

ANALISIS PERBANDINGAN MODEL ARIMA DAN LSTM DALAM PERAMALAN HARGA PENUTUPAN SAHAM (STUDI KASUS: 6 KRITERIA KATEGORI SAHAM MENURUT PETER LYNCH)

Agus Dwi Milniadi¹, Nelly Oktavia Adiwijaya²

Universitas Jember

Email : agusdwimill@gmail.com¹, nelly.oa@unej.ac.id²

Abstract

Investment instruments that are in great demand in Indonesia are stock investments. Stock investment has a high risk because stocks fluctuate. An analysis is needed before buying shares to reduce the risk of investing in stocks. ARIMA and LSTM are statistical and machine learning models that are often used to analyze types of financial analysis. ARIMA is simpler and easier to understand but less able to deal with complex and challenging to predict patterns. LSTM is more complex and requires more data, but better able to deal with complex and challenging to predict patterns. To get the best of the two models, a comparison is needed to get the best model between ARIMA and LSTM to predict stock prices. Forecasting using both models uses six object criteria for stock categories to represent various stock data patterns. This research will look for RMSE, MAPE, and forecasting time values, then compare them with the best average values. The results of this study are ARIMA getting the best score with an average RMSE of 198.62, MAPE of 1.79% and a time of 26.50 seconds, and LSTM getting the best score with an average of RMSE of 217.92, MAPE of 2.43% and a time of 431.97 seconds so that the ARIMA model is superior to LSTM from the average value of RMSE, MAPE and forecasting time.

Keywords: Stock Investment, ARIMA and LSTM, Model Comparison

Abstrak

Instrumen investasi yang banyak diminati di Indonesia adalah Investasi Saham. Investasi saham memiliki risiko yang tinggi dikarenakan saham bersifat fluktuatif. Untuk mengurangi risiko dalam investasi saham diperlukan analisis sebelum pembelian saham. ARIMA dan LSTM adalah model statistik dan *machine learning* yang sering digunakan untuk menganalisis jenis analisa keuangan. ARIMA lebih sederhana dan mudah dipahami, namun kurang dapat mengatasi pola yang kompleks dan sulit diprediksi, LSTM lebih kompleks dan memerlukan data yang lebih banyak, namun mampu mengatasi pola yang kompleks dan sulit diprediksi dengan lebih baik. Untuk mendapatkan model terbaik dari kedua model perlu adanya perbandingan untuk mendapatkan model terbaik antara ARIMA dan LSTM untuk meramalkan harga saham. Peramalan menggunakan kedua model tersebut menggunakan objek 6 kriteria kategori saham untuk merepresentasikan pola data saham yang bermacam macam. Penelitian ini akan mencari nilai RMSE, MAPE dan waktu peramalan, kemudian dibandingkan dengan nilai rata-rata terbaik. Hasil dari penelitian ini ARIMA mendapatkan nilai terbaik dengan rata-rata RMSE 198,62, MAPE 1,79% dan waktu 26,50 detik dan LSTM mendapatkan nilai terbaik dengan rata-rata RMSE 217,92, MAPE 2,43% dan waktu 431,97 detik sehingga model ARIMA lebih unggul dari LSTM dari nilai rata-rata RMSE, MAPE dan waktu peramalan.

Kata kunci: Investasi Saham, ARIMA dan LSTM, Perbandingan Model

PENDAHULUAN

Investasi merupakan penempatan sejumlah aset berupa harta benda yang diharapkan dapat meningkatkan nilainya dan mendapatkan pasif income. Salah satu jenis investasi yang banyak diminati dari beberapa tahun terakhir di Indonesia adalah jenis investasi saham. Harga saham bersifat fluktuatif menyebabkan pentingnya sebuah analisa sebelum pembelian

saham adalah hal yang penting. Pendekatan analisis saham yang umum digunakan yaitu analisis *technical* dan analisis fundamental. Analisis *technical* adalah sebuah teknik analisis harga saham pada periode waktu sebelumnya yang dianggap telah merefleksikan semua informasi pada perusahaan tersebut, sedangkan analisis fundamental adalah teknik analisa yang memperhitungkan beberapa faktor seperti persaingan usaha, faktor ekonomi mikro dan makro, analisa industri dan faktor ekonomi lainnya (Fachroji, 2020).

Analisa yang sering digunakan dalam peramalan keuangan adalah analisa *technical*, dikarenakan Analisa *technical* banyak digunakan dikarenakan memiliki keunggulan daripada analisa fundamental yaitu dapat meramalkan harga saham tertentu dalam jangka waktu harian, mingguan, bulanan hingga tahunan (Achelis, 2001). Model ARIMA dan LSTM adalah dua teknik yang sering digunakan dalam peramalan harga saham atau tentang peramalan keuangan yang bersifat fluktuatif seperti yang ada pada penelitian sebelumnya. ARIMA cenderung lebih baik dalam memodelkan tren dan pola musiman dalam data historis yang stabil (Susanti & Adji, 2020). Namun dapat kesulitan dalam memprediksi fluktuasi yang cepat dan perubahan mendadak pada harga saham. Sementara itu, LSTM lebih cocok untuk memodelkan hubungan yang lebih kompleks dan dinamis antara *input* dan *output*, termasuk pola yang berubah dengan cepat. Karena kompleksitas dan dinamika pergerakan harga saham yang berubah-ubah, tidak selalu jelas mana yang lebih baik di antara kedua model tersebut, maka pada penelitian ini akan membandingkan mode statistik ARIMA dengan model LSTM. Perbandingan kedua model tersebut diharapkan bisa menentukan model pilihan yang tepat pada saat meramalkan harga penutupan saham dalam beberapa kategori. Selain itu, model tersebut diambil karena memiliki kesamaan yaitu memiliki penggunaan dapat melakukan peramalan tipe data *time series* (Wang, Cui, Sun, & He, 2022).

Peramalan nanti akan menggunakan studi kasus berdasarkan 6 kategori saham menurut Peter Lynch yang berfungsi untuk mendapatkan hasil pengujian kedua model kepada beberapa sifat saham serta merepresentasikan bentuk data saham yang berbeda di setiap saham. Pengukuran akurasi kedua model yang dilakukan dalam penelitian ini adalah dengan *Root Mean Square Error* dan *Mean Absolute Percentage Error*. Hasil keluaran dari penelitian ini adalah untuk mencari model terbaik antara ARIMA atau LSTM berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* dan *Mean Absolute Percentage Error* yang diujikan kepada 6 kategori saham menurut Peter Lynch untuk melakukan peramalan dengan data deret waktu kedepannya.

TINJAUAN PUSTAKA

Saham

Saham adalah instrumen investasi yang berisiko tinggi dengan menawarkan nilai return yang tinggi. Nilai return yang tinggi juga memiliki risiko yang tinggi karena sifat saham yang bersifat fluktuatif (Fachroji, 2020).

Kategori Saham

Saham dapat dimasukkan kedalam beberapa kategori, karena setiap jenis saham memiliki sifat yang berbeda. Peter Lynch dalam bukunya yang berjudul *One Up On Wallstreet* menjelaskan bahwa kategori saham dapat dibagi ke 6 jenis yaitu *Slow Grower*, *Stalwarts*, *Fast Grower*, *Cyclical*, *Turnaround* dan *Asset Play* (Lynch, 2000).

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Autoregressive Integrated Moving Average atau biasa dikenal sebagai ARIMA adalah sebuah model yang umumnya digunakan pada bidang statistik khususnya pada time series data analisis. ARIMA merupakan sebuah model yang di generalisasi oleh Autoregressive Moving Average (ARMA) dimana didapatkan dari metode Box Jenkins yang digunakan untuk melakukan peramalan menggunakan data time-series dengan data lampau hingga data sekarang (Pankratz, 1983). Tahap pertama dalam pemodelan ARIMA adalah pemeriksaan plot fungsi autokorelasi (ACF) serta autokorelasi parsial atau biasa dikenal (PACF). Tujuan dari pemeriksaan ACF dan PACF adalah untuk menentukan konfigurasi model ARIMA yang cocok untuk mendapatkan jumlah proses autoregresif (AR) untuk mempengaruhi data variabel time-series, total rata-rata bergerak (MA) serta berapa kali jumlah untuk membuat data tersebut stasioner (d). Bentuk umum dari model ARIMA adalah sebagai berikut:

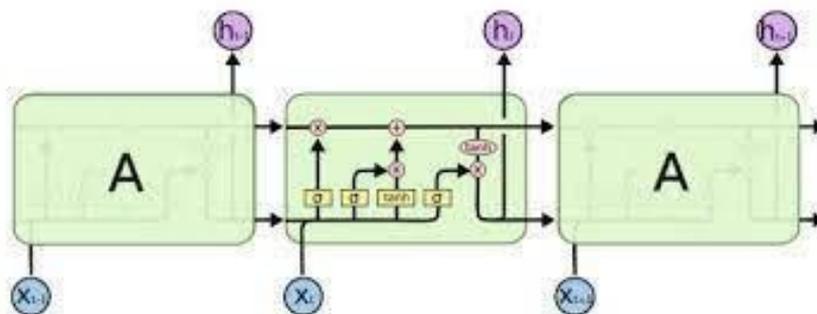
$$\Delta y_t = \varphi_1 \Delta y_{t-1} + \varphi_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \varphi_p \Delta y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_p e_{t-p}$$

Keterangan :

- t = Koefisien waktu
- Y_t = Nilai series pada waktu t
- Y_{t-1}, Y_{t-2} = Nilai lampau series
- e_{t-1}, e_{t-2} = Nilai lampau residual
- $\theta_1, \theta_p, \varphi_1, \varphi_p$ = Koefisien Model

LSTM (Long-Short term Memory)

Long-short term Memory (LSTM) adalah salah satu modifikasi dari recurrent neural network atau RNN. LSTM ada untuk melengkapi kekurangan dari pendahulunya yaitu RNN di mana terdapat masalah yaitu tidak dapat memprediksi data berdasarkan informasi yang telah disimpan dalam waktu cukup lama. Konsep utama dari LSTM adalah dapat mengingat dan menghapus data lawas yang sudah tidak relevan lagi (Liu, Jiang, & Lin, 2022). Desain arsitektur LSTM yang akan digunakan adalah *stacked LSTM* karena menggunakan beberapa layer LSTM untuk memodelkan dari sebuah data. Tujuan dari penggunaan *stacked LSTM* adalah karena data saham memiliki data yang kompleks serta dapat mengurangi data yang overfitting.



Gambar 1 Desain Model LSTM

Stasioner Data

Stasioner data adalah sebuah kondisi jika suatu data nilai mean dan varians akan bernilai konstan serta nilai kovarians antara dua periode waktu hanya bergantung pada jarak atau keterlambatan antara kedua periode waktu itu dan bukan pada waktu aktual perhitungan kovarians (Wibowo, 2011). Selain itu data dikatakan stasioner apabila tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan data secara signifikan atau dapat dikatakan Data fluktuasi

bergerak di sekitar nilai rata-rata yang stabil, tidak bergantung pada waktu, dan varians fluktuasi pada dasarnya tetap sama setiap saat.

Augmented Dickey Fuller (ADF)

Pencarian akar unit (root test) dalam data time series dapat diidentifikasi dengan Augmented Dickey Fuller (ADF). Pengujian menggunakan ADF terhadap data dapat disimpulkan memiliki akar unit apabila t-statistic harus lebih kecil apabila dibandingkan dengan test critical value atau disebut nilai kritis. Apabila terdapat salah satu variabel yang tidak stasioner hal yang harus dilakukan adalah melakukan difference tingkat pertama (first difference) dan dilakukan terus difference berikutnya hingga data dapat dikatakan stasioner (Fauziah, 2014).

Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE adalah aturan penilaian kuadrat yang juga mengukur ukuran rata-rata kesalahan. RMSE adalah akar kuadrat dari perbedaan kuadrat rata-rata antara prediksi data dan pengamatan aktual. Rumus dari RMSE adalah (Ashari & Sadikin, 2020) :

$$RMSE = \left(\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \right)^{\frac{1}{2}}$$

Keterangan:

RMSE	= nilai <i>root mean square error</i>
y_i	= nilai hasil observasi
\hat{y}_i	= nilai hasil prediksi
i	= urutan data pada <i>database</i>
n	= jumlah data

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah pengujian akurasi peramalan yang di representasikan dalam bentuk persentase untuk pengukuran. MAPE sering digunakan untuk menguji akurasi peramalan, dikarenakan nilai MAPE mudah dibaca. Semakin rendah persentase nilai MAPE maka model peramalan dapat dikatakan baik (Hutasuhut, Anggraeni, & Tyasnurita, 2014).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100\%$$

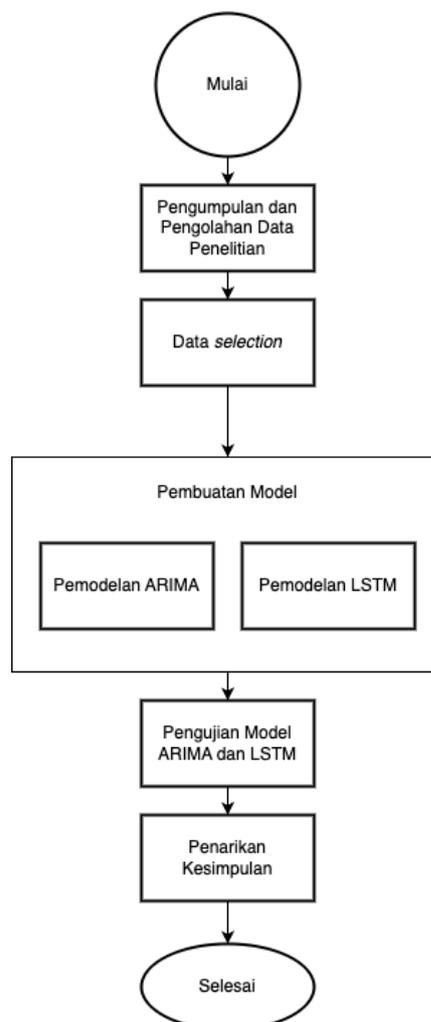
n	= nilai periode waktu
x_t	= nilai sebenarnya pada periode ke-t
f_t	= nilai peramalan pada periode ke-t

METODE

Jenis Penelitian yang diterapkan pada penelitian ini merupakan metode penelitian Komparasi. Menurut Nazir penelitian komparasi adalah penelitian deskriptif yang tujuannya adalah mencari jawaban mendasar mengenai sebab dan akibat, yang caranya adalah dengan

menganalisis berbagai faktor penyebab terjadi atau munculnya fenomena tertentu (Nazir, 2005).

Objek yang digunakan pada penelitian ini adalah harga penutupan saham harian UNVR, INDF, ISSP, ITMG, ABMM, dan BUMI dalam waktu Desember 2018 - Desember 2022 yang akan diujicoba dengan model Long-short term memory (LSTM) dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Penelitian ini dilakukan di Universitas Jember mulai Oktober 2022 sampai dengan Januari 2023. Tahapan penelitian yang akan dilakukan seperti gambar dibawah ini:



Gambar 2 Tahapan Penelitian

Pengumpulan data penelitian

Tahap ini yaitu untuk mendapatkan data dari 6 kategori saham yang telah ditentukan. Data saham yang akan dipakai nantinya adalah data saham dalam Desember 2018 - Desember 2022 yang diambil dari situs Yahoo Finance.

Data Selection

Tahap ini yaitu data harus dibagi menjadi 2 terlebih dahulu yaitu data train dan data test. Jumlah pembagian data bersifat subjektif tergantung peneliti serta persentase data *training* lebih besar dibanding data *test*.

Pembuatan Model

Tahap ini akan dilakukan pengolahan akan diuji menggunakan model ARIMA dan LSTM. Pada pemodelan ARIMA di mana tahapnya yaitu menggunakan data yang sudah stasioner lalu menentukan model ARIMA terbaik. Setelah model ARIMA terbaik telah ditentukan, tahap selanjutnya yaitu melakukan peramalan menggunakan model ARIMA. Pada pemodelan LSTM data yang telah dilakukan pengolahan akan dilakukan pengujian menggunakan model LSTM.

Pengujian Model

Pada tahap ini nantinya model ARIMA dan LSTM akan di uji menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dan *mean absolute percentage error* (MAPE). Nilai RMSE digunakan untuk melihat selisih data aktual dan data prediksi, nilai MAPE digunakan untuk pengkategorian keakuratan model.

Penarikan Kesimpulan

Pada tahap ini akan dilakukan penarikan kesimpulan berdasarkan nilai RMSE dan MAPE yang telah diuji pada model ARIMA dan LSTM di masing-masing kategori saham serta dibandingkan model mana yang memiliki performa baik yang ditunjukkan dengan nilai RMSE yang paling kecil serta kelayakan model peramalan menggunakan kriteria MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data penelitian

Penelitian ini akan menggunakan data historis 6 kategori saham menurut Peter Lynch yaitu saham PT Unilever Indonesia (UNVR) untuk merepresentasikan saham kategori Slow Grower, PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) untuk merepresentasikan kategori Stalwarts, PT Teel Pipe Industry of Indonesia (ISSP) untuk merepresentasikan saham Fast Grower, PT. Indo Tamabangraya Megah Tbk (ITMG) untuk merepresentasikan saham Cyclical, PT ABM Investama Tbk (ABMM) untuk merepresentasikan saham Turnaround dan saham PT. Bumi Resources Tbk (BUMI) untuk merepresentasikan kategori saham Asset Play. Data historis saham tersebut diambil dari periode waktu Desember 2018 - Desember 2022 yang merepresentasikan sifat saham dalam kuartal 1 hingga kuartal 4 dalam format csv yang tersedia pada situs Yahoo Finance. Terdapat 993 baris. dan 6 kolom pada data yang diambil dari masing-masing saham.

Pada tahap ini juga data yang digunakan akan dilakukan pengecekan menggunakan *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Kriteria untuk pengujian ini menyatakan bahwa jika nilai $p\text{-value} \leq$ tingkat signifikansi ($\alpha = 5\%$), maka data dapat dianggap sebagai stasioner. Sebaliknya, jika nilai $p\text{ value} >$ tingkat signifikansi ($\alpha = 5\%$), maka data dianggap tidak stasioner terhadap rata-rata, sehingga perlu dilakukan transformasi (*differencing*) pada data.

Tabel 1 Hasil Pengujian ADF Test

Dataset	Integrasi Data	ADF	<i>p value</i>
----------------	-----------------------	------------	-----------------------

ABMM	I(0)	-0.997372	0.754222
	I(1)	-1.843848e+01	2.162970e-30
ITMG	I(0)	0.095231	0.965734
	I(1)	-1.588894e+01	8.585121e-29
BUMI	I(0)	-1.277491	0.639406
	I(1)	-1.697347e+01	9.122576e-30
INDF	I(0)	-2.994587	0.035403
	I(1)	-20.789591	0.000000
ISSP	I(0)	-1.609569	0.478785
	I(1)	-1.762298e+01	3.830651e-30
UNVR	I(0)	-1.024910	0.744071
	I(1)	-1.700091e+01	8.730210e-30

Data Selection

Tahap ini nantinya data yang sudah dilakukan diferensiasi akan dilakukan pembagian data training dan data test. Pembagian data ini dibagi ke dalam persentase pembagian 90% 10%, 80% 20% dan 70% 30% untuk masing-masing saham.

Pembuatan Model

a. ARIMA

Tahap pertama yang dilakukan dalam pemodelan ARIMA adalah identifikasi model Tujuan dari proses Identifikasi model ARIMA adalah untuk memperoleh model ARIMA (p,d,q) dari data yang telah dianggap stasioner. Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *Akaike Info Criterion* (AIC). Jika suatu model ARIMA memiliki nilai AIC terkecil, maka model tersebut dapat dianggap sebagai model ARIMA terbaik. Hasil ringkasan dari nilai AIC terkecil untuk setiap data dapat ditemukan pada tabel 2.

Tabel 2 Ringkasan Hasil Auto ARIMA

Pembagian Data	Dataset	Model ARIMA	AIC
90:10	ABMM	ARIMA(0,1,0)	-3266.982
	ITMG	ARIMA(4,1,0)	-3303.930
	BUMI	ARIMA(1,1,0)	-3303.930
	INDF	ARIMA(1,1,2)	-4485.235
	ISSP	ARIMA(2,1,2)	-3208.936
	UNVR	ARIMA(0,1,4)	-4386.398
80:20	ABMM	ARIMA(3,1,1)	-2902.799
	ITMG	ARIMA(1,1,2)	-3370.232
	BUMI	ARIMA(1,1,0)	-2991.845
	INDF	ARIMA(1,1,2)	-3937.995

70:30	ISSP	ARIMA(2,1,2)	-2796.905
	UNVR	ARIMA(3,1,0)	-3987.535
	ABMM	ARIMA(3,1,1)	-2488.976
	ITMG	ARIMA(4,1,0)	-2956.257
	BUMI	ARIMA(0,1,0)	-2626.043
	INDF	ARIMA(1,1,2)	-3397.729
	ISSP	ARIMA(2,1,2)	-2416.506
	UNVR	ARIMA(3,1,0)	-3469.404

Setelah model ARIMA terbaik didapatkan tahap selanjutnya yaitu melakukan uji peramalan menggunakan data *train* dan data *test*. Peramalan ini akan diuji ke seluruh pembagian data untuk mendapatkan hasil terbaik.

b. LSTM

Normalisasi data adalah tahap pertama yang dilakukan saat pemodelan LSTM. Tujuan dari normalisasi data ini adalah untuk mempercepat konvergensi atau dapat membantu model dalam mencapai nilai minimum dari fungsi objektif dengan lebih cepat dan stabil. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi `MinMaxScaler(feature_range=(0,1))` pada paket `sklearn` di program Python.

Tahap selanjutnya yaitu melakukan konfigurasi model berdasarkan desain model LSTM seperti gambar 1. Desain model LSTM ini adalah Stacked LSTM. Keunggulan dari Stacked LSTM adalah dapat menggunakan beberapa layer LSTM untuk memodelkan dari sebuah data, hal ini berbeda dengan Vanilla LSTM atau LSTM biasa yaitu hanya menggunakan satu layer. Konfigurasi yang akan digunakan dalam seluruh data saham yaitu akan terdapat 2 LSTM layer yang digunakan, di mana layer pertama terdapat 64 unit filter, kemudian diikuti oleh regularisasi dropout dengan nilai rate 0.2. Selanjutnya layer kedua terdapat 32 unit filter, kemudian diikuti oleh regularisasi dropout dengan nilai rate 0.1. Terakhir diikuti oleh 1 dense output layer seperti gambar 3.

```

Model: "sequential_1"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
lstm_2 (LSTM)                (None, 3, 64)            16896
dropout_2 (Dropout)          (None, 3, 64)            0
lstm_3 (LSTM)                (None, 32)               12416
dropout_3 (Dropout)          (None, 32)               0
dense_1 (Dense)              (None, 1)                33
-----
Total params: 29,345
Trainable params: 29,345
Non-trainable params: 0
    
```

Gambar 3 Konfigurasi, Layer, Dropout dan Dense LSTM

Setelah konfigurasi model telah dilakukan yaitu tahap selanjutnya melakukan peramalan menggunakan LSTM berdasarkan data dan konfigurasi yang telah ditentukan.

Pengujian Model ARIMA dan LSTM

Hasil model ARIMA dan LSTM dari masing-masing kategori dan pembagian data *train* dan data *test* selanjutnya akan mendapatkan nilai RMSE, MAPE dan waktu peramalan. Hasil ketiganya yaitu di ambil nilai rata-rata untuk penarikan kesimpulan. Hasil rata-rata pemodelan ARIMA dan LSTM terdapat pada tabel.

Tabel 3 Perbandingan Nilai Rata-Rata MAPE, RMSE, Waktu

Pembagian Data	ARIMA			LSTM		
	Rata-Rata RMSE (Rupiah)	Rata-Rata MAPE (%)	Rata-Rata Waktu Peramalan (detik)	Rata-Rata RSMSE (Rupiah)	Rata-Rata MAPE (%)	Rata-Rata Waktu Peramalan (detik)
90:10	198,62	1,79	26,50	247,39	2,37	188,99
80:20	208,42	2,02	69,94	238,15	2,415	330,93
70:30	126,84	2,00	101,28	217,92	2,43	431,97

Berdasarkan hasil perhitungan nilai rata-rata dari RMSE, MAPE dan Waktu dari ARIMA dan LSTM menunjukkan bahwa nilai yang paling optimal dalam peramalan saham yaitu menggunakan pembagian data 90% data latih dan 10% data uji.

PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan hasil ini dapat disimpulkan bahwa peramalan ARIMA memiliki nilai yang lebih rendah dari RMSE, MAPE dan Waktu Peramalan jika dibandingkan dengan model LSTM. Sehingga jika dilihat dari nilai rata-rata RMSE, MAPE dan Waktu Peramalan model ARIMA unggul dari LSTM, peramalan ARIMA lebih baik jika dibandingkan dengan nilai rata-rata RMSE, MAPE dan waktu peramalan untuk memprediksi harga saham dalam 6 kategori. Maka dari itu model ARIMA disarankan untuk melakukan peramalan harga penutupan saham harian dengan nilai rata-rata RMSE Rp. 198,62 dan MAPE 1,79%.

Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu disarankan untuk dapat membandingkan ARIMA dan LSTM dengan harga mingguan dan bulanan sehingga dapat memperoleh banyak informasi. Selain itu bisa digabungkan dengan analisis *technical* lainnya untuk meramalkan harga penutupan saham

DAFTAR PUSTAKA

Achelis, S. B. (2001). *Technical analysis from A to Z*. McGraw Hill.

- Ashari, M. L., & Sadikin, M. (2020). PREDIKSI DATA TRANSAKSI PENJUALAN TIME SERIES MENGGUNAKAN REGRESI LSTM. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika* : JANAPATI, 9(1), 1–10. <https://doi.org/10.23887/JANAPATI.V9I1.19140>
- Fachroji, F. (2020). ANALISIS TEKNIKAL PERGERAKAN HARGA SAHAM INDIVIDUAL KONSTRUKSI BUMN YANG TERDAFTAR PADA INDEKS LQ45 (Studi pada Saham Konstruksi BUMN dalam Indeks LQ45). Diambil dari <http://repository.iti.ac.id/jspui/handle/123456789/156>
- Fauziah, N. D. (2014). PENERAPAN TIME SERIES METODE BOX JENKINS TERHADAP PROFITABILITAS PEMBIAYAAN MURABAHAH DI BANK SYARIAH MANDIRI (UIN Sunan Ampel Surabaya). UIN Sunan Ampel Surabaya, Surabaya. Diambil dari <http://digilib.uinsby.ac.id/1755/>
- Hutasuhut, A. H. (Amira), Anggraeni, W. (Wiwik), & Tyasnurita, R. (Raras). (2014). Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing Dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Di CV. Asia. *Jurnal Teknik ITS*, 3(2), 162012. <https://doi.org/10.12962/J23373539.V3I2.8114>
- Liu, R., Jiang, Y., & Lin, J. (2022). Forecasting the Volatility of Specific Risk for Stocks with LSTM. *Procedia Computer Science*, 202, 111–114. Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.015>
- Lynch, P. (2000). One Up on Wall Street. Diambil dari www.simonsays.com
- Nazir, Moh. (2005). Metode penelitian. Ghalia Indonesia.
- Pankratz, A. (1983). *Forecasting With Univariate Box- Jenkins Models CONCEPTS AND CASES*. John Wily & Sons. Inc.
- Susanti, R., & Adji, A. R. (2020). ANALYSIS OF INDONESIA COMPOSITE INDEX (IHSG) FORECASTING WITH ARIMA TIME SERIES MODELING. *Journal Manajemen Kewirausahaan*, 17(01), 97–106.
- Wang, J., Cui, Q., Sun, X., & He, M. (2022). Asian stock markets closing index forecast based on secondary decomposition, multi-factor analysis and attention-based LSTM model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104908>
- Wibowo, G. A. (2011). ANALISIS STASIONERITAS BETA DI BURSA EFEK INDONESIA TAHUN 2004 - 2008 (Universitas Atma Jaya Yogyakarta). Universitas Atma Jaya Yogyakarta, Yogyakarta. Diambil dari <http://e-journal.uajy.ac.id/1318/>