

PERAMALAN HARGA SAHAM PENUTUPAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)

¹Eka Patriya, ²Andriansyah Latif, ³Handayani*

^{1,2,3}Universitas Gunadarma

^{1,2,3}Fakultas Ekonomi Universitas Gunadarma

¹ekapatriya@staff.gunadarma.ac.id, ²andriansyah@staff.gunadarma.ac.id,

*Corresponding author: handayani@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Investasi merupakan suatu kegiatan yang dilakukan untuk uang kepada suatu produk investasi untuk mendapatkan keuntungan (benefit) dengan harapan secara imbal balik mendapat keuntungan yang lebih besar di masa depan. Saham sebagai bentuk kegiatan investasi yang dapat menjadi alternatif sumber dana bagi para investor baik perusahaan atau pun individual. Seorang investor saham dituntut untuk bisa melakukan analisis dari indikator yang dapat mempengaruhi pergerakan saham. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan salah satu indikator yang perlu diperhatikan dalam berinvestasi. IHSG merupakan refleksi dari kinerja keseluruhan saham perusahaan dan aktifitas kinerja ini dicatat di Bursa Efek Indonesia (BEI). BEI akan mencatat saham yang mengalami kenaikan dan penurunan. Penelitian ini melakukan peramalan saham berdasarkan harga penutupan saham IHSG menggunakan Long Short Term Memory (LSTM). Evaluasi kinerja model LSTM dalam melakukan peramalan menggunakan Root Mean Square Error (RMSE). Model LSTM yang dibentuk dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga penutupan saham, sehingga dapat menjadi pertimbangan para investor untuk melakukan investasi saham. Investasi saham dapat dilakukan salah satunya dengan melihat nilai pergerakan IHSG yang mencerminkan nilai kinerja saham di pasar keuangan.

Kata Kunci: LSTM, penutupan, pergerakan, RMSE, saham

Abstract

Investment is an activity carried out for money in an investment product to get a profit (benefit) with the hope that in return you will get bigger profits in the future. Stocks as a form of investment activity can be an alternative source of funds for investors, both companies and individuals. A stock investor is required to be able to carry out an analysis of indicators that can affect stock movements. The Composite Stock Price Index (IHSG) is an indicator that needs to be considered when investing. JCI is a reflection of the overall performance of the company's shares and this performance activity is recorded on the Indonesia Stock Exchange (IDX). The IDX will record stocks that experience increases and decreases. This study performs stock forecasting based on the closing price of JCI shares using Long Short Term Memory (LSTM). Evaluation of the performance of the LSTM model in forecasting using Root Mean Square Error (RMSE). The LSTM model formed can be used to forecast the closing price of shares, so that it can be considered by investors when investing in shares. Stock investment can be done one way by looking at the value of the JCI movement which reflects the value of stock performance in the financial market.

Keywords: LSTM, closing, movement, RMSE, stock

PENDAHULUAN

Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dapat dijadikan sebagai salah satu indikator yang menjadi perhatian para investor dalam berinvestasi saham (Kulo, Sari, Bantahari, & Maramis, 2022). Pengukuran kinerja dari seluruh saham perusahaan yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) merupakan fungsi dari IHSG (Darmawan & Yasa, 2022). Refleksi dari kenaikan dan penurunan kinerja pasar keuangan salah satunya dapat dilihat dari pergerakan IHSG (Koputra & Mahadwartha, 2021). Stabilitas kondisi perekonomian negara ditunjukkan salah satunya dengan tren kenaikan IHSG yang mempengaruhi fluktuasi harga saham (Sahabuddin & Hadianto, 2022). Analisis terhadap IHSG merupakan hal yang penting yang harus dilakukan para investor untuk menemukan satu tren atau pola berulang dalam memprediksi kemungkinan yang terjadi di pasar keuangan sehingga hasilnya dapat digunakan investor dalam menyusun strategi transaksi jual dan beli saham pada waktu yang tepat (Gaies, Nakhli, Ayadi, & Sahut, 2022).

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk melihat pergerakan harga saham secara akurat (Wanniarachchige & De Silva, 2021). LSTM merupakan bentuk dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dapat menyimpan informasi dalam jangka waktu yang cukup lama (Bhandari et al., 2022). Tujuan utama dari penggunaan LSTM dalam kasus peramalan IHSG adalah membuat peramalan yang akurat terhadap suatu variabel dengan mempelajari pola data saham masa lampau. Semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan dalam peramalan IHSG, maka ketepatan peramalan terhadap pergerakan IHSG semakin tinggi (Moghar & Hamiche, 2020).

Penelitian terkait peramalan harga saham sudah dilakukan oleh beberapa peneliti terdahulu. Penelitian (Budiharto, 2021) mengimplementasikan penggunaan model LSTM untuk meramal saham Bank Central Asia (BCA) periode 2018 sampai 2020. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset* harian saham BCA melalui Yahoo Finance periode 2018 - 2020. Dalam proses *training*, data yang digunakan untuk *training* sebesar 80% dan 20% untuk *testing*. Peramalan dilakukan terhadap data saham selama 1 tahun dan 3 tahun. Akurasi terbaik yang dicapai adalah 94.59% dengan data historis selama 1 tahun dan jumlah *epochs* 100. Penelitian (Moghar & Hamiche, 2020) menggunakan LSTM untuk meramal saham Google (GOOGL) dan Nike (NKE) dari Yahoo Finance. *Dataset* yang digunakan adalah saham GOOGL harian periode 19 Agustus 2004 – 19 Desember 2019 dan saham NKE harian periode 4 Januari 2010 – 19 Desember 2019. Dalam proses *training*, data yang digunakan untuk *training* sebesar 80% dan 20% untuk *testing* dan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) untuk optimasi model. Penelitian Lanbouri dan Achchab (2020) menggunakan LSTM untuk melakukan prediksi terhadap saham Amazon periode 11 September 2017 – 16 Februari 2018. *Dataset* berupa S&P *intraday trading data* dari Kaggle. Penelitian Lanbouri dan Achchab, (2020) melakukan dua percobaan terhadap model dengan menggunakan LSTM dan LSTM dengan *Technical Indicators*. Dalam proses *training*, data yang digunakan untuk *training* dari 11/09/2017 9:30 – 17/01/2018 11:50 dan 17/01/2018 11:51 - 16/02/2018 03:59 untuk *validation*. Eksperimen yang dilakukan untuk memprediksi harga saham selama satu, lima, dan sepuluh menit ke depan. Eksperimen pertama menggunakan model LSTM tanpa indikator secara teknik menggunakan lima parameter yang terdiri dari *Open*, *High*, *Low*, *Close prices* dan *Volume* yang terhubung dengan 10 *hidden nodes*. Eksperimen kedua menggunakan model LSTM dengan *technical indicators* dengan 10 *features* yang terdiri dari *Open*, *High*, *Low*, *Close prices*, *Volume*, *EMA12*, *EMA25*, *MACD*, *Bollinger Up*, dan

Bollinger Down. Penelitian (Wang, 2020) menerapkan model LSTM dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO-LSTM), dan *Backpropagation* (BP) untuk melakukan peramalan terhadap saham harian SP 500 dari 2 Januari 2007 – 2 Januari 2017. Dataset *training* dan *testing* menggunakan rasio 8: 2. Penelitian dilakukan untuk membandingkan kemampuan dari model *Backpropagation* (BP), LSTM, dan PSO-LSTM. Pada proses *preprocessing* peneliti menggunakan formula *z-score* untuk normalisasi data menjadi dimensi antara 0 dan 1. Pada model BP data *input* dan *output* yang digunakan adalah *open price*, *close price*, *high price*, *low price*, dan *volume* dan pada model LSTM dan PSO-LSTM menggunakan data *open price*, *high price*, *low price*, dan *volume*. Hasil rata-rata *error* peramalan yang didapatkan setelah *training* dengan data saham selama 100 hari adalah 14.7% pada model BP, 7.3% pada model LSTM, dan 5.9% pada model PSO-LSTM.

Penelitian terdahulu yang mengimplementasikan penggunaan model LSTM menggunakan parameter harga pembukaan di pasar saham sebagai harga pertama saat transaksi dimulai. Harga pembukaan saham pada hari tertentu tidak selalu sama dengan harga penutupan di hari sebelumnya, dimana harga ini dapat mengalami kecenderungan bergerak naik atau turun dari harga penutupan hari sebelumnya. Penelitian ini melakukan peramalan harga IHSG dengan LSTM menggunakan harga penutupan. Harga penutupan saham sangat penting sebagai tolak ukur harga pembukaan saham di keesokan harinya. Dataset IHSG diambil dari Yahoo! Finance pada periode 10 Juli 2008 hingga 1 Maret 2023 sejumlah 3157 *record*. Data yang digunakan untuk dimasukkan ke dalam model sejumlah 3157 *record* yang telah dieliminasi *null record* dan dilakukan *split data* dengan rasio 7:3 menjadi 2210 data latih dengan parameter *time steps* 50 sehingga total data latih menjadi 2160 dan 947 data uji. Tingkat kesalahan dari model prediksi dihitung menggunakan RMSE. Model peramalan dengan LSTM yang dibentuk pada penelitian ini dapat digunakan untuk membantu investor menentukan strategi investasi yang tepat dan menguntungkan. Analisis pergerakan nilai IHSG menjadi begitu penting dalam melihat kondisi dan situasi saham yang sedang terjadi di pasar keuangan. Pada saham yang mengalami kenaikan dapat menjadi minat para investor dalam melakukan transaksi jual dan beli saham yang menguntungkan. Kinerja prestasi emiten salah satunya ditunjukkan dengan keberhasilan melakukan investasi yang mendatangkan keuntungan sesuai dengan kondisi perekonomian yang sedang terjadi. Peningkatan prestasi emiten yang semakin baik akan mendatangkan keuntungan yang besar untuk para investor.

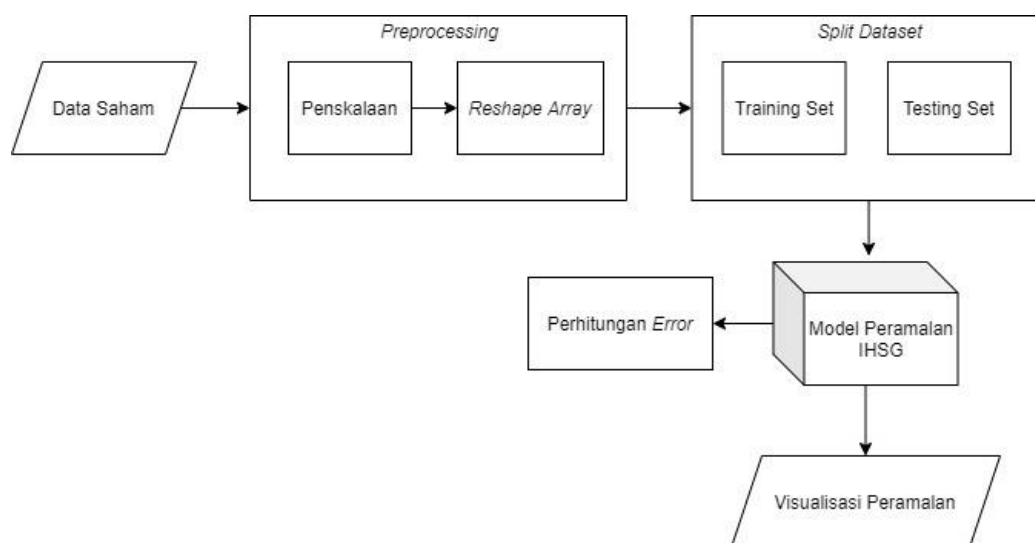
KERANGKA TEORI

Investasi merupakan suatu kegiatan yang dilakukan untuk mengalokasikan uang kepada suatu produk investasi harapan mendapatkan keuntungan lebih besar di masa depan. Salah satu bentuk kegiatan investasi adalah memiliki saham yang dikeluarkan oleh suatu perusahaan (Wildani, 2022). Saham merupakan bukti kepemilikan nilai sebuah perusahaan (Aldhyani & Alzahrani, 2022). Investor berhak memiliki hak dalam mendapatkan dividen yang disesuaikan dengan jumlah kepemilikan saham (Shankar, Sharma, Raj, & Dawaldi, 2022). Saham sebagai salah satu sumber alternatif dana untuk para investor (Luckieta, Amran, & Alamsyah, 2020) baik organisasi, perusahaan atau pun secara individu. Saham yang ditransaksikan mengalami fluktuasi dari satu waktu ke waktu. Seorang investor saham dalam menjual atau membeli harga saham berpeluang untuk meraih keuntungan atau pun sebaliknya. Seorang investor saham dituntut untuk bisa melakukan berbagai analisis dari indikator yang dapat mempengaruhi pergerakan

harga saham (Palupi, 2022). Salah satu cara melakukan prediksi terhadap harga pergerakan saham adalah dengan membentuk model peramalan. Penelitian Budiharto, (2021) menerapkan LSTM untuk memprediksi saham Bank Central Asia menggunakan *dataset* saham BCA harian melalui Yahoo Finance dengan hasil akurasi yang dicapai sebesar 94.59%. Penelitian Moghar dan Hamiche, (2020) menerapkan LSTM untuk memprediksi saham Google dan Nike menggunakan *dataset* Yahoo Finance dengan nilai MSE sebesar 0.000497 untuk Google dan Nike sebesar 0.000874 pada *epoch* ke 100. Penelitian Lanbouri & Achchab, (2020) menggunakan LSTM tanpa indikator teknik untuk memprediksi saham Amazon dengan hasil RMSE dengan TI pada prediksi 10 menit ke depan sebesar 0.0108 dan tanpa TI sebesar 0.0046. Penelitian Qiu, Wang, & Zhou, (2020) menerapkan model PSO-LSTM untuk memprediksi saham SP 50 dengan rata-rata *error* sebesar 5.9%. Teknik peramalan dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masa lampau yang diproyeksikan ke masa mendatang melalui model matematis atau prediksi yang bersifat subyektif (Wibowo, Dang, & Wang, 2022). Analisis pada data *time series* berarti membagi data masa lalu menjadi komponen-komponen, kemudian memproyeksikannya ke masa depan (Stahl, 2012). Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan tren IHSG adalah LSTM yang secara jangka panjang dapat melakukan pembelajaran dependensi (Wen, Lin, & Nie, 2020). Rata-rata pergerakan harga penutupan pada IHSG menggunakan metode peramalan yang menggunakan variabel n sebagai nilai rata-rata dari periode terakhir data saham dalam meramalkan periode berikutnya

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan-tahapan untuk membuat model peramalan harga penutupan IHSG yang dapat dilihat pada Gambar 1. Tahap awal yang dilakukan adalah *preprocessing* terhadap data saham dari *dataset* menggunakan rasio terbaik pada penelitian ini yaitu 7:3 dimana 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*. Data *training* digunakan untuk pelatihan model *Long Short Term Memory* (LSTM) sedangkan data *testing* digunakan untuk keperluan perbandingan, uji coba identifikasi, dan evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Bagian dalam pembuatan Peramalan Harga Saham IHSG

Penelitian ini menggunakan data saham harian Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang didapatkan dari *website* Yahoo Finance. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan *library* *yfinance*. Data yang diperoleh berisi *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj. Close* dan *Volume* yang memiliki periode 10 Juli 2008 hingga 1 Maret 2023 atau sebanyak 3157 *record*. Tabel 1 merupakan sampel data saham IHSG yang digunakan. Seperti dapat dilihat pada kotak berwarna merah tanggal 10 Juli 2008 terdapat data harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*low*), harga penutupan yang telah disesuaikan (*adj. Close*), volume, dan tanggal (*date*) pada satu hari.

Tabel 1. Sampel Data Saham Harian IHSG

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume	date
2008-07-10	2267.925049	2276.230957	2241.922119	2276.230957	2276.230957	21898000	2008-07-10
2008-07-11	2284.959961	2284.959961	2259.270020	2276.853027	2276.853027	16446000	2008-07-11
2008-07-14	2265.153076	2283.209961	2251.332031	2259.540039	2259.540039	16044900	2008-07-14
2008-07-15	2237.524902	2245.025879	2203.900879	2214.852051	2214.852051	15811700	2008-07-15
2008-07-16	2244.197021	2244.197021	2211.168945	2218.125000	2218.125000	20463900	2008-07-16
...
2021-07-02	6020.074219	6043.432129	6014.871094	6023.007812	6023.007812	146766100	2021-07-02
2021-07-05	6024.165039	6036.979004	5985.354004	6005.608887	6005.608887	131732000	2021-07-05
2021-07-06	6015.581055	6054.607910	6013.062012	6047.110840	6047.110840	161021000	2021-07-06
2021-07-07	6062.769043	6066.994141	6022.305176	6044.037109	6044.037109	165513600	2021-07-07
2021-07-08	6052.804199	6060.222168	6028.607910	6039.895996	6039.895996	159513500	2021-07-08

Langkah dilakukan untuk melakukan pengolahan *raw dataset* (data mentah) sebelum dimasukkan ke model peramalan LSTM dengan langkah sebagai berikut: (1) Melakukan perubahan nilai pada *dataset* menjadi nilai yang dimasukkan kedalam model LSTM. Data saham ini diubah nilainya menjadi skala yang sama antara 0 dan 1; (2) Menentukan jumlah sampel data saham yang digunakan dengan parameter harga penutupan pada IHSG. Sampel digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian menggunakan model LSTM. Model LSTM sendiri membutuhkan variabel *time step* yang merupakan banyak unit yang ingin dilihat oleh jaringan LSTM (Qiu et al., 2020). Penelitian ini menggunakan *time step* sejumlah 50 karena pelatihan yang diasumsikan sebagai penggunaan data 50 hari sebelumnya. Pembagian dilakukan dengan rasio terbaik pada penelitian ini yaitu 7:3. Hasil dari pembagian didapatkan 70% (2160 *record*) data *training* yang telah dikurangi oleh *time steps* 50 dan data *testing* 30% (947 *record*). Pada data *training* pembagian data yang dilakukan adalah membagi data yang mempunyai nilai harga penutupan selama 50 hari sebelumnya yang akan digunakan untuk *time steps* peramalan harga penutupan pada hari ke 51; (3) Melakukan perancangan model LSTM untuk melakukan peramalan IHSG dengan parameter Harga Penutupan. Perancangan model LSTM dilakukan untuk mempelajari pola dan melakukan peramalan pada *dataset* yang sudah dilakukan *preprocessing*. Pada penelitian ini digunakan *library* pada pemrograman Python dengan menginisialisasi model *sequential* dalam pembentukan lapisan arsitektur model LSTM menggunakan *hyperparameter* seperti jumlah unit sel (*cell*), dan *return sequences*. Setelah *layer* LSTM didefinisikan, beberapa *dense layer* dan *output layer* akan didefinisikan. *Dense layer* memiliki parameter jumlah unit *cell* yang dipakai. *Layer* terakhir adalah *output layer* atau disebut juga dengan lapisan keluaran yang merupakan lapisan terakhir dari sebuah model. *Output layer* memiliki parameter unit *cell*, dalam kasus penelitian ini model LSTM mencoba untuk melakukan peramalan terhadap 1 fitur harga penutupan.

Gambar 2 merupakan arsitektur model LSTM yang digunakan dalam melakukan peramalan IHSG.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
lstm (LSTM)                  (None, 50, 50)             10400
-----
lstm_1 (LSTM)                (None, 50)                  20200
-----
dense (Dense)                 (None, 25)                  1275
-----
dense_1 (Dense)              (None, 1)                   26
-----
Total params: 31,901
Trainable params: 31,901
Non-trainable params: 0
-----
None

```

Gambar 2. Parameter Arsitektur untuk Peramalan Saham

Jumlah parameter pada lapisan LSTM memiliki perhitungan seperti pada persamaan 1.

$$parameter = 4 * (h * (h + e) + h) \quad (1)$$

Persamaan 1 menunjukkan cara perhitungan parameter pada lapisan LSTM yang ditentukan dengan variabel h sebagai *hidden unit* dan variabel e yang merupakan nilai dimensi dari *input* yang digunakan untuk membangun lapisan arsitektur model. Tabel 2 adalah hasil parameter dari setiap lapisan LSTM pada arsitektur model.

Tabel 2. Hasil Perhitungan Parameter Lapisan LSTM

Lapisan ke-	Hidden Unit	Dimension of Input	Perhitungan	Jumlah Parameter
1	50	1	$4*(50*(50+1)+50)$	10400
2	50	50	$4*(50*(50+50)+50)$	20200

Jumlah parameter pada lapisan *Dense* memiliki perhitungan pada Persamaan 2

$$parameter = (e + 1) * units \quad (2)$$

Persamaan 2 merupakan cara perhitungan parameter pada lapisan *Dense* yang ditentukan dengan *units* merupakan *hidden unit* dan e adalah nilai *dimension* dari input yang digunakan untuk membangun lapisan arsitektur model. Tabel 3 adalah hasil parameter dari setiap lapisan *Dense* pada arsitektur model.

Tabel 3. Hasil Perhitungan Parameter Lapisan Dense

Lapisan ke-	Hidden Unit	Dimension of Input	Perhitungan	Jumlah Parameter
1	25	1	$(50+1)*25$	1275
2	1	50	$(25+1)*1$	26

Kinerja model LSTM dalam melakukan peramalan terhadap pergerakan nilai IHSG menggunakan harga penutupan dilakukan menggunakan *loss function mean squared error* untuk menghitung nilai peramalan dibanding nilai aktual. Model LSTM dalam meramal IHSG juga menggunakan algoritma optimasi Adam untuk proses peramalan yang lebih baik (Hou, 2022). Model yang dibentuk menggunakan variabel *Learning rate* untuk menghitung nilai koreksi bobot waktu proses pelatihan.

Model yang sudah dibuat akan diberi *input* yang telah melalui tahap *preprocessing*. Model akan mencoba mempelajari pola yang ada pada data *training*.

Proses pelatihan diawali dengan beberapa *hyperparameter* pada model seperti *epoch*, dan *batch size*. Parameter *epoch* menentukan berapa kali model LSTM telah melihat dataset secara keseluruhan atau bisa dibidang 1 kali proses iterasi/putaran dalam pelatihan model. *Epoch* yang dipakai pada model LSTM adalah 30, 35, 40, 45 dan 50. Parameter *batch size* menentukan berapa jumlah sampel data yang akan dimasukkan dalam sekali *training*. *Batch size* yang digunakan adalah 32.

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini meliputi pengujian terhadap program yang sudah dibuat berdasarkan model yang dibangun, kemudian dihitung nilai kesalahan dihasilkan dari model peramalan yang telah dibuat menggunakan perhitungan RMSE (Chai & Draxler, 2014). Perhitungan dilakukan dengan membandingkan nilai hasil peramalan dengan nilai aktual. Berikut ini merupakan persamaan yang digunakan untuk melakukan perhitungan dengan RMSE (Chai & Draxler, 2014) seperti pada Persamaan 3 berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (3)$$

Y_t merupakan nilai aktual pada waktu ke- t (hari), \hat{Y}_t sebagai nilai peramalan pada waktu ke- t (hari) dan n merupakan jumlah data. Hasil perhitungan *error* peramalan dihitung dari harga penutupan hasil peramalan dengan harga penutupan aktual data *testing* setiap hari pada periode 15/08/2017 – 01/03/2023.

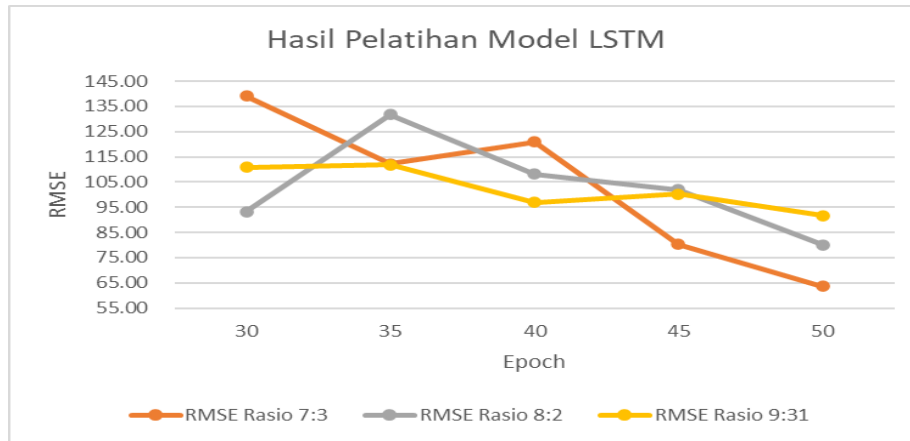
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan terhadap dataset saham IHSG dilakukan dengan berbagai jumlah pembagian *dataset* dengan rasio 7:3, 8:2, dan 9:1. Masing-masing *dataset* yang sudah dibagi akan dilakukan pelatihan menggunakan beberapa jumlah *epoch* yaitu 30, 35, 40, 45 dan 50. Perhitungan *error* menggunakan rumus RMSE. Tabel 4 menunjukkan hasil pelatihan setiap *epoch* pada setiap rasio pembagian *dataset*.

Tabel 4. Hasil Pelatihan Model LSTM

Epoch	RMSE		
	Rasio 7:3	Rasio 8:2	Rasio 9:1
30	139.05	93.302	110.771
35	112.258	131.757	111.904
40	120.914	108.202	96.901
45	80.332	101.947	100.254
50	63.672	79.995	91.743

Gambar 3 menunjukkan bahwa semakin tinggi *epoch*-nya semakin kecil nilai RMSEnya. Berdasarkan hasil uji coba yang sudah dilakukan, hasil RMSE terbaik didapatkan pada *epoch* 50 dengan rasio pembagian dataset 7:3 yang ditandai dengan warna merah pada Tabel 4 dengan RMSE 63.672. Nilai RMSE yang dihasilkan masih tinggi dimana nilai RMSE masih di atas 0.



Gambar 3. Grafik Hasil Pelatihan Model LSTM

Hasil peramalan ditunjukkan dalam bentuk visualisasi tren untuk melihat tren harga penutupan IHSG. Visualisasi dilakukan untuk memudahkan dalam melihat serta membandingkan hasil peramalan dengan data aktual, visualisasi disajikan dalam satu bidang yang terdiri dari 2 buah grafik yaitu grafik data saham aktual dan grafik hasil peramalan. Dalam melakukan visualisasi digunakan library matplotlib. Kemudian hasil peramalan dipanggil dalam fungsi plot untuk memvisualisasikan hasil peramalan yang telah disimpan dalam variabel peramalan, begitu pula dengan data aktual yang disimpan dalam variabel real.

Pemanfaatan LSTM dalam melakukan peramalan terhadap harga saham menggunakan parameter harga penutupan yang memperlihatkan tentang perilaku pasar yang ditunjukkan dalam bentuk grafik, untuk memprediksi tren harga saham IHSG di masa depan seperti dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Peramalan pada rasio 7:3 dengan epoch 50

Nilai *learning rate* berada di posisi optimal adalah 0.001. Bila lebih kecil atau lebih besar dari nilai 0.001, kesalahan akan lebih besar. Nilai *learning rate* yang terlalu besar akan membuat model lebih cepat mencapai *local minima* namun ada kemungkinan kecil model akan melewati *local minima*. *Local minima* atau minimum lokal adalah nilai terkecil pada daerah bersebelahan (Hodson, 2022). Nilai optima ini merupakan nilai terbaik untuk parameter dalam mempelajari data pelatihan, dimana variabel ini akan memperbaharui setiap iterasi pada saat pelatihan dilakukan, yang digunakan untuk meramal IHSG berdasarkan harga penutupan. Seperti dapat dilihat pada Gambar 3, indikator analisis menunjukkan kekuatan historis dan kelemahan harga saham dengan nilai yang berfluktuasi antara 0 dan 100. Pada nilai yang lebih tinggi dari 70, maka saham

dianggap "overbought", dan pada nilai kurang dari 30, saham diasumsikan berada di area "oversold". Nilai pada grafik dengan Model LSTM dapat memberikan gambaran mengenai keuntungan dan kerugian pada pergerakan harga saham IHSG selama periode tertentu.

Sampel perbandingan antara hasil peramalan dengan data aktual pada rasio 7:3 dengan *epoch* 50 dapat dilihat pada Gambar 4. Seperti dapat dilihat pada kotak berwarna merah pada Gambar 5 terdapat perbandingan harga penutupan saham IHSG pada tanggal 02/07/2021 antara hasil peramalan dengan data aktual dimana hasil peramalan hampir mendekati data aktual yang menandakan model dapat melakukan peramalan harga penutupan saham. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Bhandari, et. al (2022) bahwa model LSTM dapat digunakan untuk peramalan harga penutupan saham.

Date	Close	Peramalan
2017-08-15	5835.041016	5798.516113
2017-08-16	5891.949219	5830.413086
2017-08-18	5893.840820	5880.558105
2017-08-21	5861.003906	5886.439941
2017-08-22	5880.296875	5859.100586
...
2021-07-02	6023.007812	6005.893066
2021-07-05	6005.608887	6019.362793
2021-07-06	6047.110840	6004.538574
2021-07-07	6044.037109	6037.519531
2021-07-08	6039.895996	6038.458984

947 rows x 2 columns

Gambar 5. Sampel Perbandingan Peramalan

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil uji coba peramalan dengan membentuk arsitektur model LSTM menggunakan indikator harga penutupan pada IHSG, dapat diambil beberapa kesimpulan antara lain: Pembuatan model peramalan IHSG menggunakan Model LSTM untuk meramal harga penutupan IHSG berhasil dilakukan. Pelatihan model berhasil membentuk data pelatihan dan data pengujian yang telah dikurangi oleh *time steps*. Pada tahap *training* diperoleh nilai kesalahan terkecil yang dihitung menggunakan rumus RMSE. Nilai RMSE yang dihasilkan masih tinggi dimana nilai RMSE masih di atas nol. Visualisasi antara data aktual dengan hasil prediksi pada periode yang diujikan berhasil dilakukan, sehingga menghasilkan dua nilai grafik yaitu grafik aktual dan grafik hasil peramalan.

Penelitian ini hanya menggunakan satu parameter yaitu harga penutupan pada IHSG dalam melakukan peramalan harga saham. Pada penelitian lanjutan, dapat digunakan variabel dan parameter selain harga penutupan pada IHSG yang dapat divariasikan lagi untuk mendapatkan model pelatihan yang lebih baik. Penelitian lanjutan dapat juga menggunakan metode *hyperparameter tuning* untuk menemukan parameter terbaik dalam membuat model peramalan, seperti penambahan *technical indicator* yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi pergerakan dan perubahan harga saham yang belum dilakukan pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldhyani, T. H. H., & Alzahrani, A. (2022). Framework for predicting and modeling stock market prices based on deep learning algorithms. *Electronics (Switzerland)*, *11*(19), 1–19. doi.org/10.3390/electronics11193149
- Bhandari, H. N., Rimal, B., Pokhrel, N. R., Rimal, R., Dahal, K. R., & Khatri, R. K. C. (2022). Predicting stock market index using LSTM. *Machine Learning with Applications*, *9*(May), 100320, 1–18. doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100320
- Budiharto, W. (2021). Data science approach to stock prices forecasting in Indonesia during Covid-19 using Long Short-Term Memory (LSTM). *Journal of Big Data*, *8*(1), 1–12. doi.org/10.1186/s40537-021-00430-0
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, *7*(3), 1247–1250. doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014
- Darmawan, K. P. J., & Yasa, I. N. M. (2022). Pengaruh kinerja makroekonomi terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan government bonds di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi Dan Bisnis Universitas Udayana*, *11*(03), 257-270. doi.org/10.24843/eeb.2022.v11.i03.p02
- Gaies, B., Nakhli, M. S., Ayadi, R., & Sahut, J. M. (2022). Exploring the causal links between investor sentiment and financial instability: A dynamic macro-financial analysis. *Journal of Economic Behavior and Organization*, *204*(November), 290–303. doi.org/10.1016/j.jebo.2022.10.013
- Hodson, T. O. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. *Geoscientific Model Development*, *15*(14), 5481–5487. doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022
- Hou, Y. (2022). Global mean square error separation loss. *Journal of Physics: Conference Series*, *2363*(1), 1–9. doi.org/10.1088/1742-6596/2363/1/012007
- Koputra, T., & Mahadwartha, P. A. (2021). Herding behavior detection: Bullish and bearish cases. *Proceedings of the 18th International Symposium on Management (INSYMA 2021)*, *180*(Insyma), 11–15. doi.org/10.2991/aebmr.k.210628.003
- Kulo, C., Sari, Z. P., Bantahari, T.A., & Maramis, J., (2022). Faktor – faktor yang mempengaruhi Indeks Harga Saham Gabungan di Bursa Efek Indonesia periode 2018-2021. *Jurnal EMBA*, *10*(4), 1577–1588.
- Lanbouri, Z., & Achchab, S. (2020). Stock market prediction on high frequency data using long-short term memory. *Procedia Computer Science*, *175*(2020), 603–608. doi.org/10.1016/j.procs.2020.07.087
- Luckieta, M., Amran, A., & Alamsyah, D. P. (2020). The fundamental analysis of stock prices. *TEST: Engineering & Management*, *83*(September), 28720–28729. Retrieved from: <https://www.researchgate.net/publication/344237173>.
- Moghar, A., & Hamiche, M. (2020). Stock market prediction using LSTM recurrent Neural network. *Procedia Computer Science*, *170*(2020), 1168–1173. doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.049
- Palupi, A. (2022). Covid-19 pandemic and its effect on capital market development: A literature review. *Fair Value: Jurnal Ilmiah Akuntansi Dan Keuangan*, *4*(9), 4052–4057. doi.org/10.32670/fairvalue.v4i9.1588
- Qiu, J., Wang, B., & Zhou, C. (2020). Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism. *PLoS ONE*, *15*(1), 1–15. doi.org/10.1371/journal.pone.0227222

- Sahabuddin, Z. A., & Hadianto, B. (2022). The weekend effect investigation: Evidence from Indonesia Capital Market. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 10(2), 574–583. doi.org/10.13189/ujaf.2022.100222
- Shankar, P., Sharma, N., Raj, R. & Dawaldi, C. (2022). *Stock-price-prediction-using*. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/358662548_Stock-Price-Prediction-Using
- Stahl, M. J. (2012). Service operations. *Encyclopedia of Health Care Management*, October 2019, 8–9. doi.org/10.4135/9781412950602.n723
- Wang, L. (2020). An improved Long Short-Term memory neural network for macroeconomic forecast. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 34(5), 577–584. doi.org/10.18280/RIA.340507
- Wanniarachchige, M. K., & De Silva, L. D. (2021). Impact of board democracy on financial performance of firms listed in colombo stock exchange. *International Journal of Accounting and Business Finance*, 7(2), 1-21. doi.org/10.4038/ijabf.v7i2.92
- Wen, Y., Lin, P., & Nie, X. (2020). Research of stock price prediction based on PCA-LSTM model. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 790(1), 4–10. doi.org/10.1088/1757-899X/790/1/012109
- Wibowo, F. D., Dang, T.T., & Wang, C.N. (2022). Forecasting Indonesia stock price using time series analysis and machine learning in R. *Indonesian Scholars Scientific Summit Taiwan Proceeding*, 4(August), 103–108. doi.org/10.52162/4.2022166
- Wildani, M. A. (2022). The effect of commodity supercycle and domestic market obligation on profitability ratio (Net Profit Margin , Return On Asset) case study on coal mining issuers in Indonesia Stock Exchange. *International Journal of Financial and Investment Studies (IJFIS)*. 3(2), 63–68. doi.org/10.9744/ijfis.3.2.63-68