

Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model *Autoregressive Integrated Moving Average* dan *Long Short Term Memory*

LUKI SETIAWAN, DWI SUSANTI, RIAMAN

DEPARTEMEN MATEMATIKA, FAKULTAS MIPA, UNIVERSITAS PADJADJARAN
JL. RAYA BANDUNG SUMEDANG KM 21 JATINANGOR SUMEDANG 45363

EMAIL: LUKI18001@MAIL.UNPAD.AC.ID, DWI.SUSANTI@UNPAD.AC.ID, RIAMAN@UNPAD.AC.ID

Abstrak

Saham menjadi salah satu instrumen investasi yang populer di tengah masyarakat modern. Saham berpotensi memberikan keuntungan yang besar namun juga memiliki risiko yang besar, oleh sebab itu dibutuhkan peramalan harga saham untuk menghadapi risiko dalam berinvestasi saham. Data harga saham termasuk ke dalam data deret waktu sehingga diperlukan analisis deret waktu dalam meramalkannya. Terdapat dua model populer dalam meramalkan data deret waktu yaitu Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan Model *Long Short Term Memory (LSTM)*. Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk menemukan model *ARIMA* terbaik dan kombinasi hyperparameter model *LSTM* terbaik, serta membandingkan akurasi hasil peramalan kedua model tersebut untuk memperoleh model yang terbaik dalam meramalkan harga saham terpilih. Metode *Maximum Likelihood Estimation* digunakan dalam mengestimasi parameter model *ARIMA* dan Metode *Trial and Error* digunakan dalam menentukan kombinasi *hyperparameter* model *LSTM*. Data yang digunakan adalah data harga penutupan saham BBKA, BBTN, dan BMRI selama 1 tahun (1 April 2021 – 31 Maret 2022). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *LSTM* merupakan model terbaik dalam meramalkan data harga saham BBKA, sementara itu model *ARIMA* (1,1,0) merupakan model terbaik dalam meramalkan data harga saham BBTN dan BMRI. Seluruh hasil peramalan dengan menggunakan model terbaik untuk masing-masing saham, masuk ke dalam kriteria peramalan yang sangat akurat karena memiliki nilai *MAPE* $\leq 10\%$.

Kata kunci: Analisis Deret Waktu; *ARIMA*; *LSTM*; Saham.

Abstract

Stocks are one of the popular investment instruments in modern society. Stocks have the potential to provide large profits but also have great risks, therefore stock price forecasting is needed to face risks in investing in stocks. Stock price data is included in the time series data so that time series analysis is needed in forecasting it. There are two popular models for forecasting time series data, namely the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model and the Long Short Term Memory (LSTM) Model. The purpose of this study is to find the best ARIMA model and the best combination of LSTM model hyperparameters, as well as compare the accuracy of the forecasting results of the two models to obtain the best model in forecasting the selected stock price. The Maximum Likelihood Estimation method is used in estimating the parameters of the ARIMA model and the Trial and Error Method is used in determining the combination of LSTM model hyperparameters. The data used is data on the closing price of BBCA, BBTN, and BMRI shares for 1 year (1 April 2021 – 31 March 2022). The results showed that the LSTM model is the best model in forecasting BBCA stock price data, while the ARIMA model (1,1,0) is the best model in forecasting BBTN and BMRI stock price data. All forecasting results using the best model for each stock, fall into the criteria of highly accurate forecasting because it has a MAPE value of ≤ 10

Keywords: *Time Series Analysis; ARIMA; LSTM; Stocks.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan sektor ekonomi yang pesat membuat masyarakat mulai menyadari pentingnya investasi untuk masa depan. PT. Kustodian Sentral Efek Indonesia (2021) mencatat bahwa jumlah investor pasar modal di Indonesia berdasarkan *Single Investor Identification (SID)* meningkat dari 7.489.337 pada tahun 2021 menjadi 8.103.795 pada bulan Februari tahun 2022. Saham menjadi salah satu instrumen investasi yang populer di tengah masyarakat modern. Kepemilikan suatu saham merupakan bentuk dari kepemilikan suatu perusahaan. Investasi saham masuk ke dalam kategori investasi yang memiliki potensi keuntungan yang besar namun risiko yang ditanggung juga besar. Risiko ini didukung dengan adanya fluktuasi harga saham yang berubah seiring dengan berjalannya waktu, oleh sebab itu dibutuhkan peramalan harga saham untuk menghadapi risiko dalam berinvestasi saham.

Data harga saham merupakan salah satu contoh dari data deret waktu. Data deret waktu adalah sekumpulan data hasil pengamatan yang diurutkan berdasarkan indeks waktu dengan interval waktu yang tetap (Wei [7]). Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* merupakan model yang populer yang diaplikasikan dalam meramalkan data deret waktu, namun di sisi lain dalam era *Artificial Intelligence* berbagai model *Machine Learning* juga berkembang dengan pesat dalam meramalkan data deret waktu. *Machine Learning* merupakan algoritma yang bekerja selayaknya otak manusia bekerja, semakin banyak informasi dan kejadian yang dipelajari maka semakin pandai dan akurat kemampuan berpikir otak dalam menyelesaikan suatu permasalahan. *Long Short Term Memory (LSTM)* merupakan contoh model *Machine Learning* yang juga populer dalam meramalkan data deret waktu. *LSTM* merupakan perkembangan dari model *Recurrent Neural Network (RNN)*. *LSTM* memiliki hal yang sangat penting dalam pengolahan data deret waktu yaitu keefektifannya dalam menyimpan informasi yang panjang, sementara *RNN* tidak memiliki kemampuan tersebut.

Penelitian sebelumnya terkait peramalan menggunakan model *ARIMA* dilakukan oleh Sari [6] dalam penelitiannya membandingkan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (*ARCH*) dan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (*GARCH*) dengan *ARIMA*, diperoleh kesimpulan bahwa *ARIMA* menghasilkan error terkecil dalam memprediksi nilai tukar mata uang Rupiah terhadap Dollar untuk periode 3 Januari 2000 sampai 7 Juli 2014. Rivani (2015) dalam penelitiannya membandingkan peramalan menggunakan metode *ARIMA* dan *VaR* (*Value at Risk*) yang menunjukkan bahwa peramalan saham BBRI lebih baik menggunakan model *ARIMA*, sementara untuk peramalan saham BMRI dan BBKA lebih baik menggunakan model *VaR*, hal tersebut membuktikan bahwa tidak semua model yang kompleks memiliki hasil yang terbaik. Penelitian lainnya dilakukan oleh Hikichi et al. (2017) menggunakan model *ARIMA* pada data sertifikasi ISO 14001 di Amerika dan 13 negara bagusnya antara tahun 1996 sampai 2015 menunjukkan data hasil peramalan yang mendekati data aktualnya.

Penelitian sebelumnya terkait peramalan menggunakan model *LSTM* dilakukan oleh She-walkar et al. (2019) yang mengatakan sedikitnya *memory* yang digunakan pada model *GRU* (*Gated Recurrent Unit*) membuat proses pelatihan data berjalan lebih cepat daripada model *LSTM* namun mereka menambahkan bahwa meskipun proses pelatihan data pada *GRU* lebih cepat dan sederhana, *LSTM* mampu mengungguli *GRU* dengan menghasilkan model yang lebih akurat saat menggunakan periode data yang lama. Pernyataan tersebut didukung oleh Zaman et al. (2019), hasil percobaan dalam penelitiannya menunjukkan keberhasilan pelatihan *LSTM* lebih baik besar dibandingkan *GRU*. Penelitian lainnya dilakukan oleh Julian & Pribadi (2021) yang berhasil menggunakan model *LSTM* untuk meramalkan harga saham emiten TINS yang menghasilkan nilai *RMSE* yang cukup baik sebesar 31,71 menggunakan jumlah epoch optimal sebesar 200.

Berdasarkan uraian latar belakang yang sudah dipaparkan sebelumnya, maka dilakukan penelitian dengan judul “Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model *Autoregressive Integrated Moving Average* dan *Long Short Term Memory*”. Penelitian ini diharapkan dapat membantu mengambil keputusan dalam memilih model terbaik dalam melakukan peramalan data harga saham.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Rancangan Penelitian. Penelitian ini dirancang untuk mendapatkan model *ARIMA* terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan harga saham perusahaan terpilih. mendapatkan kombinasi hyperparameter model *LSTM* terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan harga saham perusahaan terpilih, serta membandingkan keakuratan hasil peramalan harga masing-masing saham menggunakan model *ARIMA* dan *LSTM*. Penelitian dibantu dengan menggunakan *Microsoft Excel*, *Eviews 10* dan *Google Colaboratory*.

2.2. Jenis dan Sumber Data. Data yang digunakan untuk penelitian ini berupa data sekunder yakni data harga saham perusahaan yang berasal dari sektor keuangan yang masuk ke dalam indeks LQ45 pada periode bulan Februari sampai April 2022. Saham yang dipilih yaitu saham PT. Bank Central Asia Tbk. (BBKA), PT. Bank Tabungan Negara Tbk. (BBTN) dan PT. Bank Mandiri Tbk. (BMRI). Data diperoleh dari situs <https://finance.yahoo.com/> dengan periode data mulai dari tanggal 1 April 2021 sampai 31 Maret 2022.

2.3. Model dan Evaluasi Model. Model yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

(1) Model *ARIMA*

Model *ARIMA* dibentuk menggunakan metode *ARIMA* Box-Jenkins. Dalam menggunakan metode *ARIMA* Box-Jenkins suatu data deret waktu harus memenuhi syarat

stasioneritas (Box *et al.*, [3]). Pengujian stasioneritas data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Uji ADF dapat dituliskan pada persamaan (1).

$$W_t = \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^k \alpha_i W_{t-i} + e_t \quad (1)$$

Hipotesis uji ADF sebagai berikut:

H_0 : $\delta = 0$ (data tidak stasioner)

H_1 : $\delta < 0$ (data stasioner)

Statistik uji ADF dapat dilihat pada persamaan (2).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2)$$

Apabila $|t_{hitung}| > |t_{tabel}|$ dan $p\text{-value} < \alpha = 0,05$ maka H_0 ditolak, artinya data sudah stasioner. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner maka perlu dilakukan *differencing* menggunakan persamaan (3).

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (3)$$

Selanjutnya dilakukan identifikasi model *ARIMA* menggunakan data yang sudah stasioner. Identifikasi model *ARIMA* dilakukan dengan menggunakan *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF dapat dilihat pada persamaan (4) dan PACF dapat dilihat pada persamaan (5).

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \mu)^2} \quad (4)$$

$$P_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k P_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k P_{kj} \rho_j} \quad (5)$$

Penaksiran parameter model *ARIMA* dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Model* (MLE). Bentuk umum model *ARIMA* dapat dilihat pada persamaan (6).

$$W_t = \varphi_1 W_{t-1} + \dots + \varphi_p W_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (6)$$

Uji signifikansi parameter model *ARIMA* dilakukan dengan menggunakan uji t untuk menguji parameter secara parsial dan uji f untuk menguji parameter secara simultan. Dilakukan uji t terlebih dahulu. Menurut Aswi & Sukarna [2], uji t dapat dilakukan sebagai berikut.

Hipotesis pengujian signifikansi parameter *AR* atau *MA* secara parsial adalah:

H_0 : φ atau $\theta = 0$, (parameter tidak signifikan terhadap model)

H_1 : φ atau $\theta \neq 0$, (parameter signifikan terhadap model)

Statistik uji signifikansi parameter secara parsial dapat dilihat pada persamaan (7).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\varphi}}{SE(\hat{\varphi})} \text{ dan/atau } t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (7)$$

Apabila $|t_{hitung}| > |t_{tabel}|$ dan $p\text{-value} < \alpha = 0,05$, maka H_0 ditolak, artinya parameter pada model telah signifikan secara parsial. Selanjutnya dilakukan uji f terhadap model yang telah memiliki parameter signifikan secara parsial. Menurut Kuncoro [4], dapat uji f dapat dilakukan sebagai berikut.

Hipotesis pengujian signifikansi parameter *AR* dan/atau *MA* secara simultan adalah:

$$\begin{array}{ll}
H_0 : \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q = 0 \text{ dan/atau} & (\text{parameter } AR \text{ dan/atau } MA \text{ secara} \\
\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p = 0, & \text{simultan tidak signifikan dalam model)} \\
H_1 : \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q \neq 0 \text{ dan/atau} & (\text{parameter } AR \text{ dan/atau } MA \text{ secara} \\
\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p \neq 0, & \text{simultan signifikan dalam model)}
\end{array}$$

Statistik uji signifikansi parameter secara simultan dapat dilihat pada persamaan (8).

$$f_{hitung} = \frac{R^2/(v-1)}{1-R^2/(n-v)} \quad (8)$$

Apabila $|f_{hitung}| > |f_{tabel}|$, maka H_0 ditolak, artinya parameter AR dan/atau MA pada model telah signifikan secara simultan.

Setelah parameter dinyatakan signifikan, dilakukan uji diagnostik model dengan menggunakan Uji Ljung-Box, serta melakukan uji normalitas menggunakan QQ-Plot. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$\begin{array}{ll}
H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k & (\text{residual bersifat } white \text{ noise}) \\
H_1 : \exists \rho_k \neq 0 & (\text{residual tidak bersifat } white \text{ noise})
\end{array}$$

Statistik uji Ljung-Box dapat dilihat pada persamaan (9).

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (9)$$

Kriteria H_1 ditolak apabila $p - value > \alpha$ dan $Q < \chi_{\alpha, k-1}^2$, yang berarti data telah bersifat *white noise*.

Menurut Johnson & Wichern (2002), *Quantile-Quantile* plot (Q-Q plot) merupakan uji asumsi normalitas dengan pendekatan analisis grafik/plot, suatu data dikatakan berdistribusi normal apabila titik-titik data tersebar didekat garis diagonal.

(2) Model LSTM

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan model yang termasuk ke dalam jenis *Recurrent Neural Network (RNN)* yang mampu menampung berbagai informasi penting dalam jangka panjang dengan menggunakan memori sel. *Long Short Term Memory* dikembangkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997.

Menurut Arfan *et al.*, [1], alur informasi model *LSTM* dimulai dari *forget gate* menuju *output gate* adalah sebagai berikut.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1} + Z_t] + b_f) \quad (10)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1} + Z_t] + b_i) \quad (11)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1} + Z_t] + b_c) \quad (12)$$

$$c_t = (i_t * \tilde{C}_t + f_t * c_{t-1}) \quad (13)$$

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1} + Z_t] + b_o) \quad (14)$$

$$h_t = O_t * \tanh(c_t) \quad (15)$$

Terdapat proses yang perlu dilakukan sebelum pemodelan *LSTM* dilakukan yaitu normalisasi data dan pembagian data. Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan teknik penskalaan minimum-maksimum pada *sklearn library*, tahap ini masuk ke dalam tahap *preprocessing*. Normalisasi dilakukan untuk mengatasi perbedaan nilai yang cukup besar pada data (Arfan *et al.*, [1]). Persamaan (16) akan digunakan untuk menormalisasi data dalam penelitian ini.

$$Z'_t = \frac{Z_t - Z_{min}}{Z_{max} - Z_{min}} \quad (16)$$

Pembagian data dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu 70% data pelatihan (*training*) dan 30% data pengujian (*testing*). Data pelatihan digunakan

untuk mencari model yang paling optimal selama proses pelatihan/pembelajaran berjalan, sementara itu data pengujian digunakan untuk mengevaluasi model yang diperoleh dari proses pelatihan / pembelajaran (Arfan *et al.*, [1]).

Menurut Arfan *et al.*, [1], denormalisasi akan digunakan setelah hasil prediksi telah didapatkan berdasarkan model yang terbentuk. Denormalisasi akan mengubah mengembalikan nilai data dalam bentuk interval menjadi data yang sesungguhnya. Persamaan (17) akan digunakan untuk denormalisasi data dalam penelitian ini.

$$Z_t = Z'_t(Z_{max} - Z_{min}) + Z_{min} \quad (17)$$

(3) Peramalan dan Pemilihan Model Terbaik

Menurut, Aswi & Sukarna [2], peramalan merupakan suatu teknik untuk memprediksi suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu dan data pada masa kini. Tahap selanjutnya yang dapat dilakukan setelah melakukan peramalan adalah melihat nilai *error* untuk membandingkan model, menentukan model terbaik dan mengetahui akurasi model.

Dalam penelitian ini digunakan dua metode perhitungan *error* yaitu *Root Mean Square Error* untuk membandingkan model dan menentukan model terbaik, serta *Mean Absolut Percetage Error* untuk mengukur ketepatan model dalam peramalan. Menurut Sari *et al.*, [5], *Root Mean Square Error (RMSE)* merupakan teknik evaluasi model yang mudah diaplikasikan dan sudah digunakan dalam berbagai penelitian terkait peramalan. *RMSE* dirumuskan pada persamaan (18).

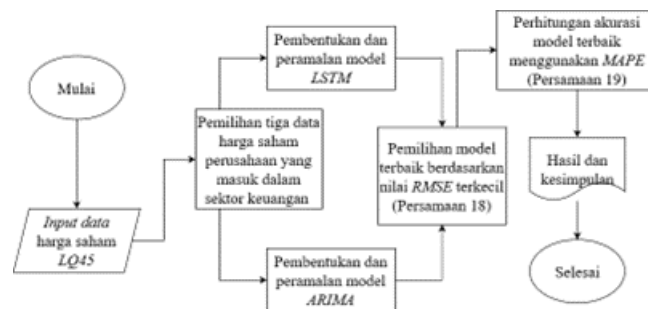
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_t - \widehat{Z}_t)^2} \quad (18)$$

MAPE adalah presentase kesalahan rata-rata secara multak. Secara umum perhitungan *MAPE* dengan satuan dapat dilihat pada persamaan (19) sebagai berikut (Wei [7]):

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \widehat{Z}_t}{Z_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (19)$$

(4) Teknis Analisis Data

Dalam memecahkan masalah dalam penelitian, maka data yang diperoleh dianalisis menggunakan teknik-teknik tertentu sehingga diperoleh suatu kesimpulan dan temuan hasil penelitian. Diagram alir teknik analisis data disajikan pada Gambar 1 dan Gambar ??.



GAMBAR 1. Diagram Alir Keseluruhan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Kestasioneran Data Model *ARIMA*. Pengecekan kestasioneran data harga penutupan saham BBKA, BBTN dan BMRI dilakukan dengan menggunakan uji *ADF*. Tabel 1 berikut menjelaskan hasil uji *ADF* berdasarkan *p-value* pada data harga penutupan saham (sebelum *differencing*).

TABEL 1. Uji *ADF* Sebelum *Differencing*

Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i>	
Saham	<i>p-value</i>
BBKA	0,5123
BBTN	0,5289
BMRI	0,1466

3.2. Identifikasi Model *ARIMA*. Berdasarkan perhitungan dan pembentukan plot *ACF* maupun *PACF* dengan menggunakan *RStudio* terpotong pada lag ke-1. Model *ARIMA* sementara yang dapat digunakan untuk ketiga data harga saham terpilih adalah model *ARIMA* (1,1,1), *ARIMA* (1,1,0), dan *ARIMA* (0,1,1).

3.3. Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model *ARIMA*. Hasil penaksiran parameter model *ARIMA* dapat dilihat pada Tabel 2. Hasil uji signifikansi parameter secara parsial dapat dilihat pada tabel 3. Hasil uji signifikansi parameter secara simultan dapat dilihat pada tabel 4. Berdasarkan ketiga tabel tersebut dapat diketahui bahwa model *ARIMA* (1,1,0) dan model *ARIMA* (0,1,1) pada ketiga data harga saham memiliki parameter yang signifikan secara parsial dan simultan.

TABEL 2. Penaksiran Parameter Model *ARIMA*

Data Saham	Model dan Parameter	Koefisien
BBKA	<i>ARIMA</i> (1,1,1) φ_1	-0,1037
	θ_1	-0,1386
	<i>ARIMA</i> (1,1,0) φ_1	-0,2350
	θ_1	-0,2377
BBTN	<i>ARIMA</i> (1,1,1) φ_1	0,1093
	θ_1	-0,2491
	<i>ARIMA</i> (1,1,0) φ_1	-0,1294
	θ_1	-0,1436
BBTN	<i>ARIMA</i> (1,1,1) φ_1	0,1491
	θ_1	-0,3261
	<i>ARIMA</i> (1,1,0) φ_1	-0,1586
	θ_1	-0,1847

TABEL 3. Uji Signifikansi Parameter Secara Parsial

Data Saham	Model dan Parameter	S.E.	$ t_{hitung} $	$ t_{tabel} $	$p-value$
BBCA	$ARIMA (1,1,1)$ φ_1	0,2407	0,4310	1,9697	0,6669
	$ARIMA (1,1,1)$ θ_1	0,2347	0,5903	1,9697	0,5555
	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,0588	3,9991	1,9697	0,0001
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,0566	4,1999	1,9697	0,0000
BBTN	$ARIMA (1,1,1)$ φ_1	0,4518	0,2420	1,9697	0,8090
	$ARIMA (1,1,1)$ θ_1	0,4308	0,5780	1,9697	0,5638
	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,0639	2,0261	1,9697	0,0438
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,0626	2,2931	1,9697	0,0227
BBTN	$ARIMA (1,1,1)$ φ_1	0,3130	0,4721	1,9697	0,6373
	$ARIMA (1,1,1)$ θ_1	0,2881	1,1275	1,9697	0,2606
	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,0693	2,2879	1,9697	0,0230
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,0670	2,7565	1,9697	0,0063

TABEL 4. Uji Signifikansi Parameter Secara Simultan

Data Saham	Model dan Parameter	R^2	$ f_{hitung} $	$ f_{tabel} $
BBCA	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,04608	11,83469	3,88133
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,05027	12,96697	3,88133
BBTN	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,01685	4,19926	3,88133
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,01895	4,73345	3,88133
BMRI	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	0,02103	5,26175	3,88133
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	0,02547	6,40324	3,88133

3.4. **Uji Diagnostik Model $ARIMA$.** Tabel 5 menunjukkan hasil uji Ljung-Box yang dilakukan terhadap model $ARIMA (1,1,0)$ dan model $ARIMA (0,1,1)$ yang telah dinyatakan signifikan.

TABEL 5. Uji Ljung-Box

Data Saham	Model	Lag	df	Q	$\chi^2_{0,05,df}$	$p-value$
BBCA	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	10	9	4,9416	16,9190	0,8394
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	10	9	4,454	16,9190	0,8791
BBTN	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	10	9	8,4955	16,9190	0,4851
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	10	9	7,7783	16,9190	0,5566
BMRI	$ARIMA (1,1,0)$ φ_1	10	9	8,4612	16,9190	0,4884
	$ARIMA (0,1,1)$ θ_1	10	9	7,2223	16,9190	0,614

Berdasarkan hasil pada Tabel 5, residual model $ARIMA (1,1,0)$ dan $ARIMA (0,1,1)$ yang diterapkan pada ketiga data harga saham dapat dinyatakan sudah bersifat *white noise*.

3.5. **Peramalan Model $ARIMA$.** Perbandingan data hasil peramalan menggunakan model $ARIMA (1,1,0)$ dan $ARIMA (0,1,1)$ dengan data aktual ditunjukkan pada Tabel 6. Hasil perhitungan $RMSE$ berdasarkan data peramalan dan data aktual dapat dilihat pada Tabel 7.

TABEL 6. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *ARIMA*

BBCA			
Tanggal	Peramalan		Aktual
	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	
01-Apr-22	7951,499	7950,621	7925
04-Apr-22	7957,022	7950,621	7900
05-Apr-22	7955,724	7950,621	7900
06-Apr-22	7956,029	7950,621	7750
07-Apr-22	7955,957	7950,621	7750
08-Apr-22	7955,974	7950,621	7850
BBTN			
Tanggal	Peramalan		Aktual
	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	
01-Apr-22	1716,294	1717,033	1705
04-Apr-22	1716,126	1717,033	1715
05-Apr-22	1716,148	1717,033	1705
06-Apr-22	1716,145	1717,033	1685
07-Apr-22	1716,146	1717,033	1655
08-Apr-22	1716,145	1717,033	1645
BMRI			
Tanggal	Peramalan		Aktual
	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	
01-Apr-22	7896,034	7896,753	7875
04-Apr-22	7896,663	7896,753	7825
05-Apr-22	7896,563	7896,753	7825
06-Apr-22	7896,579	7896,753	7675
07-Apr-22	7896,577	7896,753	7700
08-Apr-22	7896,577	7896,753	7700

TABEL 7. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *ARIMA*

Saham	Model	<i>RMSE</i>
BBCA	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	131,121
	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	126,757
BBTN	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	40,873
	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	41,547
BMRI	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	151,152
	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	151,310

3.6. Pemodelan *LSTM*. Pada penelitian ini, kombinasi *hyperparameter* diinisialisasikan secara *Trial and Error*. Spesifikasi *hyperparameter* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 8.

TABEL 8. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *ARIMA*

Hyperparameter	Spesifikasi
Timestep	1 & 5
Neuron	10 & 20
Hidden layer	1
Batch size	5 & 10
Learning rate	0,001
Dense layer	1
Optimizer	Adam

3.7. **Evaluasi Model *LSTM*.** Hasil evaluasi model dengan bantuan *Google Colaboratory* dapat dilihat pada Tabel 9.

TABEL 9. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *ARIMA*

Saham	<i>Timestep</i>	<i>Batch Size</i>	<i>Neuron</i>	<i>RMSE Train</i>	<i>RMSE Test</i>
BBCA	1	5	10	94,64	98,70
	1	5	20	94,83	101,38
	1	10	10	94,39	97,50
	1	10	20	96,22	107,22
	5	5	10	113,74	110,03
	5	5	20	98,46	94,12
	5	10	10	124,58	135,23
	5	10	20	119,49	121,39
BBTN	1	5	10	33,33	35,57
	1	5	20	33,74	36,03
	1	10	10	33,71	35,77
	1	10	20	33,96	36,08
	5	5	10	45,08	39,62
	5	5	20	48,52	42,92
	5	10	10	35,42	35,78
	5	10	20	35,36	35,78
BMRI	1	5	10	109,30	100,76
	1	5	20	109,28	99,51
	1	10	10	108,97	92,53
	1	10	20	108,96	91,57
	5	5	10	145,65	120,73
	5	5	20	143,75	134,35
	5	10	10	131,99	117,40
	5	10	20	144,17	127,14

Kombinasi hyperparameter terbaik untuk memodelkan data saham BBCA adalah dengan menggunakan 5 *timestep*, 5 *batch size*, dan 20 *neuron*. Kombinasi *hyperparameter* terbaik untuk saham BBTN yaitu dengan menggunakan 1 *timestep*, 5 *batch size*, dan 10 *neuron*. Kombinasi *hyperparameter* terbaik untuk saham BMRI yaitu dengan menggunakan 1 *timestep*, 5 *batch size*, dan 10 *neuron*.

3.8. **Peramalan Model *LSTM*.** Hasil peramalan data harga saham menggunakan model *LSTM* terlihat pada Tabel 10.

TABEL 10. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *LSTM*

Tanggal	BBCA		BBTN		BMRI	
	Peramalan	Aktual	Peramalan	Aktual	Peramalan	Aktual
01-Apr-22	7842,76	7925	1754,189	1705	7966,2522	7875
04-Apr-22	7821,53	7900	1753,357	1715	8008,7791	7825
05-Apr-22	7804,28	7900	1752,501	1705	8052,4743	7825
06-Apr-22	7792,53	7750	1751,623	1685	8097,2084	7675
07-Apr-22	7782,96	7750	1750,72	1655	8142,828	7700
08-Apr-22	7774,32	7850	1749,792	1645	8189,157	7700

Hasil perhitungan *RMSE* berdasarkan data peramalan dan data aktual dapat dilihat pada Tabel 11.

TABEL 11. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *LSTM*

Saham	<i>RMSE</i>
BBCA	71,5377
BBTN	71,5653
BMRI	343,384

3.9. Pemilihan Model Terbaik. Tabel 12 merupakan tabel perbandingan akurasi antara model *ARIMA* dan *LSTM* berdasarkan nilai *RMSE*.

TABEL 12. Perbandingan Data Peramalan dan Data Aktual Model *LSTM*

Saham	Model	<i>RMSE</i>
BBCA	<i>ARIMA</i> (0,1,1)	126,757
	<i>LSTM</i>	71,538
BBTN	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	40,873
	<i>LSTM</i>	71,565
BMRI	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	151,152
	<i>LSTM</i>	343,384

Berdasarkan *RMSE* dapat dilihat bahwa model *LSTM* merupakan model terbaik dalam meramalkan data harga saham BBKA, dapat dilihat juga bahwa model *ARIMA* (1,1,0) lebih baik dibandingkan model *LSTM* dalam meramalkan data harga saham BBTN dan BMRI. Selanjutnya, hasil Perhitungan nilai *MAPE* dapat dilihat pada Tabel 13.

TABEL 13. Nilai *MAPE* Model Terbaik

Saham	Model	<i>MAPE</i>
BBKA	<i>LSTM</i>	0,864%
BBTN	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	1,875%
BMRI	<i>ARIMA</i> (1,1,0)	1,682%

Dapat dilihat pada Tabel 13 bahwa nilai *MAPE* untuk peramalan saham BBKA, BBTN, dan BMRI menggunakan model terbaik adalah 0,864%, 1,875%, dan 1,682%. Merujuk pada Tabel 13, nilai *MAPE* untuk peramalan ketiga saham perusahaan dengan menggunakan model terbaik bernilai <10%, oleh karena itu hasil peramalan ketiga saham perusahaan terpilih dapat dinyatakan sudah sangat akurat.

4. SIMPULAN

Hasil dan pembahasan penelitian dapat disimpulkan sebagai berikut:

- (1) Model *ARIMA* terbaik dalam peramalan harga saham BBKA adalah *ARIMA* (0,1,1), sementara itu model *ARIMA* terbaik dalam peramalan harga saham BBTN dan BMRI adalah *ARIMA* (1,1,0).
- (2) Kombinasi *hyperparameter* model *LSTM* terbaik dalam peramalan harga saham BBKA adalah dengan menggunakan 5 *timestep*, 5 *batch size*, dan 20 *neuron*. Kombinasi *hyperparameter* model *LSTM* terbaik dalam peramalan harga saham BBTN adalah dengan menggunakan 1 *timestep*, 5 *batch size*, dan 10 *neuron*. Kombinasi *hyperparameter* terbaik dalam peramalan harga saham BMRI adalah dengan menggunakan 1 *timestep*, 10 *batch size*, dan 20 *neuron*.
- (3) Perbandingan akurasi *ARIMA* dan *LSTM* yang dilakukan berdasarkan nilai *RMSE* menunjukkan bahwa model terbaik dalam meramalkan saham BBKA adalah model *LSTM* sementara itu model terbaik dalam meramalkan saham BBTN dan BMRI adalah model *ARIMA* (1,1,0). Berdasarkan nilai *MAPE*, hasil peramalan harga saham menggunakan model terbaiknya masing-masing, masuk ke dalam kriteria peramalan yang sangat akurat karena memiliki nilai *MAPE*

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Arfan, A., 2019, Prediksi harga saham di Indonesia menggunakan algoritma Long Short-Term Memory, *Prosiding SeNTIK*, 3(1), pp. 225–230.
- [2] Aswi dan Sukarna., 2006., *Analisis Deret Waktu*, Andira Publisher, Makassar.
- [3] Box, G.E., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. dan Ljung, G.M., 2015., *Time series analysis: forecasting and control*, John Wiley & Sons, New York.
- [4] Kuncoro, M., 2001, *Metode kuantitatif: teori dan aplikasi untuk bisnis dan ekonomi. 1st edn*, AMP YKPN, Yogyakarta.
- [5] Sari, N.R., Mahmudy, W.F., Wibawa, A.P. dan Sonalitha, E., 2017, Enabling external factors for inflation rate forecasting using Fuzzy Neural System, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 7(5), pp. 2746–2756.
- [6] Sari, Y., 2015, Perbandingan kinerja beberapa model peramalan runtut waktu untuk variabel kurs di Indonesia dengan menggunakan model Box-Jenkins/*ARIMA*, *ARCH* dan *GARCH* periode 3 Januari 2000-7 Juli 2014. *Disertasi diterbitkan*, Program Pascasarjana UGM, Yogyakarta.
- [7] Wei, W.W.S., 2006, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Addison.