

Model Indeks Tunggal Pada Optimalisasi Portofolio Saham dan *Long Short Term Memory* dalam Peramalan Harga Saham Optimal

Kurnia'Aeni¹⁾, Embay Rohaeti²⁾, Maya Widyastiti³⁾

¹⁾Universitas Pakuan, Bogor, Indonesia

^{*)}email: embay.rohaeti@unpak.ac.id

Abstrak

Dalam berinvestasi, berbagai pilihan saham dihadapkan oleh investor. Strategi yang diperlukan oleh investor dapat meminimalkan risiko dan memaksimalkan potensi keuntungan. Salah satu yang diperlukan dengan pendekatan Model Indeks Tunggal untuk dapat mengoptimalkan saham dalam portofolio, sehingga dapat memberikan keputusan saham yang optimal. Pada saham yang telah optimal dapat dilanjutkan untuk diramalkan harga saham terpilih. Harga saham memiliki pergerakan ketidakpastian, sehingga diperlukan pendekatan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Pendekatan LSTM untuk menangani kompleksitas harga saham. Pendekatan LSTM ini dapat memberikan hasil peramalan harga saham yang akurat pada periode mendatang. Tujuan penelitian untuk mengoptimalkan portofolio saham serta meramalkan harga saham optimal terpilih untuk periode mendatang. Data penelitian menggunakan data saham *Blue Chip*. Pada tahapan pertama dilakukan dengan Model Indeks Tunggal dan tahapan kedua meramalkan harga saham yang telah optimal terpilih dengan LSTM. Hasil tahapan pertama diperoleh 13 saham yang termasuk ke dalam portofolio optimal. Pada hasil tahapan kedua diperoleh peramalan kinerja harga saham dengan performa terbaik. Akurasi peramalan kinerja harga saham diperoleh dengan MAPE sebesar 4,23%. Hasilnya dapat dikatakan peramalan dari kinerja harga saham memiliki akurasi sangat baik.

Kata kunci: Portofolio Saham, Model Indeks Tunggal, , *Long Short-Term Memory* (LSTM)

MSC2020: 62P05, 91B28

Abstract

In investing, investors are faced with a wide selection of stocks. The strategy required by investors can minimize risk and maximize potential profits. One that is needed with the Single Index Model approach to be able to optimize stocks in the portfolio, so as to provide optimal stock decisions. On stocks that have been optimized can be continued to forecast the price of selected stocks. Stock prices have uncertainty movements, so a Long Short-Term Memory (LSTM) approach is needed. LSTM approach to handle the complexity of stock prices. This LSTM approach can provide accurate stock price forecasting results in the coming period. The research objective is to optimize the stock portfolio and forecast the selected optimal stock price for the upcoming period. The research data uses Blue Chip stock data. The first stage is carried out with the Single Index Model and the second stage forecasts the selected optimal stock prices with LSTM. The results of the first stage obtained 13 stocks included in the optimal portfolio. In the second stage results obtained forecasting stock price performance with the best performance. The accuracy of stock price performance forecasting is obtained with a MAPE of 4.23%. The result can be said that forecasting of stock price performance has very good accuracy.

Keywords: stock portfolio, single index Model, Long Short-Term Memory (LSTM)

^{*)} Corresponding Author

Diterima: 15-10-2024, Disetujui: 23-02-2026, Diterbitkan: 23-02-2026

MSC2020: 62P05, 91B28

Format sitasi: K. Aeni, E. Rohaeti, dan M. Widyastiti, "Model Indeks Tunggal Dalam Optimalisasi Portofolio Saham dan *Long Short Term Memory* dalam Peramalan Harga Saham Optimal", KUBIK J. Publ. Ilm. Mat., Vol. 10, No. 1, pp. 43-55, 2025.

Pendahuluan

Pertumbuhan ekonomi memegang peranan penting dalam indikator keberhasilan suatu negara, salah satunya pasar modal sebagai tempat berinvestasi [1]. Investasi saham memiliki risiko yang dapat menyebabkan kerugian yang akan dialami oleh investor [2]. Optimalisasi portofolio pada saham didasarkan dari keinginan investor untuk berinvestasi pada saham berisiko [3]. Adapun investor dapat mengalami ketidaktepatan dalam pengalokasian serta keputusan memilih saham [4]. Strategi yang dapat digunakan dalam memilih saham optimal dapat dilakukan diversifikasi. Diversifikasi dilakukan untuk meminimalkan risiko yang ditanggung investor dan memaksimalkan tingkat keuntungan tertentu [5]. Selain itu, strategi lainnya dilakukan dengan pendekatan fundamental. Pendekatan ini, dapat digunakan dengan Model Indeks Tunggal untuk memperoleh portofolio saham optimal. Pendekatan selanjutnya dilakukan pendekatan teknikal. Pada pendekatan ini dilakukan peramalan harga saham optimal terpilih dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM).

Pada penelitian ini optimalisasi pada portofolio saham dilakukan untuk investor dapat mengambil keputusan portofolio saham optimal. Hubungan erat antar risiko dengan *return* dalam portofolio saham. Pada keputusan berdasarkan saham optimal terpilih dilakukan peramalan harga saham dengan menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode LSTM dapat dikatakan *Machine Learning* untuk mengolah data besar serta menjadi alat dalam meramalkan kinerja harga saham mendatang [6].

Beberapa penelitian terdahulu yang mendasari penelitian mengenai Model Indeks Tunggal, menurut [7] menunjukkan Model Indeks Tunggal untuk membentuk portofolio saham optimal pada masa *new normal* dengan hasil memberikan keuntungan bagi para investor. [8] menunjukkan portofolio saham optimal sebagai strategi meminimalisir risiko saham, dengan Model Indeks Tunggal dapat menjadi pertimbangan investor dalam pengambilan keputusan berinvestasi. Penelitian terdahulu yang mendasari mengenai *Long Short-Term Memory* (LSTM) [9] menunjukkan peramalan kinerja harga saham yang menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM).

Berdasarkan uraian di atas, dalam penelitian sebelumnya hanya berfokus penentuan portofolio saham optimal dengan Model Indeks Tunggal. Kinerja harga saham optimal terpilih belum dianalisis peramalannya. Adapun hal tersebut, penelitian ini dilanjutkan dengan peramalan menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk kasus harga saham optimal pada periode mendatang.

Metode

Model Indeks Tunggal

Model Indeks Tunggal merupakan sebuah metode dalam mengukur nilai *return* dan risiko portofolio. Pada metode ini, investor dapat memaksimalkan *return* dengan harapan risiko terkecil dari investasi [10]. *Return* saham merupakan tingkat pengembalian atas investasi yang diperoleh investor, dengan persamaan (1) [8].

$$R_{it} = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (1)$$

Keterangan :

R_{it} = Return dari saham i pada periode ke- t

P_t = Harga saham i pada periode ke- t

P_{t-1} = Harga saham i periode ke- $t-1$

Expected return saham merupakan imbal hasil yang diharapkan oleh investor dari investasi yang dilakukannya, dengan persamaan (2) [8].

$$E(R_i) = \frac{\sum_{t=1}^n R_{it}}{n} \quad (2)$$

Return pasar (market return) merupakan tingkat pengembalian investasi dari seluruh saham yang ada di bursa efek Indonesia (BEI), dengan persamaan (3) [11].

$$R_{mt} = \frac{IHS G_t - IHS G_{t-1}}{IHS G_{t-1}} \quad (3)$$

Expected return pasar (expected market return) merupakan *return* yang diharapkan oleh investor yang dihasilkan oleh pasar untuk kedepannya, dengan persamaan 4 [8].

$$E(R_m) = \frac{\sum_{t=1}^n R_{mt}}{n} \quad (4)$$

Variance return merupakan pengukur risiko yang mengukur selisih antara *expected return* dengan *return*, dihitung dengan persamaan 5 dan 6 [11].

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{it} - E(R_i))^2}{n} \quad (5)$$

$$\sigma_m^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{mt} - E(R_m))^2}{n} \quad (6)$$

Keterangan :

σ_i^2 = Variance saham i

σ_m^2 = Variance pasar

Covariance antar *return* saham dan *return* pasar menunjukkan *return* dari saham dan pasar memiliki kecenderungan bergerak bersama, dengan persamaan 7 [14].

$$\sigma_{i,m} = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{it} - E(R_i)) (R_{mt} - E(R_m))}{n} \quad (7)$$

Keterangan :

$\sigma_{i,m}$ = Covariance antar *return* saham i dan *return* pasar

$E(R_i)$ = Expected return saham

Alpha merupakan variabel yang tidak dipengaruhi *return* pasar. *Beta* merupakan pengukur risiko dari suatu saham atau portofolio terhadap risiko pasar, dengan persamaan 8 dan 9 [12].

$$\beta_i = \frac{\sigma_{i,m}}{\sigma_m^2} \quad (8)$$

$$\alpha_i = E(R_i) - (\beta_i \cdot E(R_m)) \quad (9)$$

Variance error merupakan variabel yang menunjukkan besar risiko saat tidak sistematis (*unsystematic risk*) yang terjadi dalam perusahaan, dengan persamaan 10 [13].

$$\sigma_{ei}^2 = \beta_i^2 \cdot \sigma_m^2 + \sigma_i^2 \quad (10)$$

Excess return to beta (ERB) menunjukkan antara dua faktor penentu investasi yaitu *return* dan risiko. Nilai ERB dijadikan dasar untuk menentukan suatu saham dapat dimasukkan ke dalam portofolio optimal, dengan persamaan 11 [11].

$$ERB = \frac{E(R_i) - R_{br}}{\beta_i} \quad (11)$$

Perhitungan A_i dan B_i untuk menghitung *cut-off point* (C^*) dari setiap saham kandidat ke- i , dengan persamaan (12), (13), dan (14) [12].

$$A_i = \frac{[E(R_i) - R_{br}] \cdot \beta_i}{\sigma_{ei}^2} \quad (12)$$

$$B_i = \frac{\beta_i^2}{\sigma_{ei}^2} \quad (13)$$

$$C_i = \frac{\sigma_m^2 \cdot A_i}{1 + \sigma_m^2 \cdot B_i} \quad (14)$$

Perhitungan *persentase* proporsi masing-masing saham terpilih, dengan persamaan (15) dan (16) [14].

$$Z_i = \frac{\beta_i}{\sigma_{ei}^2} (ERB - C^*) \quad (15)$$

$$W_i = \frac{Z_i}{\sum Z_i} \quad (16)$$

Long Short-Term Memory (LSTM)

Menurut [14] *Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan pengembangan dari jenis jaringan *recurrent neural network* (RNN). LSTM memiliki kemampuan untuk menyimpan pola data deret waktu dan menangani informasi dalam jangka panjang, sehingga mampu memberikan peramalan yang stabil serta efektif. Menurut [15] struktur LSTM, langkah pertama dengan *forget gate* (f_t) digunakan untuk menentukan informasi yang harus dihapus dari *cell state* menggunakan fungsi *sigmoid*. Formulasi *forget gate* disajikan dengan persamaan (17).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (17)$$

Keterangan:

f_t = *Forget gate*

σ = Fungsi sigmoid

W_f = Nilai *Wight*

h_{t-1} = Nilai *output* sebelum orde ke- t

x_t = Nilai *input* pada order ke- t

b_f = Nilai bias pada *forget gate*

Langkah kedua dilakukan *input gate* i_t untuk memutuskan informasi baru yang akan disimpan di *cell state*. Formulasi *input gate* disajikan dengan persamaan (18).

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (18)$$

Langkah berikutnya *cell gate* yang membentuk kandidat dengan nilai baru dengan persamaan (19).

$$\bar{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (19)$$

Keterangan:

$\bar{C}_t$ = Nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*

W_f = Nilai *Wight* untuk *cell state*

b_f = Nilai bias pada *cell state*

Langkah berikutnya, memperbaharui nilai *cell state* lama C_{t-1} menjadi *cell state* baru C_t . Formulasi *cell state* baru disajikan dengan persamaan (20).

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \bar{C}_t \quad (20)$$

Langkah ketiga dilakukan *output gate* (o_t) bertujuan untuk mengontrol banyaknya nilai yang berada di dalam *memory cell*. Persamaan *output gate* dapat diformulasikan dengan persamaan (21).

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (21)$$

Langkah berikutnya setelah diperoleh nilai *output gate*, kemudian digunakan sebagai nilai keluaran *hidden state*. Persamaan *Hidden state* dapat diformulasikan dengan persamaan (22).

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (22)$$

Evaluasi Hasil Peramalan

Tahapan evaluasi ditentukan parameter terbaik yang dapat memberikan estimasi akurat. Evaluasi dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan perhitungan persentase *error* antara nilai dari data aktual dengan nilai hasil peramalannya. Persamaan evaluasi MAPE dengan persamaan (23) [9].

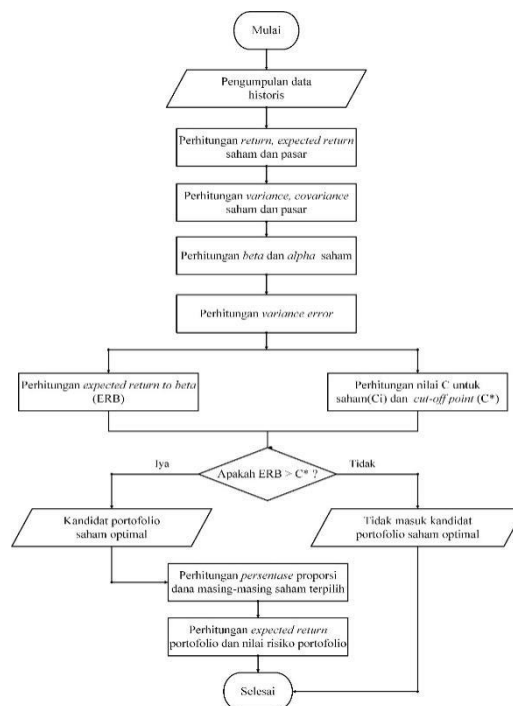
$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (23)$$

Interpretasi nilai evaluasi MAPE dapat dibagi kedalam empat kriteria [16]. Kategori *range* nilai MAPE disajikan pada Tabel 1.

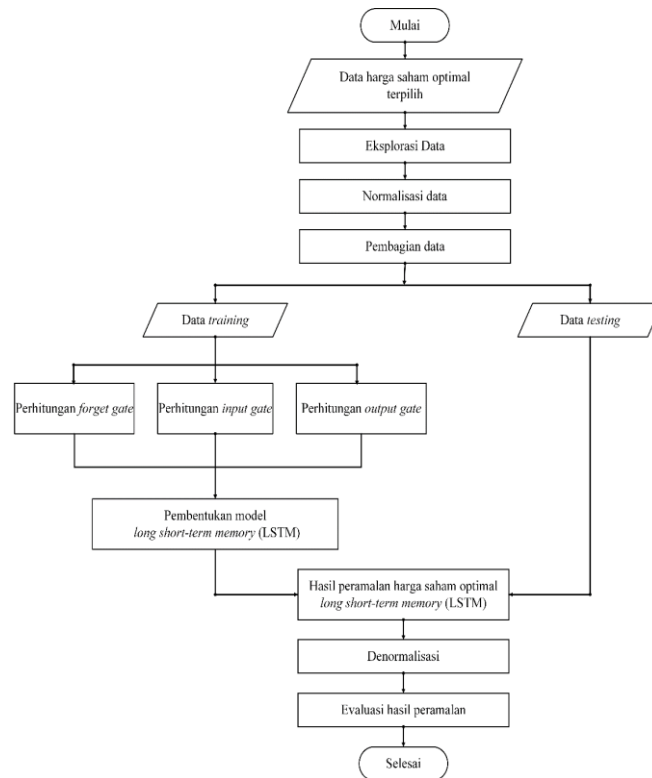
Tabel 1. Parameter yang dipilih untuk menjalankan simulasi numerik

Range MAPE	Kategori
< 10%	Kemampuan model peramalan yang sangat akurat
10% - 20%	Kemampuan model peramalan yang akurat
20% - 50%	Kemampuan model peramalan yang cukup akurat
>50%	Kemampuan model peramalan yang tidak akurat

Data penelitian ini digunakan dalam dua tahapan, tahapan pertama digunakan Model Indeks Tunggal pada saham *Blue Chip* dengan 41 jenis harga saham. Tahapan kedua digunakan peramalan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan 752 data. Prosedur penelitian ini akan membantu peneliti dan pembaca memahami penelitian dengan menunjukkan langkah-langkah sebagai berikut yang dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1. Flowchart Model Indeks Tunggal

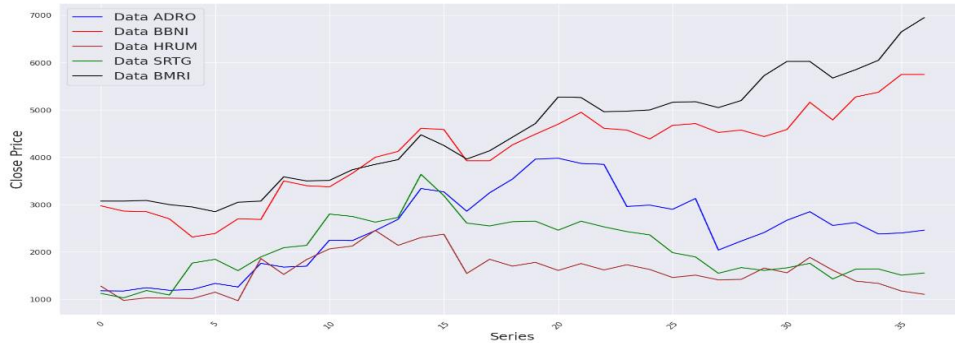


Gambar 2. Flowchart Long Short-Term Memory (LSTM)

1. Data yang digunakan pada tahapan pertama, sehingga dihasilkan data harga saham optimal.
2. Pada tahapan kedua digunakan berupa data harian harga saham optimal terpilih.
3. Pada tahapan ini dilakukan untuk analisis data harga saham harian sebagai data peramalan dalam bentuk plot.
4. Pada tahap selanjutnya dilakukan normalisasi data untuk mengubah data aktual menjadi bentuk data *input*.
5. Tahapan berikutnya dilakukan pembagian data dengan dibagi kedalam proporsi 70% data *training* 30% data *testing*. LSTM digunakan data *training* untuk mendapatkan hasil terbaik.
6. Pada tahap selanjutnya dihasilkan peramalan data kinerja harian harga saham optimal terpilih.
7. Pada tahap denormalisasi dilakukan untuk membandingkan antara data hasil peramalan dengan data aktual.
8. Tahapan selanjutnya, proses evaluasi kinerja peramalan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Hasil dan Diskusi

Data dalam penelitian ini berupa saham *Blue Chip*. Data historis yang digunakan untuk Model Indeks Tunggal berupa harga penutupan saham bulanan sebanyak 41 saham. Periode harga saham bulanan yang digunakan pada 01 Februari 2021 sampai dengan 01 Februari 2024, sehingga dapat disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Harga Saham Penutupan *Blue Chip*

Berdasarkan Gambar 3 menunjukkan harga saham penutupan *Blue Chip* memiliki data yang berfluktuasi, sehingga mengalami kenaikan dan penurunan harga saham.

1. Model Indeks Tunggal

Perhitungan *return* saham dengan menggunakan 41 jenis saham yang sebanyak 37 data bulanan. Hasil dari *return* dan *expected return* dari masing-masing saham disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Return dan Expected Return Saham*

No	Kode Saham	R_i	$E(R_i)$	No	Kode Saham	R_i	$E(R_i)$
1	ACES	-0,4210	-0,0117	22	INDY	0,2290	0,0064
2	ADRO	1,0539	0,0293	23	INKP	-0,3284	-0,0091
3	AKRA	1,0289	0,0286	24	INTP	-0,2265	-0,0063
4	AMRT	1,1764	0,0327	25	ITMG	1,0714	0,0298
5	ANTM	-0,4965	-0,0138	26	KLBF	0,0645	0,0018
6	ARTO	-0,2291	-0,0064	27	MAPI	1,0961	0,0304
7	ASII	0,0681	0,0019	28	MDKA	0,1513	0,0042
8	BBCA	0,4049	0,0112	29	MEDC	0,9796	0,0272
9	BBNI	0,7771	0,0216	30	PGAS	-0,0730	-0,0020
10	BBRI	0,2777	0,0077	31	PTBA	0,1562	0,0043
11	BBTN	-0,3961	-0,0110	32	SCMA	-0,7416	-0,0206
12	BMRI	0,8757	0,0243	33	SIDO	-0,3443	-0,0096
13	BRIS	-0,0017	-0,00005	34	SMGR	-0,3606	-0,0100
14	BRPT	0,1978	0,0055	35	SRTG	0,7046	0,0196
15	CPIN	-0,1987	-0,0055	36	TBIG	-0,0184	-0,0005
16	EMTK	-1,0159	-0,0282	37	TLKM	0,1787	0,0050
17	EXCL	0,2041	0,0057	38	TOWR	-0,2690	-0,0075
18	GGRM	-0,4098	-0,0114	39	TPIA	1,1269	0,0313
19	HRUM	0,4371	0,0121	40	UNTR	0,2010	0,0056
20	ICBP	0,3606	0,0100	41	UNVR	-0,6612	-0,0184
21	INDF	0,0794	0,0022				

Berdasarkan Tabel 2 jumlah *return* dan *expected return* saham di atas yang memiliki *expected return* saham bernilai positif terdapat 24 saham. Saham yang memiliki *expected return* saham bernilai positif dapat memberikan keuntungan bagi investor.

Pada tahapan selanjutnya, dilakukan perhitungan *variance* saham untuk tingkat risiko dari saham dalam portofolio. Adapun perhitungan *variance* saham disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Variance* Saham

No	Kode Saham	<i>Variance</i> Saham (σ_i^2)	No	Kode Saham	<i>Variance</i> Saham (σ_i^2)
1	ADRO	0,0173	13	INDF	0,0017
2	AKRA	0,0081	14	INDY	0,0195
3	AMRT	0,0134	15	ITMG	0,0154
4	ASII	0,0047	16	KLBF	0,0025
5	BBCA	0,0019	17	MAPI	0,0109
6	BBNI	0,0065	18	MDKA	0,0167
7	BBRI	0,0034	19	MEDC	0,0291
8	BMRI	0,0029	20	PTBA	0,0109
9	BRPT	0,0144	21	SRTG	0,0244
10	EMTK	0,0241	22	TLKM	0,0026
11	HRUM	0,0397	23	TPIA	0,0253
12	ICBP	0,0041	24	UNTR	0,0105

Berdasarkan Tabel 3 hasil *variance* saham tertinggi terdapat pada saham HRUM sebesar 0,0397 atau sebesar 3,97%. Hasil tersebut menunjukkan risiko saham, sehingga investor disarankan memilih saham dengan *variance* saham terendah.

Pada tahapan selanjutnya, dilakukan perhitungan *persentase* proporsi saham digunakan untuk memperlihatkan *persentase* proporsi saham optimal. Hasil *persentase* proporsi saham digunakan sebagai penentuan layak ataupun tidak sebuah saham. Perhitungan hasil *persentase* proporsi saham optimal terpilih disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Proporsi* Saham Optimal Terpilih

Kode Saham	Z_i	W_i	Proporsi (%)
ADRO	0,9052	0,0861	8,61
AKRA	2,5550	0,2431	24,31
AMRT	1,8374	0,1748	17,48
BBCA	1,5108	0,1438	14,38
BBNI	1,3506	0,1285	12,85
BBRI	0,0719	0,0068	0,68
BMRI	4,1106	0,3911	39,11
HRUM	0,0493	0,0047	0,47
ITMG	1,1038	0,1050	10,50
MAPI	2,2681	0,2158	21,58
MEDC	0,5884	0,0560	5,60
SRTG	0,2731	0,0260	2,60
TPIA	0,9506	0,0905	9,05

Berdasarkan Tabel 4 menunjukkan *persentase* proporsi saham optimal tertinggi berada pada saham Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) sebesar 39,11%. Saham BMRI dijadikan salah satu saham yang layak. Saham BMRI ini memiliki pergerakan harga saham yang cenderung mengalami peningkatan.

2. Long Short Term Memory (LSTM)

Data harga saham penutupan harian dari saham Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) pada periode 01 Februari 2021 sampai 29 Februari 2024 sebanyak 752 data. Adapun data harga penutupan saham BMRI disajikan dalam bentuk plot pada Gambar 4.



Gambar 4. Harga Penutupan Saham BMRI

Berdasarkan Data yang digunakan dalam penelitian ini terbagi menjadi dua bagian yaitu 70% data *training* dan 30% data *testing*. Proses pelatihan model LSTM yang *fitting* pada model data *training*. *Fitting* model berdasarkan data *training* data dapat disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. *Fitting Model Berdasarkan Data Training*

Data Training	Epochs	Timesteps	Batch Size	Nilai Loss
70%	100	60	32	0,0208
70%	100	60	64	0,0225
70%	100	60	128	0,0272

Berdasarkan Tabel 5 hasil yang diperoleh bahwa *epoch* sebanyak 100. Artinya model dari data tersebut memiliki kesempatan lebih banyak untuk mempelajari pola data, sehingga dapat menurunkan nilai *loss* dan meningkatkan akurasi peramalan. Adapun dengan *optimizer* Adam, sehingga nilai *loss* diperoleh 0,0208. Hasil tersebut dapat dikatakan terbaik karena dihasilkan nilai *loss* terkecil dan menunjukkan model dengan tingkat akurasi tinggi serta stabil dalam peramalan harga saham menggunakan LSTM. Plot data peramalan disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Data Aktual, *Predictions*, dan *Future Predictions* Harga Saham BMRI

Pada Gambar 5 menunjukkan plot data aktual, *predictions*, dan *future predictions* harga saham BMRI. Plot tersebut menginterpretasikan grafik hijau menunjukkan harga saham aktual yang berfluktuasi. Pada grafik merah menunjukkan hasil prediksi model yang mengikuti pola tren terhadap data pengujian. Grafik biru menunjukkan *future predictions* yang tampak perbedaan pola dari grafik merah dan hijau. Perbedaan pola terjadi dikarenakan dalam metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) hanya berdasarkan pola data historis untuk menghasilkan peramalan tanpa pembaruan data aktual, sehingga terjadi *error propagation* dan potensi pergeseran tren. Hal tersebut, pola yang dihasilkan menggambarkan kecenderungan arah harga saham, sehingga dengan model LSTM dapat mempresentasikan arah tren harga saham secara akurat.

Hasil penelitian ini dibuktikan bahwa metode LSTM efektif digunakan dalam peramalan harga saham yang menunjukkan pola yang kompleks dan menghasilkan tingkat akurasi tinggi. Berdasarkan hasil *Predictions* (data testing) evaluasi hasil peramalan digunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada saham BMRI diperoleh sebesar 4,23%. Adapun hasil peramalan diperoleh peramalan kinerja harga saham dengan performa terbaik.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil optimalisasi portofolio saham dengan Model Indeks Tunggal menunjukkan bahwa saham optimal dari 41 saham Blue Chip terdapat 13 saham optimal. Berdasarkan 13 saham optimal tersebut, diperoleh saham yang paling optimal yaitu saham Bank Mandiri (Persero) Tbk atau BMRI. Adapun saham BMRI diperoleh persentase proporsi saham tertinggi yaitu sebesar 39,11%. Hasil dari tahapan peramalan harga saham optimal terpilih dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM), sehingga diperoleh harga saham untuk satu hari kedepan yaitu 01 Maret 2024 diperoleh Rp 6893,574. Pada hasil evaluasi peramalan berdasarkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), sebesar 4,23%.

Referensi

- [1] G. Suherman and M. I. Noer Firdaus, "Indikator Ekonomi Regional Dan Perilaku Investor Di Jawa Barat," *J. Ris. Ilmu Ekon.*, vol. 1, no. 2, pp. 63–70, 2021, doi: 10.23969/jrie.v1i2.12.
- [2] N. Fadilah, B. Subartini, and F. Sukono, "Optimisasi Portofolio Expected Shortfall pada Saham Sektor Energi dan Pertambangan".
- [3] S. Syaripuddin, F. D. T. Amijaya, W. Wasono, S. Tulzahrah, and R. Suciati, "Application of Quadratic Programming on Portfolio Optimization Using Wolfe's Method and Particle Swarm Optimization Algorithm," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 18, no. 2, pp. 1067–1080, 2024, doi: 10.30598/barekengvol18iss2pp1067-1080.
- [4] E. Melinia, . S., and M. W. Widodo, "Optimal Portfolio Formation Using the Single Index Model on the LQ45 Index on the Indonesia Stock Exchange," *Int. J. Res. Rev.*, vol. 10, no. 7, pp. 428–439, 2023, doi: 10.52403/ijrr.20230753.
- [5] M. Huda *et al.*, "Analisis Pembentukan Portofolio Optimal Saham-Saham JII30 Dengan Model Indeks Tunggal Periode New-Normal," *J. Deriv. J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 9, no. 1 pp. 32–46, 2022, doi: 10.31316/j.derivat.v9i1.2758.
- [6] M. Mushliha, "Implementasi CNN-BiLSTM untuk Prediksi Harga Saham Bank Syariah di Indonesia," *Jambura J. Math.*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, 2024, doi: 10.37905/jjom.v6i2.26509.
- [7] S. Abdullah *et al.*, "Implementasi Model Indeks Tunggal dalam Pembentukan Portofolio Optimal pada Saham Syariah MES BUMN 17 Periode New Normal," *J. Math. Educ. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 157–163, 2022, doi: 10.32665/james.v5i2.563.
- [8] V. I. Wahyuningsih, C. E. J. C. Montolalu, T. Manurung, and K. Kunci, "Model Indeks Tunggal dalam Pembentukan Portofolio Optimal Sebelum dan Saat Pandemi Covid-19 Terhadap Saham LQ-45," *J. Mat. dan Apl.*, vol. 10, no. 1, pp. 24–30, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>

- [9] F. Gumelar *et al.*, "Peramalan Harga Saham Bank BUMN Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Semin. Nas. Stat. Aktuaria I*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2022, [Online]. Available: <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>
- [10] V. R. A. Priyantono, D. A. I. Maruddani, and I. T. Utami, "ANALISIS PORTOFOLIO OPTIMAL MENGGUNAKAN MODEL INDEKS TUNGGAL DAN PENGUKURAN VALUE AT RISK DENGAN SIMULASI MONTE CARLO (Studi Kasus: Exchange Traded Fund di Bursa Efek Indonesia Periode Januari 2021 – Juni 2022)," *J. Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 158–165, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.158-165.
- [11] R. Absari Indah Pratiwi, "Analisis Pembentukan Portofolio Optimal Menggunakan Model Indeks Tunggal pada Indeks ESG Quality 45 IDX KEHATI," *Bahtera Inov.*, vol. 7, no. 1, pp. 83–94, 2023, doi: 10.31629/bi.v7i1.6430.
- [12] M. Farhan Mingka, R. S. Lubis, F. Sains, and D. Teknologi, "ANALISIS PORTOFOLIO SAHAM OPTIMAL DENGAN METODE MARKOWITZ DAN MODEL INDEKS TUNGGAL PADA SAHAM PERBANKAN BURSA EFEK INDONESIA," vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.46306/lb.v4i2.
- [13] P. Larasati and T. Yuniati, "Analisis Portofolio Optimal Model Indeks Tunggal Pada Perusahaan Perkebunan," *J. Ilmu dan Ris. Manaj.*, vol. 5, no. 3, pp. 1–16, 2016.
- [14] I. M. Nur, R. Nugrahanto, and F. Fauzi, "CRYPTOCURRENCY PRICE PREDICTION: A HYBRID LONG SHORT-TERM MEMORY MODEL WITH GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 3, pp. 1575–1584, Sep. 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss3pp1575-1584.
- [15] A. Khumaidi and I. A. Nirmala, *Algoritma Long Short Term Memory dengan Hyperparameter Tuning: Prediksi Penjualan Produk*. 2022.
- [16] A. Yoani, S. Sediono, M. F. F. Mardianto, and E. Pusporani, "Prediksi Jumlah Kejadian Banjir Bulanan di Indonesia Berdasarkan Analisis Long Short Term Memory," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 4, pp. 1663–1672, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i4.3346.