk mengevaluasi kinerja akurasi model pada penelitian ini digunakan MAPE. MAPE memberikan indikasi berapa besar persentase error peramalan dibandingkan rangkaian nilai aktualnya.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}}{n} \times 100 \quad (14)$$

Keterangan:

- $Y_t$  : Return realisasi periode t
- $\hat{Y}_t$  : Nilai forecast periode t
- t : Periode ke — t (1, 2, 3, ..., n)
- n : Jumlah periode yang dibandingkan

Tabel 3 merupakan kriteria analisis MAPE

Tabel 3. Kriteria MAPE	
Nilai MAPE (persen)	Keterangan
< 10	Hasil ramalan sangat baik
10 – 20	Hasil ramalan baik
20 – 50	Hasil ramalan cukup
>50	Hasil ramalan buruk

Sumber: Maruddani dan Trimono (2018)

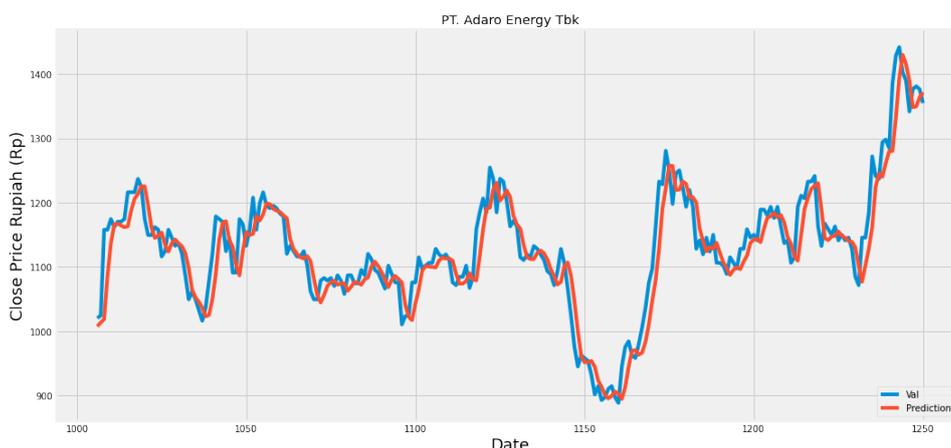
## HASIL

Berdasarkan hasil penelitian evaluasi model prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan dari 17 perusahaan *blue chip* terbaik dalam indeks LQ45 untuk tahun 2019 sampai 2022 menunjukkan bahwa model *AI* dengan algoritma LSTM terbukti dapat memprediksi harga saham dengan sangat baik dan mendekati nilai aslinya. Berdasarkan hal tersebut maka hasil dari riset ini dapat mendukung hasil riset terdahulu yang dilakukan oleh (Siami dan Namin *et al.*, 2018; Manurung *et al.*, 2018; Bhowmick *et al.*, 2019; Qian dan Chen, 2019; Ta *et al.*, 2020; Eliasy dan Przychodzen, 2020) yang menyatakan

bahwa *AI* dengan algoritma RNN menggunakan metode LSTM terbukti akurat dalam memprediksi harga saham.

## PEMBAHASAN

Hasil prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan dari 17 perusahaan *blue chip* terbaik dalam indeks LQ45 tahun 2022 yang diperoleh lalu dievaluasi menggunakan MAPE untuk mengetahui persentase *error* dari model prediksi harga saham dengan metode LSTM. Dapat dilihat pada gambar 6 bahwa hasil prediksi harga saham menggunakan metode LSTM nilainya mendekati harga saham aslinya.



Gambar 6.  
Hasil Prediksi Harga Saham Penutupan PT. Adaro Energy Tbk Tahun 2022

Berdasarkan data hasil evaluasi model prediksi harga saham didapat nilai rata – rata MAPE sebesar 2,6 persen. Ini menunjukkan bahwa model *AI* dengan algoritma LSTM dapat

memprediksi harga saham dengan sangat baik, karena nilai rata – rata MAPE yang dihasilkan *AI* dengan metode LSTM dibawah 10 persen.

Tabel 4. Evaluasi Model Prediksi Harga Saham

No	Nama Perusahaan	Kode Saham	MAPE (persen)
1	PT. Adaro Energy Tbk	ADRO	3,5
2	PT. AKR Corporindo Tbk	AKRA	2,9
3	PT. Astra International Tbk	ASII	2,5
4	PT. Bumi Serpong Damai Tbk	BSDE	1,9
5	PT. Charoen Pokphand Indonesia Tbk	CPIN	4,0
6	PT. Indofood CBP Sukses Makmur Tbk	ICBP	1,2
7	PT. Vale Indonesia Tbk	INCO	2,3
8	PT. Indofood Sukses Makmur Tbk	INDF	2,2
9	PT. Indocement Tunggul Prakarsa Tbk	INTP	4,3
10	PT. Kalbe Farma Tbk	KLBF	1,2

11	PT. Aneka Tambang Tbk	ANTM	5,8
12	PT. Perusahaan Gas Negara Tbk	PGAS	2,3
13	PT. Bukit Asam Tbk	PTBA	2,0
14	PT. Surya Citra Media Tbk	SCMA	2,6
15	PT. Semen Indonesia (Persero) Tbk	SMGR	1,9
16	PT. Telekomunikasi Indonesia (Persero) Tbk	TLKM	1,2
17	PT. United Tractors Tbk	UNTR	1,8
<b>Rata – rata MAPE</b>			<b>2,6</b>

Sumber: Data diolah

## SIMPULAN, KETERBATASAN, SARAN

### Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian evaluasi model prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan dari 17 perusahaan *blue chip* terbaik dalam indeks LQ45 selama periode amatan 2019-2022 menunjukkan bahwa model AI dengan algoritma LSTM terbukti dapat dapat diandalkan dalam mengambil keputusan investasi berdasarkan hasil prediksi mereka dan mendekati nilai aslinya. Temuan ini memberikan wawasan dan informasi berharga dalam memanfaatkan teknologi AI untuk memprediksi harga saham

### Keterbatasan

Penelitian ini mempunyai beberapa keterbatasan diantaranya: (1) keterbatasan data waktu, data yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada periode tertentu 2019 hingga 2022. Keterbatasan ini dapat mempengaruhi keakuratan prediksi untuk periode di luar rentang waktu tersebut; (2) Adanya volatilitas pasar yang sulit diprediksi. Meskipun model LSTM telah menunjukkan hasil yang baik dalam memprediksi harga penutupan, pasar saham seringkali sangat volatil dan sulit diprediksi. Kondisi pasar yang tidak stabil dapat menyebabkan ketidakpastian dalam hasil prediksi keterbatasan dalam mempertimbangkan faktor eksternal yang memengaruhi pergerakan harga saham dan adanya ketidakpastian ekonomi dan finansial, serta; (3) Keandalan dan kualitas data historis yang diberikan oleh penyedia data dapat memengaruhi kualitas hasil prediksi; (4) Penelitian ini juga hanya berfokus pada indeks LQ45 sebagai populasi dan sampel

penelitiannya. Sebagai hasilnya, penelitian ini belum dapat memberikan gambaran yang lengkap mengenai keefektifan LSTM dalam memprediksi pergerakan pasar secara umum.

### Saran

Penelitian ini memberikan wawasan berharga tentang implementasi algoritma LSTM dalam memprediksi saham. Penelitian selanjutnya dimasa depan, agar dapat memanfaatkan algoritma-algoritma alternatif seperti *Gated Recurrent Unit (GRU)* untuk prediksi harga saham, serta performa prediksi multivariat untuk memberikan analisis yang lebih komprehensif. Penelitian selanjutnya juga bisa dilakukan dengan mengeksplorasi metode algoritma AI lainnya seperti *Adaptive Neuro Fuzzy Interference System (ANFIS)*, *Backpropagation*, *Autoregresif*, dan lainnya.

Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan variabel-variabel lain yang mempengaruhi harga saham, seperti kondisi ekonomi global dan perubahan suku bunga. Dengan demikian, dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan di bidang akuntansi dan keuangan serta pemanfaatan teknologi AI dalam investasi.

Pasar saham adalah sistem yang sangat dinamis karena fluktuasi yang sering terjadi. Memprediksi pasar saham adalah tugas yang kompleks yang memerlukan pertimbangan tidak hanya terhadap metode prediksi, tetapi juga terhadap karakteristik unik dari saham-saham individual. Oleh karena itu, investor agar secara cermat menerapkan temuan riset ini dalam pengambilan keputusan investasi. Investor diharapkan melibatkan analisis mendalam terhadap temuan riset ini dan menggabungkannya dengan pengetahuan lainnya untuk keputusan investasi yang cerdas.

## DAFTAR REFERENSI

- Al-Hassnawi, S. S., & Al-Hchemi, L. H. M. (2022). Predicting The Stock Closing Price of ISX-Listed Companies Using LSTM. *Jurnal Ilmiah Manajemen Dan Bisnis*, 8(3), 391. <https://doi.org/10.22441/jimb.v8i3.17435>
- Bhowmick, A., Rahman, A., & Rahman, R. M. (2019). *Performance Analysis of Different Recurrent Neural Network Architectures and Classical Statistical Model for Financial Forecasting: A Case Study on Dhaka Stock Exchange* (pp. 277–286). [https://doi.org/10.1007/978-3-030-19810-7\\_27](https://doi.org/10.1007/978-3-030-19810-7_27)
- Cao Larry. (2019). *AI Pioneers in Investment Management* (CFA Institute, Ed.). ISBN: 9781942713784.
- Eliasy, A., & Przychodzen, J. (2020). The role of AI in capital structure to enhance corporate funding strategies. *Array*, 6, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.array.2020.100017>
- García, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Introduction* (pp. 1–17). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-10247-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-10247-4_1)
- Hartono, J. (2017). *Teori Portofolio dan Analisis Investasi Edisi Kesebelas*. BPFE.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Manurung, A. H., Budiharto, W., & Prabowo, H. (2018). Algorithm and modeling of stock prices forecasting based on long short-term memory (LSTM). *ICIC Express Letters*, 12(12), 1277–1283. <https://doi.org/10.24507/icicel.12.12.1277>
- Maruddani, D. A. I., & Trimono. (2018). Modeling stock prices in a portfolio using multidimensional geometric brownian motion. *Journal of Physics: Conference Series*, 1025, 012122. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1025/1/012122>
- Qian, F., & Chen, X. (2019). Stock Prediction Based on LSTM under Different Stability. *2019 IEEE 4th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA)*, 483–486. <https://doi.org/10.1109/ICCCBDA.2019.8725709>
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Siami Namin, A. (2018). A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series. *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 1394–1401. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2018.00227>
- Supriyanto, S., & Hendri, J. (2021). Analisis Pengaruh Tata Kelola Perusahaan Dan Struktur Modal Terhadap Kinerja Perusahaan. *Jurnal Akademi Akuntansi*, 4(2), 246–269. <https://doi.org/10.22219/jaa.v4i2.18181>
- Ta, V.-D., Liu, C.-M., & Tadesse, D. A. (2020). Portfolio Optimization-Based Stock Prediction Using Long-Short Term Memory Network in Quantitative Trading. *Applied Sciences*, 10(2), 437. <https://doi.org/10.3390/app10020437>
- Wildan Putra Aldi, M., & Aditsania, A. (2018). *Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin*.
- Winata, W. (2018). *Prakiraan Suhu Udara Rata-Rata Kota-Kota Besar Dunia Menggunakan Metode Long Short-Term Memory*. <https://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/7341>

Yin, W., Kann, K., Yu, M., & Schütze, H.  
(2017). *Comparative Study of CNN  
and RNN for Natural Language*

*Processing.*  
<http://arxiv.org/abs/1702.01923>

### **Copyrights**

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal.

This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).