

Implementasi Data Mining dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)

Rayhan Faza Inaku^{1*}, Joko Christian Chandra²

¹Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

²Fakultas Teknologi Informasi, Manajemen Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Jl. Raya Ciledug, Petungkang Utara, Kebayoran Lama, Jakarta Selatan 12260

Email: ^{1*}rayhan.faza.inaku@gmail.com, ²joko.christian@budiluhur.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak— Ketidakstabilan pergerakan harga saham memiliki dampak yang signifikan bagi perusahaan maupun bagi investor. Pergerakan harga saham yang sulit untuk diprediksi dapat mempengaruhi nilai perusahaan, citra perusahaan di pasar modal serta potensi pendanaan. Bagi investor, pergerakan harga saham yang tidak stabil dapat mempengaruhi pengambilan keputusan dalam berinvestasi. Riset ini bermaksud untuk menerapkan teknik data mining dalam melakukan prediksi menggunakan metode LSTM untuk mengatasi masalah yang terjadi karena ketidakstabilan harga saham, sehingga perusahaan dapat mengetahui faktor yang mempengaruhi pergerakan harga saham dan dapat mengelola saham perusahaan dengan pengambilan keputusan yang lebih baik. Melalui pendekatan ini pula, investor mendapatkan informasi dan prediksi mengenai pergerakan harga saham dan dapat memutuskan investasi dengan bijak. Riset ini menerapkan data yang diambil dari *Website Yahoo Finance* harga saham PT Bank Central Asia dari tanggal 4 Januari 2021 hingga 21 Maret 2023 dengan menggunakan atribut seperti date yang merupakan tanggal harga saham dan close merupakan harga penutupan dalam satu hari. Dalam riset ini akan diciptakan sebuah sistem berbasis *website* menggunakan bahasa pemrograman Python yang dapat diterapkan dalam melakukan prediksi harga saham menerapkan metode LSTM. Hasil penelitian akan dievaluasi menggunakan MAPE untuk mengetahui tingkat keakuratan prediksi dan didapatkan nilai sebesar 4.11% dengan kategori kemampuan prediksi sangat baik. Selanjutnya akan dilakukan pengujian sistem berdasarkan fungsionalitasnya menggunakan metode *blackbox testing* dan didapatkan hasil bahwa sistem berjalan sesuai dengan fungsinya.

Kata Kunci— *Data Mining*, *Prediksi*, *Harga Saham*, *Long Short Term Memory*

Abstract— *The instability of stock price movements has a significant impact on both companies and investors. The unpredictability of stock prices can affect the company's value, its image in the capital market, and its funding potential. For investors, the volatile stock price movements can influence their investment decisions. This study aims to implement data mining techniques in stock price prediction using the LSTM method to address the issues arising from stock price instability. By doing so, companies can identify the factors affecting stock price movements and make better decisions in managing their stocks. Additionally, investors can gain insights and predictions about stock price movements to make informed investment choices. The research uses data taken from Yahoo Finance website, specifically the stock price of PT Bank Central Asia*

from January 4, 2021, to March 21, 2023, with attributes such as date representing the stock's date and close representing the closing price for each day. The study involves building a web-based system using the Python programming language for stock price prediction using the LSTM method. The research results will be evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) to determine the accuracy level of predictions, which yielded a value of 4.11% with a category of excellent prediction capability. Furthermore, the system will be tested for its functionality using the blackbox testing method, and the results show that the system functions as intended.

Keywords— *Data Mining*, *Prediction*, *Stock Price*, *Long Short Term Memory*

I. PENDAHULUAN

Saham adalah representasi keuangan yang mewakili kontribusi modal seseorang atau pihak terhadap suatu perusahaan atau perseroan terbatas [1]. Investasi saham menjadi sangat populer karena memiliki potensi keuntungan yang sesuai dengan fluktuasi dan ketidakpastian harga saham. Namun, pergerakan harga saham setiap tahunnya sulit diprediksi karena dipengaruhi oleh perkembangan ekonomi Indonesia yang cenderung melambat dalam beberapa tahun terakhir. Pergerakan harga saham ini dapat menyebabkan keuntungan atau kerugian bagi para investor. Selain itu, pergerakan harga saham juga berdampak pada nilai perusahaan, citra perusahaan di pasar modal, dan keputusan investasi para investor. Oleh sebab itu, industry harus memahami aspek-aspek yang mempengaruhi pergerakan harga saham, sementara para investor perlu memiliki informasi dan prediksi yang akurat mengenai pergerakan harga saham agar dapat berinvestasi dengan bijaksana. Salah satu metode yang diterapkan untuk memperkirakan pergerakan saham di masa depan adalah teknik data mining dan metode prediksi seperti LSTM [2]. Contoh saham di Indonesia yang cenderung mengalami pergerakan harga yang cepat adalah saham BBCA.JK. Saham BBCA.JK memiliki kapitalisasi pasar terbesar di Indonesia dan memberikan keuntungan bagi para investor karena sering mengalami kenaikan harga saham yang tiba-tiba sehingga sulit untuk diprediksi.

Data mining adalah proses penggalian informasi tambahan yang sebelumnya tidak diketahui secara manual dari

suatu basis data melalui teknologi dan analisis statistik [3]. Tujuannya adalah untuk menemukan pola, hubungan, dan informasi berharga lainnya yang dapat membantu pengambilan keputusan dan pemahaman lebih dalam terhadap data tersebut. Sebelumnya, telah ada penelitian yang mencoba menerapkan *data mining* untuk memprediksi harga komoditas pangan di Banyumas dengan menggunakan metode LSTM dan berhasil menghasilkan model prediksi dengan *epoch* 50 serta mengukur *Root Mean Squared Error* (RMSE) dengan nilai terendah sebesar 79,19% [4], dan penelitian yang memprediksi Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Bitcoin terhadap Mata Uang Rupiah dengan nilai MAPE dibawah 10% [2].

Penelitian ini akan menggunakan teknik data mining untuk memprediksi harga saham dengan menggunakan metode LSTM, dikarenakan LSTM mampu mengingat informasi dalam jangka waktu panjang dengan menggunakan data time series. Dataset yang diterapkan dalam riset ini diambil dari situs *Yahoo Finance* dan berisi data harga saham PT Bank Central Asia dari tanggal 4 Januari 2021 hingga 21 Maret 2023, dengan atribut yang mencakup tanggal harga saham (*date*) dan harga penutupan harian (*close*). Akurasi dari metode LSTM akan diukur menggunakan *Mean Percentage Error* (MAPE). *Output* dari penelitian ini berupa situs web yang akan menampilkan perkiraan harga saham BBKA.JK menerapkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM). Riset ini diharapkan mampu membantu para investor dalam memutuskan keputusan investasi yang tepat dengan peluang keuntungan yang lebih besar.

II. METODE PENELITIAN

A. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan pada penelitian ini diambil dari *Website Yahoo Finance* harga saham PT Bank Central Asia mulai tanggal 4 Januari 2021 hingga 21 Maret 2023 sebanyak 549 data. *Sample* dataset yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

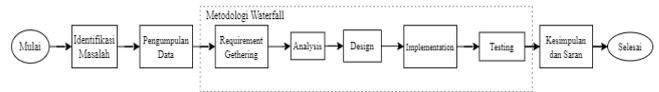
TABEL I
SAMPLE DATASET

Indeks	Date	Close
1	04/01/2021	6835
2	05/01/2021	7090
3	06/01/2021	6945
4	07/01/2021	6965
5	08/01/2021	7050
6	11/01/2021	7345
7	12/01/2021	7160
8	13/01/2021	7120
9	14/01/2021	7020
10	15/01/2021	6955

B. Penerapan Metodologi

Metodologi waterfall adalah pendekatan pengembangan perangkat lunak yang mengikuti serangkaian tahapan berurutan untuk menyelesaikan proyek. Tahapannya meliputi analisis kebutuhan, perencanaan, desain, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam metodologi waterfall yang digunakan untuk memberikan

gambaran yang jelas tentang alur kerja proyek tersebut seperti Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap awal dilakukan identifikasi masalah kemudian dilakukan pengumpulan data, setelah itu penelitian memasuki tahapan dari metodologi waterfall hingga tahap testing, tahap terakhir adalah memberikan kesimpulan dan saran bagi penelitian selanjutnya

C. Penerapan Rumus

1) Data Processing

Preprocessing merupakan teknik dalam mengubah data menjadi terstruktur. Salah satu metode yang digunakan yaitu *Min-Max Normalization*. *Min-Max Normalization* menjaga hubungan antara nilai pada data asli dengan rentang yang sering ditemui antara 0 hingga 1. Rumus untuk menghitung normalisasi yaitu [2]:

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

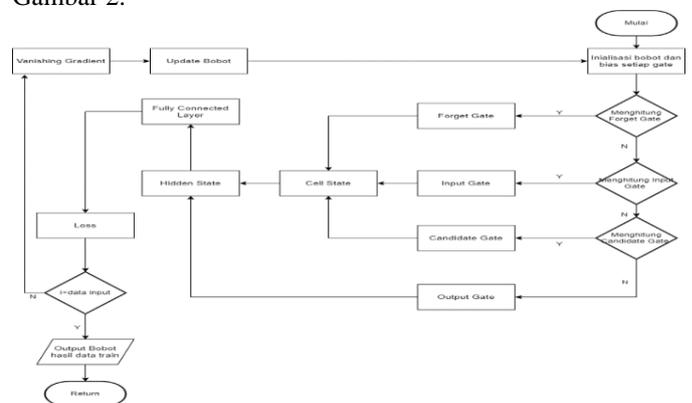
Keterangan:

- x_{scaled} = Hasil normalisasi
- x = nilai yang akan dinormalisasi
- x_{min} = nilai pada kumpulan data terkecil
- x_{max} = nilai pada kumpulan data terbesar

Pada tahap *preprocessing* dilakukan pula *sliding window/prepare* data yang dilakukan untuk pembentukan struktur dari data *time series* yang ada. *Sliding window* dilakukan untuk mengurangi *error* aproksimasi (misalnya jarak *Euclidean* atau jarak vertikal antara aproksimasi yang sebenarnya dengan *time series*) [5].

2) Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan turunan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dibuat untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradien* yang sering terjadi pada RNN [4]. Flowchart LSTM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart LSTM

Berikut adalah penjelasan persamaan yang ada di Gambar 2 Flowchart LSTM:

a. Inisialisasi Bobot dan bias setiap gate

Tahapan pertama yang dilakukan adalah melakukan inisial bobot dan bias pada setiap gate dan lapisan *fully connected* layernya. Dalam menentukan inisialisasi bobot nilai yang ditentukan secara random [6], hal ini dikarenakan bobot awal bersifat inisial. Rentang inisial random ini dapat berbeda-beda, pada tensorflow sendiri dapat diset rentang dari nilai random ini. Namun secara default rentang randomnya dimulai dari -1 hingga 1.

b. Forget Gate

Forget gate memiliki fungsi dalam pengontrolan terhadap jumlah informasi yang disimpan dalam keadaan sel, sehingga dapat menghindari penyimpanan data yang tidak perlu menggunakan fungsi sigmoid [4]. Rumus untuk forget gate yaitu sebagai berikut:

$$f_t = \sigma (W_f \cdot X_t + U_f \cdot H_{t-1} + B_f) \quad (2)$$

$$\sigma = \frac{1}{1 + \exp(-X)} \quad (3)$$

Keterangan:

f_t = Forget Gate Output

σ = Aktivasi Sigmoid Biner

U_f, W_f, B_f = Matrix bobotU, bobotW dan Bias pada forget gate.

X_t = Inputan fitur

H_{t-1} = Hidden state sebelumnya (previous hidden state)

c. Input Gate

Input gate berasal dari sigmoid layer yang akan diperbarui dan tanh layer akan dibuat sebuah vektor dari nilai yang diperbarui yang ditambahkan pada bagian cell state [7]. Rumus input gate yaitu:

$$i_t = \sigma (U_i \cdot X_t + w_i \cdot H_{t-1} + B_i) \quad (4)$$

$$\sigma = \frac{1}{1 + \exp(-X)} \quad (5)$$

Keterangan:

i_t = Input Gate Output

σ = Aktivasi Sigmoid Biner

U_i, w_i, B_i = Matrix bobotU, bobotW dan Bias pada input gate.

X_t = Input fitur

H_{t-1} = Hidden state sebelumnya (previous hidden state)

d. Candidate Gate

Kandidat vektor akan dihasilkan oleh candidate gate dan dimasukkan ke dalam cell state bersama cell state (memori lama) sebelumnya dengan forget dan input [8].

$$N_1 = \tanh(U_i \cdot X_1 + w_i \cdot H_0 + B_i) \quad (6)$$

$$\tanh = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

Keterangan:

N_1 = Candidate Gate

\tanh = Fungsi aktivasi tanh

U_i, w_i, B_i = Matrix bobotU, bobotW dan Bias

Candidate Gate

X_i = Input fitur

H_0 = Hidden State pada time step sebelumnya

e. Output Gate

Output gate mengontrol jumlah state yang melewati output dan bekerja sama dengan gate lain serta menghasilkan hidden state [7]. Rumus output gate yaitu :

$$O_t = \sigma (U_o \cdot X_t + w_o \cdot H_{t-1} + B_o) \quad (8)$$

$$\sigma = \frac{1}{1 + \exp(-X)} \quad (9)$$

Keterangan:

O_t = Input Gate Output

σ = Aktivasi Sigmoid Biner

U_o, w_o, B_o = Matrix bobotU, bobotW dan Bias pada input gate.

X_t = Input fitur

H_{t-1} = Hidden state sebelumnya (previous hidden state)

f. Cell State

Update nilai pada cell states yang terbaru menggunakan nilai yang telah dihitung sebelumnya [7]. Rumus untuk cell state yaitu:

$$C_t = f_t \cdot C_0 + I_t \cdot N_t \quad (10)$$

Keterangan:

C_t = Cell State pada timestep saat ini

C_0 = Nilai Cell State pada timestep sebelumnya

f_t = Nilai Forget Gate pada timestep pertama.

I_t = Nilai Input Gate pada timestep pertama.

N_t = Nilai intermediate cell state atau candidate cell state

g. Hidden State

Hidden state memiliki pengaruh pada nilai di proses selanjutnya, nilai berasal dari nilai output yang dikalikan dengan nilai dari cell state atau memory cell yang telah diaktivasi dengan fungsi tanh [9].

$$H_t = O_t * \tanh (C_t) \quad (11)$$

Keterangan:

H_t = Nilai Hidden State pada timestep saat ini

O_t = Nilai Output Gate pada timestep saat ini

C_t = Cell State baru pada timestep saat ini

\tanh = Fungsi aktivasi tanh

h. Fully Connected Layer

Lapisan fully connected layer merupakan lapisan yang terhubung sepenuhnya dan memiliki setiap neuron yang akan terhubung ke semua angka dan volume [10].

$$y_i = \sigma \left(b_i + \sum_{i=0, \dots, n} v_i * x_i \right) \quad (12)$$

$$\sigma = y_i \quad (13)$$

Keterangan:

y_i = Nilai probabilitas

- v_i = Bobot pada output layer
- x_i = Nilai dari hidden state
- σ = Fungsi aktivasi linear
- b_i = Bias

i. Loss

Perhitungan *loss* digunakan dalam prediksi dengan menggunakan metode MSE (*Mean Squared Error*) menggunakan rumus [11]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y - Y')^2 \quad (14)$$

Keterangan:

- Y' = Nilai Prediksi
- Y = Nilai sebenarnya
- n = Jumlah data

j. Vanishing Gradient (VG)

Metode LSTM berguna untuk mencegah adanya *vanishing gradient* yang memiliki atau mendekati 0. Formula dari *vanishing gradient* yaitu sebagai berikut [12]:

$$\partial F_t = \partial L * O_t * (1 - \tanh^2(C_t)) * C_{t-1} \quad (15)$$

$$\partial I_t = \partial L * O_t * (1 - \tanh^2(C_t)) * N_t \quad (16)$$

$$\partial N_t = \partial L * O_t * (1 - \tanh^2(C_t)) * I_t \quad (17)$$

$$\partial O_t = \partial L * \tanh(C_t) \quad (18)$$

$$\partial W F_t = \partial F_t * F_t * (1 - F_t) * X_t \quad (19)$$

$$\partial W I_t = \partial I_t * I_t * (1 - I_t) * X_t \quad (20)$$

$$\partial W N_t = \partial N_t * (1 - \tanh^2(N_t)) * X_t \quad (21)$$

$$\partial W O_t = \partial O_t * O_t * (1 - O_t) * X_t \quad (22)$$

$$\partial U F_t = \partial F_t * F_t * (1 - F_t) * h_{t-1} \quad (23)$$

$$\partial U I_t = \partial I_t * I_t * (1 - I_t) * h_{t-1} \quad (24)$$

$$\partial U N_t = \partial N_t * N_t * (1 - \tanh^2(N_t)) * h_{t-1} \quad (25)$$

$$\partial U O_t = \partial O_t * O_t * (1 - O_t) * h_{t-1} \quad (26)$$

$$\partial Bias F_t = \partial F_t \quad (27)$$

$$\partial Bias I_t = \partial I_t \quad (28)$$

$$\partial Bias N_t = \partial N_t \quad (29)$$

$$\partial Bias O_t = \partial O_t \quad (30)$$

$$\partial Dense = \partial L * h_t \quad (31)$$

$$\partial Bias = \partial L \quad (32)$$

Keterangan:

- C_t = Cell State pada timpestep saat ini
- C_{t-1} = Cell State pada timpestep sebelumnya
- h_t = Hidden State pada timpestep saat ini
- h_{t-1} = Hidden State pada timpestep sebelumnya

k. Update Bobot

Update bobot digunakan dengan parameter tambahan yaitu *learning rate* dengan menggunakan formula sebagai berikut [13]:

$$F_{t+1} = F_t - \alpha * Vanishing Gradient \quad (33)$$

$$b_{t+1} = b_t - \alpha * Vanishing Gradient \quad (34)$$

Keterangan:

- F_{t+1} = Bobot *update*
- b_{t+1} = bias *update*
- F_t = Bobot sebelum *update*

- b_t = bias sebelum *update*
- α = *Learning rate*

3) Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error merupakan salah satu metode untuk mengukur keakuratan sebuah prediksi berupa hasil persentase dari suatu kesalahan atau *error*. Rumus dari MAPE yaitu sebagai berikut [14]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| * 100\% \quad (35)$$

Keterangan:

- y'_i = Hasil prediksi (*forecasting*)
- y_i = Data aktual yang diprediksi
- n = Total data yang diprediksi

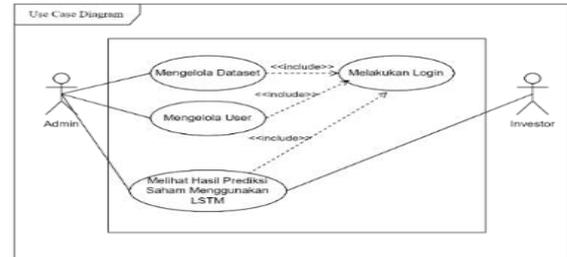
D. Blackbox Testing

Metode *blackbox testing* merupakan pengujian perangkat lunak dari segi spesifikasi fungsional untuk mengetahui kelemahan sistem agar data yang dihasilkan sesuai dengan data yang dimasukkan setelah data dieksekusi dan menghindari kekurangan dan kesalahan pada aplikasi sebelum digunakan oleh *user* [8].

E. Rancangan Sistem

1) Use Case Diagram

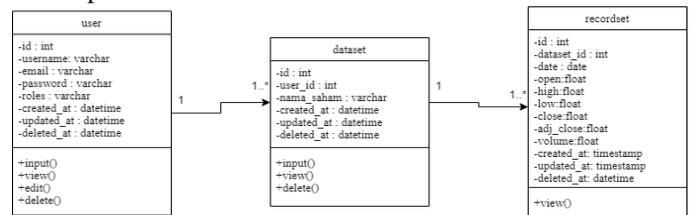
Use case diagram merupakan representasi mengenai interaksi aktor dengan sistem. Terdapat dua aktor yang dapat berinteraksi dengan sistem yaitu admin dan investor. *Use case diagram* pada implementasi *data mining* dalam prediksi saham menggunakan LSTM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 3. Use Case Diagram

2) Class Diagram

Class diagram merupakan representasi dari struktur sistem terkait dengan pendefinisian kelas-kelas yang dibuat dalam membangun sistem. *Class diagram* pada implementasi *data mining* dalam prediksi saham menggunakan LSTM dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Class Diagram

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membahas tentang sistem prediksi harga saham menerapkan metode LSTM (*Long Short-Term Memory*) dengan bahasa pemrograman *Python*. Penelitian ini mencakup tahapan lingkungan percobaan, flowchart dari tahapan penelitian dan tampilan layar dari aplikasi yang dibangun.

A. Algoritme

Tahapan Penelitian ini menggunakan beberapa algoritme, termasuk algoritme input dataset, preprocessing, split data train dan test menggunakan komposisi 80:20, LSTM, dan evaluasi menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Setiap algoritme memiliki langkah-langkah dan fungsi yang diterapkan untuk melaksanakan prediksi harga saham menerapkan metode LSTM. Adapun *flowchart* sistem pada riset ini dapat diamati pada Gambar 5.

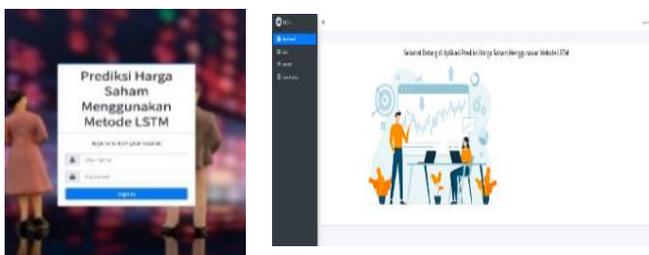


Gambar 5. *Flowchart*

B. Pengujian

Pengujian dilaksanakan dengan menerapkan metode *blackbox* testing guna menguji fungsionalitas sistem. Perolehan pengujian merepresentasikan sistem dapat berjalan dengan baik, termasuk fitur login, pengelolaan data user, dataset, dan hasil prediksi.

Aplikasi ini memiliki beberapa halaman tampilan, termasuk halaman login, dashboard admin dan investor, halaman pengelolaan data user, dataset, dan hasil prediksi. Admin memiliki hak akses lebih dalam mengelola data user dan dataset.



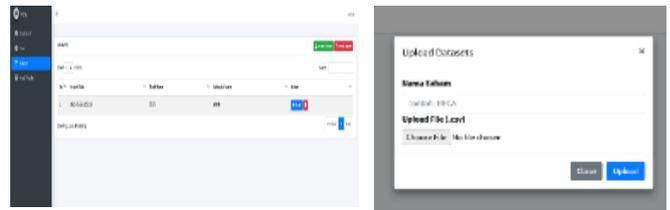
Gambar 6. Halaman Login (Awal); dan Halaman Dashboard Admin (Terakhir)

Gambar 6 merupakan tampilan halaman login dan dashboard admin yang digunakan oleh admin dan investor untuk masuk ke dalam sistem. Pengguna harus memasukkan username dan password yang valid untuk dapat mengakses halaman dashboard mereka. Halaman dashboard admin yang merupakan tampilan awal ketika admin berhasil masuk ke dalam sistem. Dashboard admin memberikan akses penuh untuk mengelola data user, dataset, dan hasil prediksi.



Gambar 7. Halaman Admin Investor (Awal); dan Halaman *User* (Terakhir)

Gambar 7 merupakan halaman dashboard investor merupakan tampilan awal ketika investor masuk ke dalam sistem. Tampilan ini berbeda dengan dashboard admin karena investor memiliki hak akses terbatas dan tidak dapat mengelola data user dan dataset. Halaman *user* yang digunakan untuk menampilkan informasi *user* yang memiliki hak akses ke dalam sistem. Pada halaman *user*, admin dapat melakukan tambah, edit, serta hapus data *user*.



Gambar 8. Halaman Dataset (Awal); dan Halaman Import Dataset (Terakhir).

Gambar 8 merupakan tampilan yang berisi informasi mengenai dataset dan import dataset. Pada halaman dataset, admin dapat melakukan *import* dataset maupun reset dataset. Kemudian, admin dapat mengimpor dataset harga saham melalui fitur ini. Setelah memilih file dataset dan menekan tombol "Upload," dataset akan disimpan dalam sistem, dan pesan berhasil disimpan akan ditampilkan. Admin dapat mereset dataset yang sudah diimpor sebelumnya melalui fitur ini. Ketika admin menekan tombol "Reset Dataset," sistem akan menampilkan pesan konfirmasi, dan jika admin menyetujui, dataset akan direset, dan pesan berhasil direset akan ditampilkan. Admin dapat melihat detail dataset dengan menekan tombol "Detail".

Datasets BBCA

No	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
1	2021-01-04	6800.0	6855.0	6720.0	6835.0	6461.68	47937000.0
2	2021-01-05	6860.0	7090.0	6850.0	7090.0	6702.75	104831000.0
3	2021-01-06	7050.0	7075.0	6880.0	6945.0	6565.67	89753500.0
4	2021-01-07	7000.0	7050.0	6910.0	6965.0	6584.58	71360000.0
5	2021-01-08	7035.0	7080.0	6975.0	7050.0	6664.93	75033500.0
6	2021-01-11	7150.0	7360.0	7145.0	7345.0	6943.82	169034000.0
7	2021-01-12	7345.0	7380.0	7160.0	7160.0	6768.93	95235000.0
8	2021-01-13	7245.0	7275.0	7070.0	7120.0	6731.11	76581500.0
9	2021-01-14	7050.0	7090.0	6995.0	7020.0	6636.57	89319500.0
10	2021-01-15	7095.0	7100.0	6840.0	6955.0	6575.12	89853500.0

Showing 1 to 10 of 549 entries

Hasil Prediksi

No	Import Date	Stock Name	Uploaded name	Action
1	2023-07-12 08:24:39	BBCA	admin	Prediksi

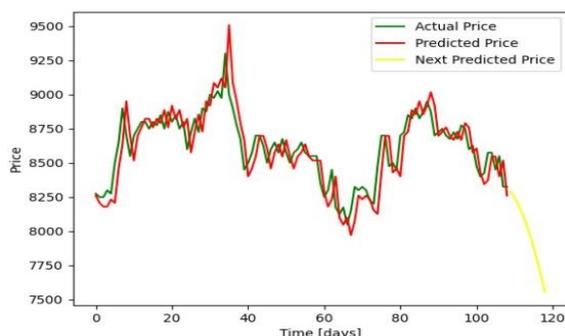
Showing 1 to 1 of 1 entries

Gambar 9. Halaman *Recordset*(Atas), dan Halaman Hasil Prediksi(Bawah)

Gambar 9 merupakan halaman yang menampilkan informasi tentang recordset saham, seperti tanggal, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, harga penyesuaian, dan volume. Apabila admin menekan tombol *detail*, maka sistem akan menampilkan informasi mengenai recordset saham. Halaman hasil prediksi menampilkan data hasil prediksi harga saham menggunakan metode LSTM. Halaman ini menampilkan hasil prediksi untuk harga saham yang telah diuji. Baik admin maupun investor dapat melihat hasil prediksi dengan menekan tombol "Prediksi". Halaman hasil prediksi dapat menampilkan data hasil prediksi seperti Tabel 2, menggunakan metode LSTM. Ketika admin ataupun investor menekan tombol prediksi, maka sistem akan menampilkan *grafik* hasil prediksi seperti pada Gambar 10, dari gambar grafik tersebut bisa di analisis bahwa harga saham di prediksi akan turun 10 hari selanjutnya.

TABEL II
SAMPLE DATASET PREDIKSI

No	Date	Close Price	Close Price Prediction
1	2022-10-12	8325.0	8261.24
2	2022-10-13	8275.0	8206.68
3	2022-10-14	8250.0	8179.70
4	2022-10-17	8250.0	8179.70
5	2022-10-18	8300.0	8233.86
6	2022-10-19	8275.0	8206.68



Gambar 10. Hasil Prediksi Data Pengujian Harga Saham Menggunakan LSTM

1) Pengujian *BlackBox*

Pengujian *BlackBox* melakukan pengujian login seperti mengisi username dan password, mengelola data user dengan cara menambah, mengubah, menghapus data user, mengelola dataset untuk melakukan *import*, *reset*, *delete* dan melihat *detail* dataset yang menampilkan *recordset*, dan menampilkan hasil prediksi pada program.

2) Pengujian MAPE

Perolehan hasil dari pengujian MAPE yang diterapkan untuk mengetahui hasil keakuratan dari prediksi menggunakan metode LSTM yaitu sebesar 4.11% dengan tingkat keakuratan masuk dalam kategori kemampuan prediksi sangat baik karena memiliki $error \leq 10\%$.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan riset yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa pengembangan sistem prediksi harga saham BBKA.JK dengan menerapkan teknik waterfall dan

menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) berhasil menghasilkan sebuah sistem berbasis website. Sistem ini memberikan kemudahan bagi investor dalam membuat keputusan investasi yang lebih tepat dengan peluang keuntungan yang lebih besar. Hasil evaluasi menggunakan MAPE juga menunjukkan bahwa sistem ini memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik, dengan nilai MAPE sebesar 4.11%. Selain itu, pengujian sistem dengan metode blackbox menunjukkan bahwa seluruh fitur dalam sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsinya. Hal ini mengindikasikan bahwa sistem telah berfungsi dengan baik dan sesuai dengan harapan.

Sebagai saran untuk pengembangan sistem di masa mendatang, peneliti dapat mempertimbangkan penggunaan metode lain seperti ARIMA, RNN, BNN, dan lainnya untuk melakukan prediksi harga saham. Dengan melakukan perbandingan antara beberapa metode, akan lebih ringan untuk memutuskan metode mana yang dapat menghasilkan nilai prediksi yang lebih baik dan akurat. Selain itu, peneliti juga dapat memperluas data training dan melakukan evaluasi dengan metrik lain selain MAPE, seperti MSE atau RMSE, untuk memberikan gambaran lebih komprehensif tentang kinerja sistem prediksi. Implementasi sistem prediksi harga saham yang dapat beroperasi secara real-time juga dapat menjadi langkah lebih lanjut yang dapat meningkatkan manfaat sistem bagi investor. Dengan demikian, penelitian selanjutnya diharapkan dapat menghasilkan sistem prediksi yang lebih unggul dan dapat memberikan kontribusi lebih besar dalam dunia investasi.

Jika pada dataset terakhir digunakan menunjukkan trend yang menurun sedangkan trend historis menunjukkan adanya pola osilasi maka dapat dilakukan dengan penggunaan model yang lebih kompleks, jika model LSTM masih tidak mampu menangkap pola osilasi dengan baik, maka bisa mencoba model yang lebih kompleks seperti Gated Recurrent Units (GRU) atau kombinasi LSTM dengan arsitektur lain.

V. REFERENSI

- [1] M. T. F. and M. A. R. D. Benhard, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Backpropagation dengan Optimasi Ant Colony Optimization," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, pp. 5086–5095, 2019.
- [2] M. A. Maliki, I. Cholissodin, and N. Yulistira, "Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Bitcoin terhadap Mata Uang Rupiah menggunakan Algoritma LSTM," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 7, pp. 3259–3268, 2022.
- [3] P. M. S. Tarigan and J. T. Hardinata, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap)," *J. UMI*, pp. 51–61, 2022.
- [4] R. M. S. Adi and S. Sudianto, "Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 1137–1145, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2229.
- [5] R. E. Wahyuni, "Optimasi Prediksi Inflasi Dengan Neural Network Pada Tahap Windowing Adakah Pengaruh Perbedaan Window Size," *Technol. J. Ilm.*, vol. 12, no. 3, p. 176, 2021, doi: 10.31602/tji.v12i3.5181.
- [6] M. Wildan Putra Aldi and A. Aditsania, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin," *e-Proceeding Eng.*, vol. Vol. 5, no. 2, pp. 3548–3555, 2018.
- [7] M. Abdul Dwiyanto Suyudi, E. C. Djamil, A. Maspupah Jurusan Informatika, and F. Sains dan Informatika Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, pp. 1907–5022, 2019.

- [8] C. I. Garcia, F. Grasso, A. Luchetta, M. C. Piccirilli, L. Paolucci, and G. Talluri, "A comparison of power quality disturbance detection and classification methods using CNN, LSTM and CNN-LSTM," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 19, pp. 1–22, 2020, doi: 10.3390/app10196755.
- [9] Y. yuli Astari, A. Afiyati, and S. W. Rozaqi, "Analisis Sentimen Multi-Class Pada Sosial Media Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2021, [Online]. Available: <http://inacl.id/journal/index.php/jlk/article/view/43>
- [10] F. Paraijun, R. N. Aziza, and D. Kuswardani, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasi Kesegaran Buah Berdasarkan Citra Buah," *Kilat*, vol. 11, no. 1, pp. 1–9, 2022, doi: 10.33322/kilat.v10i2.1458.
- [11] A. Sari and D. U. Putri, "Penerapan Regresi Linear Berganda Untuk Memprediksi Diabetes Secara Dini," *J. Tek.*, vol. 3, no. 1, p. 32, 2023, doi: 10.54314/teknisi.v3i1.1255.
- [12] Shenoy, "LSTM Back-Propagation — the Math Behind the Scenes," *Medium*, 2020. <https://kartik2112.medium.com/lstm-back-propagation-behind-the-scenes-andrew-ng-style-notations-7207b8606cb2>
- [13] Sahishanu, "LSTM Back-Propagation — the Math Behind the Scenes," *geeksforgeeks*, 2021. <https://www.geeksforgeeks.org/lstm-derivation-of-back-propagation-through-time/#article-meta-div>
- [14] C. T. Emanuella, A. Lawi, and Hendra, "Deployment Model Prediksi Harga Saham Apple Inc Pada Beberapa Bursa Efek Menggunakan Metode Multivariate Gated Recurrent Unit," *Pros. Semin. Nas. Tek. Elektro dan Inform.*, pp. 298–303, 2022.