

Analisis Performa Autoregressive Integrated Moving Average Model Dan Deep Learning Long Short-Term Memory Model Untuk Harga Penutupan Saham

Christover Z. Lumingkewas¹, Chriestie E. J. C. Montolalu², Yohanes A. R. Langi³

¹Jurusan Matematika–Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam–Universitas Sam Ratulangi Manado, Indonesia

*Corresponding author : christoverlumingkewas106@student.unsrat.ac.id

ABSTRAK

Analisis performa Autoregressive Integrated Moving Average Model dan Deep Learning Long Short-Term Memory Model adalah untuk menganalisis hasil prediksi data saham dalam meminimalkan resiko dalam membeli dan menjual saham, serta melakukan komparasi performa dari kedua model sebagai representasi dari perkembangan teknologi suatu algoritma *deep learning* dalam mencapai hasil, efisiensi waktu dan kerja komputasi suatu komputer. Data yang digunakan adalah data sekunder yang telah tersedia secara umum yang dapat diakses melalui situs *Yahoo Finance*. Berdasarkan hasil analisis dan prediksi yang telah peneliti lakukan, diketahui bahwa pada penelitian ini model ARIMA lebih unggul dari segi hasil prediksi dan waktu komputasi.

INFO ARTIKEL

Diterima :

Diterima setelah revisi :

Tersedia online :

Kata Kunci:

ARIMA

LSTM

Prediksi Saham

Performa

ABSTRACT

Performance analysis of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model and the Deep Learning Long Short-Term Memory (LSTM) Model is to analyze stock data predictions in minimizing the risk when buying and selling stocks, as well as to compare the performance of both model. This comparison represents the technological advancements in deep learning algorithms computational work. This research used a secondary data that is publicly accessible through Yahoo Finance. Based on the analysis and predictions conducted, it was found that the ARIMA model outperformed in terms of prediction results and computational time.

ARTICLE INFO

Accepted :

Accepted after revision :

Available online :

Keywords:

ARIMA

LSTM

Stock Prediction

Performance

1. PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan tempat untuk berbagai instrumen keuangan jangka panjang yang bisa diperjualbelikan, sarana pendanaan bagi perusahaan maupun pemerintah, dan sebagai sarana bagi kegiatan untuk berinvestasi yang memiliki peran penting dalam perekonomian suatu negara [1]. Dimana salah satu instrumen keuangan yang diperjualbelikan adalah saham.

Salah satu lembaga pasar modal yang ada di Indonesia yaitu Bursa Efek Indonesia (BEI) memberikan data pergerakan harga saham melalui media cetak maupun elektronik, salah satunya adalah melalui Yahoo! Finance dalam situs finance.yahoo.com [2], dimana Bank Rakyat Indonesia (BRI) mencatatkan sahamnya di Bursa Efek Indonesia pada tanggal 10 November 2003 [3].

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya

dapat diperkecil [13]. Untuk memprediksi pergerakan saham pada suatu perusahaan perlu melakukan analisis mengingat data harga saham yang merupakan data *time series* yang memiliki aktifitas yang tinggi [4].

Oleh karena itu dibutuhkan prediksi dengan menggunakan ilmu pengetahuan dan teknologi dalam mengoptimalkan keuntungan dan meminimalisir kerugian dalam membeli saham pada suatu perusahaan. Hasil dari prediksi sebuah data *time series* dapat dilihat dari tingkat akurasi dan error hasil prediksi dengan data aktual yang terjadi. Setiap data memiliki karakteristik yang berbeda, maka dari itu pemilihan metode Metode Autoregressive Integrated Moving Average atau (ARIMA) merupakan suatu metode yang menghasilkan ramalan-ramalan berdasarkan sintesis dari pola data secara historis [5]. Dan seiring dengan perkembangan teknologi dan kemajuan algoritma, ditemukan algoritma – algoritma baru dalam melakukan prediksi suatu data *time-series*. Salah satunya adalah algoritma *deep learning* yang

digunakan untuk prediksi data *time-series* yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) [6].

Kemampuan komputasi suatu komputer berperan penting dalam menyelesaikan tugas-tugas yang akan dilakukan. Maka dari itu selain tingkat akurasi dan error suatu metode pada hasil prediksi yang akan dilakukan, penting juga untuk melakukan komparasi performa dari model peramalan tradisional ARIMA dan LSTM yang digunakan sebagai representasi dari perkembangan teknologi dalam kemajuan suatu algoritma *deep learning* dalam mencapai hasil, efisiensi waktu dan kerja komputasi suatu komputer dalam memudahkan pekerjaan manusia dalam mengolah suatu data.

2. METODE PENELITIAN

Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder harga penutupan saham Bank Rakyat Indonesia (BRI) pada rentang waktu Mei 2020 sampai Mei 2023 selama empat tahun.

Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang berasal dari situs *Yahoo Finance*.

Tahapan Prosedur Prediksi dan Komparasi Model ARIMA dan LSTM

Adapun tahapan penelitian yang dilakukan dalam melakukan prediksi dan komparasi menggunakan model ARIMA dan LSTM adalah sebagai berikut:

1. Preprocessing
2. Identifikasi Data
3. Pembuatan Dataset
4. Prediksi Dengan Model ARIMA
5. Prediksi Dengan Model LSTM
6. Analisis dan Perbandingan Hasil Prediksi ARIMA dan LSTM
7. Penarikan Kesimpulan

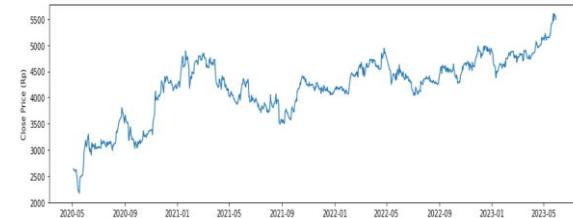
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Preprocessing Data

Data awal yang diperoleh dari website *Yahoo Finance* memiliki 7 jenis atribut data didalamnya, maka dari itu peneliti melakukan pemilihan atribut data yang memuat record data dari atribut data yang akan digunakan. Berdasarkan analisis pada dataset yang digunakan pada penelitian ini, data yang digunakan memiliki nilai dan format yang sama dengan satuan atributnya sehingga dapat dikatakan bahwa data yang digunakan sudah konsisten.

Identifikasi Data

Peneliti melakukan visualisasi dari data yang digunakan pada Gambar 1, berdasarkan proses *preprocessing data* yang telah dilakukan sebelumnya.



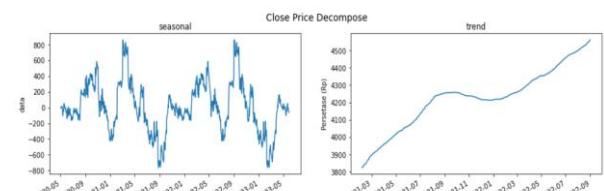
Gambar 1. Grafik time-series harga penutupan

Statistik deskriptif dari dataset yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1. Pada tabel tersebut, diketahui bahwa jumlah dataset yang digunakan untuk penelitian ini berjumlah 747 record data dengan harga rata-rata Rp 4.193 diantara nilai harga Rp 2.170 dan Rp 5.600.

Tabel 1. Statistik deskriptif dataset yang digunakan

Atribut Data	Jumlah Record Data	Nilai Rata-rata	Nilai Maksimum	Nilai Minimum	Standar Deviasi
Close Price (Rp)	747	Rp 4.190	Rp 5.600	Rp 2.170	593,75

Berdasarkan visualisasi *time-series* yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya pada gambar sebelumnya, dilakukan dekomposisi pada dataset yang digunakan untuk melihat pola musiman dan trend yang terjadi pada dataset tersebut yang dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini :



Gambar 2. Dekomposisi time-series harga penutupan

Untuk pola musiman pada data yang digunakan dapat dilihat pada gambar, dimana grafik menunjukkan kenaikan dan penurunan pada bulan ke-8 dan pada awal tahun di setiap tahunnya. Trend pada data yang digunakan berdasarkan gambar mengalami kenaikan yang cukup stabil meskipun terdapat sedikit penurunan yang terjadi pada bulan ke-10 tahun 2021 dan mengalami kenaikan kembali hingga tahun 2022 bulan ke-9.

Pembuatan Dataset

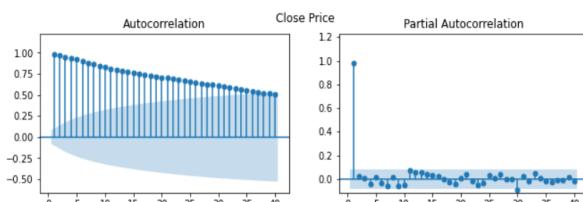
Sebelum melakukan prediksi menggunakan model ARIMA, penulis melakukan pembagian dataset yang digunakan menjadi dua bagian yaitu data train dan data test. Data train digunakan untuk melakukan pelatihan pada model dan data test digunakan sebagai data aktual yang digunakan untuk membandingkan perbedaan harga hasil prediksi dari model yang digunakan dengan mengukur tingkat error menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) atau *Root Mean Squared Error* (RMSE). Pada penelitian ini, data

train dan data test dibagi dengan perbandingan 8:2, dimana data train berjumlah 598 record data dan data test berjumlah 149 record data.

Begitu juga untuk model LSTM, peneliti melakukan pembagian dataset yang dibagi menjadi data train, data test dan data validasi. Data validasi digunakan dalam proses training pada model LSTM untuk melihat nilai RMSE model dalam setiap iterasi untuk mempelajari data train. Pada model LSTM ini peneliti membagi data train dengan rasio 80%, data test 10% dan data validasi sebesar 10% dari dataset yang digunakan.

Prediksi dengan model ARIMA

Pada bagian ini, hal pertama yang peneliti lakukan adalah melakukan visualisasi *Autocorrelation function* (ACF) dan *Partial autocorrelation function* (PACF) pada Gambar 3, yang digunakan untuk mengetahui sifat – sifat dari data yang digunakan, sehingga dapat digunakan dalam pembuatan model kemudian melakukan prediksi [7].



Gambar 3. Visualisasi ACF dan PACF Dataset

Dalam membangun model prediksi yang akan digunakan, penulis harus memastikan bahwa data yang digunakan harus dalam keadaan stasioner karena model prediksi ARIMA yang akan digunakan tidak akan bekerja dengan optimal terhadap data yang tidak stasioner [10].

Pada penelitian ini penulis menggunakan tes ADF dan KPSS untuk menguji apakah dataset yang digunakan stasioner dalam mean atau tidak. Pada test ADF, data dapat dikatakan stasioner dalam mean ketika nilai signifikansi (*p-value*) yang diperoleh dibawah 0,05. Berbeda dengan KPSS, jika nilai signifikansi (*p-value*) yang diperoleh dibawah 0,05 maka menunjukkan bahwa data yang digunakan belum stasioner dalam mean. Pada bagian ini, data yang belum stasioner dalam mean akan dilakukan *differencing* untuk membuat data yang digunakan menjadi stasioner dengan cara yaitu nilai data pada waktu t dikurangi nilai data pada waktu t-1 [8].

Tabel 2. Hasil Pengujian ADF dan KPSS

Atribut Data	ADF Test		KPSS Test		Jumlah Differencing
	Statistic	p-value	Statistic	p-value	
Close Price	-2,6862	0,0764	0,3419	0,01	1

Hasil pengujian data sebelum dan sesudah melakukan *differencing* menggunakan test ADF dan

KPSS dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3, dimana berdasarkan tabel tersebut untuk tes ADF didapatkan hasil nilai signifikansi (*p-value*) lebih kecil dari 0,05 yang berarti data yang digunakan stasioner dalam mean. Tetapi, dari pengujian menggunakan tes KPSS, bahwa nilai signifikansi yang diperoleh dibawah 0,05 yang menyatakan bahwa data yang digunakan belum stasioner dalam mean.

Tabel 3. Hasil Pengujian ADF dan KPSS setelah Differencing

Atribut Data	ADF Test		KPSS Test		Jumlah Differencing
	Statistic	p-value	Statistic	p-value	
Close Price	-25,4511	0,0	0,0423	0,1	0

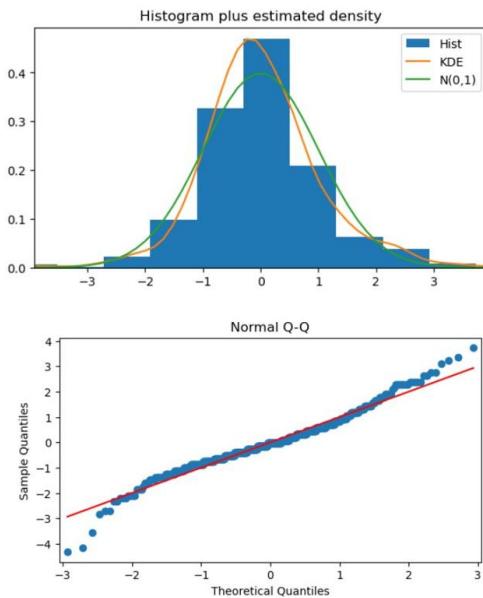
Setelah memastikan jumlah *differencing* yang perlu dilakukan pada model yang akan dicari, peneliti menggunakan fungsi *auto_arima* yang disediakan oleh modul *pmdarima* pada *python* yang digunakan untuk mengidentifikasi kombinasi dari AR (*p*) dan MA (*q*) yang optimal, sehingga secara otomatis mencari model prediksi yang akan digunakan dengan nilai AIC yang paling kecil.

Sebelum melakukan proses identifikasi model, peneliti perlu melakukan proses identifikasi parameter musiman pada metode ARIMA [11], akan tetapi pada penelitian ini peneliti tidak dapat mengidentifikasi parameter musiman yang akan digunakan karena keterbatasan perangkat keras yang digunakan. Maka dari itu peneliti melakukan transformasi *fourier* pada data yang digunakan dan akan digunakan sebagai *exogenous variable* pada model, dimana hasil transformasi data yang dilakukan berformat (.csv) yang akan digunakan pada program *python* sebagai *exogenous variable*.

Tabel 4. Model Prediksi ARIMA oleh *auto_arima*

Atribut Data	Model Terpilih	AIC	Total Waktu Pencarian Model
Close Price	ARIMAX(0,1,0)	6955,477	9s

Model prediksi terbaik dapat dinilai dari nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang paling kecil menggunakan fungsi *auto_arima* [12], model yang terpilih dapat dilihat pada Tabel 4. Setelah memilih model yang akan digunakan, selanjutnya adalah melakukan analisis distribusi residual/error untuk melihat apakah residual/error berdistribusi normal sehingga model dapat dikatakan layak digunakan untuk melakukan prediksi.



Gambar 4. Histogram dan Q-QPlot Model

Dari visualisasi pada Gambar 4, dapat dilihat bahwa residual/error dari model tersebut secara keseluruhan, residual cukup terdistribusi normal, meskipun pada bagian awal dan akhir terdapat deviasi. Hal ini dapat dilihat dari Histogram dan Q-Q Plot, pada histogram normalitas ditandai dengan garis menyerupai kurva yang saling berdekatan. Dan pada Q-Qplot, normalitas ditandai dengan sebaran residual yang mendekati garis diagonal [14].

Setelah mengetahui model prediksi yang akan digunakan, selanjutnya adalah melakukan prediksi dengan skenario *rolling forecast* menggunakan model yang telah diketahui sebelumnya. Model akan melakukan prediksi setiap time step dari data test kemudian nilai observasi aktual pada time step dimasukan pada model untuk melakukan prediksi nilai dari time step berikutnya. Pada penelitian ini, time step yang digunakan peneliti adalah 1, 3 dan 7. Berikut ini adalah hasil prediksi harga saham dengan model ARIMA :



Gambar 5. Hasil Prediksi Model ARIMA

Seperti yang terlihat pada Gambar 5, prediksi harga saham dengan model ARIMA selama 8 bulan dari bulan November 2022 sampai bulan Juni 2023, memberikan hasil prediksi yang menunjukkan kenaikan harga saham yang mendekati dengan kenaikan harga saham yang ditampilkan pada data aktual. Akan tetapi

seiring dengan bertambahnya periode prediksi, akurasi menurun dalam melakukan prediksi jangka panjang. Dapat dilihat pada prediksi untuk 7 hari kedepan yang ditandai garis hijau menunjukkan hasil prediksi yang cukup jauh dengan data aktual di setiap bulannya. 10 harga saham awal hasil prediksi yang dilakukan oleh model dan harga saham aktual yang terjadi pada masing – masing time step dapat dilihat pada Tabel 5, Tabel 6 dan Tabel 7.

Tabel 5. Harga Saham Hasil Prediksi ARIMA 1 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 1 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2022-10-18	Rp 4.290	Rp 4.300
2022-10-19	Rp 4.300	Rp 4.290
2022-10-20	Rp 4.390	Rp 4.300
2022-10-21	Rp 4.430	Rp 4.390
2022-10-24	Rp 4.500	Rp 4.430
2022-10-25	Rp 4.590	Rp 4.500
2022-10-26	Rp 4.530	Rp 4.590
2022-10-27	Rp 4.600	Rp 4.530
2022-10-28	Rp 4.630	Rp 4.600
2022-10-31	Rp 4.650	Rp 4.630

Tabel 6. Harga Saham Hasil Prediksi ARIMA 3 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 3 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2022-10-18	Rp 4.290	Rp 4.310
2022-10-21	Rp 4.430	Rp 4.400
2022-10-26	Rp 4.530	Rp 4.600
2022-10-31	Rp 4.650	Rp 4.640
2022-11-03	Rp 4.650	Rp 4.620
2022-11-08	Rp 4.620	Rp 4.700
2022-11-11	Rp 4.650	Rp 4.540
2022-11-16	Rp 4.520	Rp 4.590
2022-11-21	Rp 4.590	Rp 4.620
2022-11-24	Rp 4.720	Rp 4.680

Tabel 7. Harga Saham Hasil Prediksi ARIMA 7 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 7 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2022-10-26	Rp 4.530	Rp 4.320
2022-11-04	Rp 4.650	Rp 4.550
2022-11-15	Rp 4.580	Rp 4.670
2022-11-24	Rp 4.720	Rp 4.600
2022-12-05	Rp 4.890	Rp 4.740

2022-12-14	Rp 4.980	Rp 4.910
2022-12-23	Rp 4.880	Rp 5.000
2023-01-03	Rp 4.850	Rp 4.900
2023-01-12	Rp 4.500	Rp 4.870
2023-01-24	Rp 4.620	Rp 4.520

Untuk mengetahui lebih jelas nilai hasil prediksi dan nilai aktual yang terjadi di lapangan, dilakukan pengujian error menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) [7].

Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - F_i|$$

Dimana :

n : ukuran sampel

A_i : nilai data aktual ke-i

F_i : nilai data prediksi ke-i

Root Mean Squared Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum y_i - \hat{y}_i^2}{n}}$$

Dimana :

y : nilai hasil observasi

\hat{y} : nilai hasil prediksi

i : urutan data pada dataset

n : jumlah data

Nilai MAE dan RMSE dari prediksi periode 1, 3 dan 7 hari menggunakan model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Pengujian RMSE dan MAE model ARIMA

Atribut data	Model ARIMA	Error	Rolling forecast period		
			1 time-step	3 time-step	7 time-step
Price Close	ARIMAX (0,1,0)	MAE	52,1664	62,0224	93,5985
		RMSE	65,7436	80,4256	129,477

Prediksi dengan model LSTM

Pada model ini penulis melakukan standarisasi data dengan fungsi pada python agar data memiliki nilai *mean* dan *varian* nol sehingga model yang dihasilkan optimal dan mencegah penyimpangan dari pengolahan data train. Data test dan data validasi juga dilakukan standarisasi. Pada model ini, hasil prediksi model yang di-training dengan data yang sudah distandarisasi juga akan menghasilkan nilai standarisasi, maka dari itu perlu dilakukan standarisasi balik.

Setelah dilakukanya standarisasi data, peneliti melakukan proses training pada model LSTM. Pada penelitian ini, model LSTM dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman python dengan

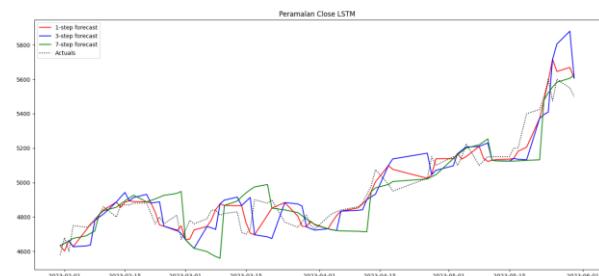
library keras. [9] menjelaskan bahwa tidak ada aturan pasti dalam menetapkan jumlah *epoch* dan neuron dalam prediksi *time-series*, maka dari itu penulis melakukan pengujian untuk mengetahui model dengan prediksi paling optimal. Pada penelitian ini, penulis membatasi maksimal 210 iterasi. Pada model LSTM ini, setiap iterasi dilakukan pengujian nilai RMSE terhadap data validasi dan program hanya akan menyimpan model dengan nilai RMSE paling rendah untuk menghindari kondisi *over-fitting* pada model.

Tabel 9. Hasil Pengujian neuron layer model LSTM

Atribut Data	Neuron	RMSE data validasi	Durasi training
Close	216	62,6091	1min 8s
Price	110	65,5366	44s

Peneliti melakukan pengujian pembuatan model LSTM arsitektur neuron layer sebesar 110 dan 216 neuron yang dapat dilihat pada Tabel 9, kemudian nilai RMSE diuji terhadap data validasi untuk melihat model dengan jumlah neuron yang paling optimal. Berdasarkan tabel di atas terlihat bahwa penurunan nilai RMSE yang cukup signifikan untuk model dengan arsitektur 216 dan 110 neuron layer meskipun durasi training yang dibutuhkan model dengan 216 neuron hanya berbeda 24 detik lebih lama dibandingkan dengan model dengan neuron 110. Maka dari itu penulis tentu memilih model dengan nilai error paling kecil sebagai model terbaik untuk melakukan prediksi.

Setelah memilih model prediksi LSTM yang akan digunakan, selanjutnya adalah melakukan prediksi dan melakukan pengujian tingkat error dengan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) terhadap nilai aktualnya yaitu data test. Sama seperti sebelumnya, dilakukan *rolling forecast* untuk setiap 1, 3 dan 7 periode kedepan, kemudian nilai observasi aktual pada periode atau time step berikutnya. Berikut ini adalah hasil prediksi dengan model LSTM :



Gambar 6. Hasil Prediksi Model LSTM

Seperti yang terlihat pada Gambar 6, prediksi harga tutup saham dengan model LSTM sepanjang 5 bulan hingga juni 2023, model memberikan hasil prediksi yang menunjukkan kenaikan harga saham yang cukup mendekati sama dengan kenaikan harga saham yang ditampilkan pada data aktual untuk periode prediksi 1 hari kedepan. Akan tetapi pada gambar dapat

dilihat bahwa untuk prediksi 3 dan 7 hari kedepan menunjukkan hasil prediksi yang cukup jauh dengan data aktual seperti pada akhir bulan februari 2023 dan pada akhir bulan mei 2023 yang disebabkan oleh panjang periode prediksi yang dilakukan. Hal ini menunjukkan bahwa model LSTM yang digunakan dapat menangkap trend kenaikan harga saham dengan tingkat akurasi yang bervariasi tergantung dari nilai periode prediksi yang dilakukan.

Harga saham hasil prediksi yang dilakukan oleh model dan harga saham aktual yang terjadi pada masing – masing time step dapat dilihat pada Tabel 10, Tabel 11 dan Tabel 12.

Tabel 10. Harga Saham Hasil Prediksi LSTM 1 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 1 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2023-01-31	Rp 4.580	Rp 4.630
2023-02-01	Rp 4.680	Rp 4.600
2023-02-02	Rp 4.600	Rp 4.660
2023-02-03	Rp 4.750	Rp 4.630
2023-02-06	Rp 4.740	Rp 4.730
2023-02-07	Rp 4.750	Rp 4.760
2023-02-08	Rp 4.790	Rp 4.790
2023-02-09	Rp 4.810	Rp 4.820
2023-02-10	Rp 4.860	Rp 4.840
2023-02-13	Rp 4.800	Rp 4.890

Tabel 11. Harga Saham Hasil Prediksi LSTM 3 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 3 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2023-01-31	Rp 4.580	Rp 4.630
2023-02-03	Rp 4.750	Rp 4.630
2023-02-08	Rp 4.790	Rp 4.790
2023-02-13	Rp 4.800	Rp 4.890
2023-02-16	Rp 4.870	Rp 4.890
2023-02-21	Rp 4.820	Rp 4.880
2023-02-24	Rp 4.760	Rp 4.740
2023-03-01	Rp 4.720	Rp 4.670
2023-03-06	Rp 4.790	Rp 4.760
2023-03-09	Rp 4.810	Rp 4.890

Tabel 12. Harga Saham Hasil Prediksi LSTM 7 Timestep

HASIL PREDIKSI SETIAP 7 HARI KEDEPAN		
Tanggal	Harga Aktual	Harga Hasil Prediksi
2023-01-31	Rp 4.580	Rp 4.630

2023-02-09	Rp 4.810	Rp 4.820
2023-02-20	Rp 4.880	Rp 4.880
2023-03-01	Rp 4.720	Rp 4.670
2023-03-10	Rp 4.820	Rp 4.870
2023-03-21	Rp 4.900	Rp 4.840
2023-04-03	Rp 4.800	Rp 4.740
2023-04-13	Rp 4.980	Rp 4.940
2023-05-02	Rp 5.150	Rp 5.140
2023-05-11	Rp 5.150	Rp 5.130

Nilai hasil prediksi dan nilai aktual yang terjadi di lapangan seperti pada model ARIMA sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 13 yang berisi nilai MAE dan RMSE dari prediksi periode 1, 3 dan 7 hari menggunakan model LSTM :

Tabel 13. Pengujian RMSE dan MAE model LSTM

Atribut data	Neuron & Max Epoch	Error	Rolling forecast period		
			1 time-step	3 time-step	7 time-step
Price Close	216 & 210	MAE	53,9270	90,8261	90,4234
		RMSE	73,5791	115,825	116,239

Analisis dan Perbandingan Hasil Prediksi ARIMA dan LSTM

Hasil Prediksi dengan dilakukannya *rolling forecast* diuji dengan melihat nilai MAE dan RMSE dari kedua model prediksi kemudian dibandingkan untuk melihat model prediksi yang lebih optimal. Perbandingan error hasil prediksi oleh model ARIMA dan LSTM dapat dilihat pada Tabel 14.

Tabel 14. Perbandingan error hasil prediksi model ARIMA dan LSTM

Atribut data	Rolling forecast period	Model ARIMA		Model LSTM	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE
Close Price	1 time-step	52,1664	65,7436	53,9270	73,5791
	3 time-step	62,0224	80,4256	90,8261	115,825
	7 time-step	93,5985	129,477	90,4234	116,239

Berdasarkan hasil pengujian error pada Tabel 14, terlihat bahwa pada penelitian ini model ARIMA memiliki performa prediksi yang lebih baik dibandingkan model LSTM karena model ARIMA memiliki nilai error yang lebih rendah dari model LSTM. Tidak hanya itu, jika dilihat selisih error hasil prediksi dari kedua model memiliki selisih yang cukup jauh seperti pada nilai RMSE dari model ARIMA dan model LSTM untuk prediksi 3 hari kedepan dengan nilai selisih error 33,1424.

Tabel 15. Waktu komputasi model ARIMA dan LSTM

Atribut data	Waktu komputasi	
	ARIMA	LSTM
Close Price	9s	1min 8s

Jika dilihat pada Tabel 15, dapat dilihat bahwa model ARIMA dari segi waktu komputasi dalam proses pencarian model terbaik untuk digunakan juga hanya memakan waktu 9 detik, sedangkan untuk model LSTM dalam melakukan training pada model dengan data yang sama memakan waktu 1 menit 8 detik.

Pada model ARIMA, yang mempengaruhi durasi waktu komputasi adalah penggunaan jumlah data training dan exogenous variabel yang digunakan, dimana program python akan mencari model dengan melakukan estimasi parameter untuk setiap kombinasi order. Lalu pada setiap kombinasi akan melakukan training dataset pada model sehingga memberikan informasi nilai AIC kemudian dipilih oleh model untuk nilai AIC yang paling kecil. Pada model LSTM, yang mempengaruhi durasi waktu komputasi selain jumlah data train, terdapat *epoch* dan jumlah *neuron* yang ditentukan. *Epoch* adalah jumlah iterasi yang akan dilakukan oleh model dalam mempelajari dataset sehingga semakin banyak iterasi semakin banyak waktu yang diperlukan.

4. PENUTUP **Kesimpulan**

Berdasarkan hasil prediksi dan analisis performa model menggunakan metode ARIMA dan metode *deep learning* dengan algoritma LSTM dalam melakukan prediksi harga saham, maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Pada penelitian ini prediksi menggunakan model ARIMA memberikan performa prediksi terbaik, dibandingkan dengan model LSTM.
2. Pada model ARIMA, hasil prediksi harga saham yang dihasilkan memberikan hasil prediksi yang menunjukkan kenaikan harga saham yang mendekati dengan kenaikan harga saham yang ditampilkan pada data aktual untuk periode prediksi 1 dan 3 hari kedepan, dimana model mampu mendekati data aktual dengan baik pada harga saham Rp 4.600, Rp 4.880, Rp 5.100 dan Rp 5.600. Akan tetapi untuk periode 7 hari kedepan, akurasi menurun dalam melakukan prediksi jangka panjang. Dan pada model LSTM, prediksi harga saham yang dilakukan mampu memprediksi tren kenaikan harga saham dengan cukup baik untuk periode prediksi 1 hari kedepan, dimana model mampu mendekati data aktual pada harga saham Rp 4.850, Rp 5.150 dan Rp 5.500. Akan tetapi untuk periode 3 dan 7 hari kedepan mengalami penurunan akurasi dan cukup jauh dari data aktual. Pada penelitian ini model ARIMA juga unggul dari segi waktu komputasi dibandingkan dengan model LSTM. Pada ARIMA, jumlah data training dan penggunaan exogenous variabel mempengaruhi waktu komputasi model yang digunakan. Semakin banyak data training yang digunakan, semakin lama waktu yang diperlukan untuk memproses

hasil prediksi. Pada LSTM, selain disebabkan oleh jumlah data training, *epoch* dan *neuron* yang digunakan juga berperngaruh pada model sehingga model membutuhkan waktu lebih dalam mempelajari dataset.

REFERENSI

- [1] Nurhayati, S., & Wasilah. (2013). Akuntansi Syariah di Indonesia. Jakarta: Salemba Empat.
- [2] Bursa Efek Indonesia, (2019). Retrieved from Produk: <https://www.idx.co.id/id/produk/>.
- [3] BRI, (2021). Sejarah BRI. Dipetik 08 05, 2021, dari Informasi Perusahaan: <https://bri.co.id/info-perusahaan>.
- [4] Darsyah, M. Y., & Nur, M. S. (2016). Model Terbaik Arima Dan Winter Pada Prediksi Data Saham Bank. Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, 4(1).
- [5] Arsyad, Lincoln. (1995). Prediksi Bisnis. Jakarta: Ghalia Indonesia.
- [6] Manaswi, N. K. (2018). Deep Learning with Applications Using Python. Apress.
- [7] Montolalu, Y. V. (2022). *Analisis Performa Autoregressive Integrated Moving Average Model dan Deep Learning Long Short-Term Memory Model untuk Prediksi Data Cuaca*. Jointer : Journal Of Informatics Engineering.
- [8] Wei, W. W. S. (2006). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition. Dalam Pearson Education, Inc.: Vol. SFB 373 (Issue Chapter 5).
- [9] Rizki, M., Basuki, S., & Azhar, Y. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory(LSTM) Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang. <https://doi.org/10.22219/repositor.v2i3.470>.
- [10] Sinnyo, H. A., Salmon., Nelson, N., Djoni, H. (2015). Pemodelan ARIMA Dalam Prediksi Penumpang Pesawat Terbang Pada Bandara Internasional Sam Ratulangi Manado. Journal d'CartesiaN, Vol 4, No. 1.
- [11] Jekir, V. Dompas., John, S. K., Marline, S. P. Prediksi Jumlah Penderita Demam Berdarah di Kabupaten Kepulauan Sangihe Dengan Menggunakan Model ARIMA Musiman. Journal d'CartesiaN, Vol 9, No. 2.
- [12] Filsa, E., Mokorimban., Nelson, N., Yohanes, A. R. L. Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Stepterkhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. Journal d'CartesiaN, Vol 10, No. 2.
- [13] Karmelin, Mendome., Nelson, N., John, S. K. Penerapan Model ARIMA dalam Memprediksi Jumlah Tindak Kriminalitas di Wilayah POLRESTA Manado Provinsi Sulawesi Utara. Jurnal MIPA Unsrat Online, 5(2) 113-116.
- [14] Varra, Wuwung., Nelson, N., Marline, P. Prediksi Harga Beras Sultan dan Membramo di Kota

Manado dengan Menggunakan Model ARIMA.

Jurnal MIPA Unsrat Online, 2(1) 1-4.

Christover Z. Lumingkewas (chriszefanya@gmail.com)



Lahir di Jakarta, Jawa Barat pada tanggal 11 Juni 2002. Menempuh pendidikan tinggi Program Studi Sistem Informasi, Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Sam Ratulangi Manado. Tahun 2024 adalah tahun terakhir ia menempuh studi. Makalah ini merupakan hasil penelitian skripsinya yang dipublikasikan.

Chriestie E.J.C. Montolalu, S.Si, M.Sc

(chriestelly@unsrat.ac.id)



Lahir pada tanggal 10 Desember 1985. Pada tahun 2007 mendapatkan gelar Sarjana Sains (S.Si) yang diperoleh dari Universitas Sam Ratulangi Manado. Gelar *Master of Science* (M.Sc) diperoleh dari Universitas Of Queensland Australia pada tahun 2015. Ia bekerja di UNSRAT di Jurusan Matematika sebagai pengajar akademik tetap UNSRAT.

Yohanes A. R. Langi (yarlangi@unsrat.ac.id)



Lahir di Jakarta pada tanggal 13 Juni 1970. Pada tahun 1994 mendapatkan gelar Sarjana Sains (S.Si) yang diperoleh dari Universitas Kristen Indonesia-Tomohon. Gelar Magister Sains diperoleh dari Institut Pertanian Bogor pada tahun 2007. Ia bekerja di UNSRAT di Program Studi Matematika sebagai pengajar akademik tetap UNSRAT.