

Prediksi Data Time Series Harga Penutupan Saham Menggunakan Model Box Jenkins ARIMA

Imelda Saluza¹⁾, Dewi Sartika²⁾, Lastri Widya Astuti³⁾, Faradillah⁴⁾,
Leriza Desitama⁵⁾, Endah Dewi Purnamasari⁶⁾

¹⁾Program Studi Manajemen Informatika, Universitas Indo Global Mandiri

²⁾³⁾Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri

⁴⁾Program Studi Sistem Informasi, Universitas Indo Global Mandiri

⁵⁾Program Studi Akuntansi, Universitas Indo Global Mandiri

⁶⁾Program Studi Manajemen, Universitas Indo Global Mandiri

Jl. Jendral Sudirman No. 629 KM 4 Palembang

Email : imeldasaluza@uigm.ac.id¹⁾, dewisartika@uigm.ac.id²⁾, lastriwidya@uigm.ac.id³⁾,
faradillah.hakim@uigm.ac.id⁴⁾, leriza@uigm.ac.id⁵⁾, endahdps@uigm.ac.id⁶⁾

ABSTRACT

The ability to predict time series data on closing market prices is critical in determining a company's stock results. The development of an efficient stock market has a positive correlation with economic growth, in a country both in the short and long term. In practice, investors tend to invest in countries that have a stable economy, low crime. The rise and fall of stock prices has made many investors develop various effective strategies in predicting stock prices in the future with the aim of making investment decisions so that investors can guarantee their profits and minimize risk.

As a result, the researchers developed a model that could accurately estimate precision. Time series data models are one of the most powerful methods to render assumptions in decisions containing uncertainty. The AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) model with the Box Jenkins time series procedure is one of the most commonly used prediction models for time series results. The steps for using the Box Jenkins ARIMA model for historical details of expected stock closing prices are outlined in this paper. BBYB and YELO stock data from yahoo.finance were used as historical data. The Aikake Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC) / Schwarz Bayesia Criterion (SBC), Log Probability, and Root Mean Square Error (RMSE) are used to choose an effective model, and the model chosen is ARIMA (1, 1, 2). The findings suggest that the Jenkins ARIMA box model has a lot of scope for short-term forecasting, which may help investors make better decisions.

Keywords: prediction, the stock's current closing price, Box Jenkins ARIMA model

ABSTRAK

Prediksi data time series harga penutupan saham memiliki peranan yang sangat penting dalam melihat kinerja saham suatu perusahaan. Perkembangan pasar saham yang efisien memiliki korelasi positif terhadap pertumbuhan ekonomi, pada suatu negara baik dalam jangka pendek maupun jangka Panjang. Pada prakteknya investor cenderung untuk melakukan investasi pada negara-negara yang memiliki perekonomian yang stabil, kriminalitas rendah. Naik dan turunnya harga saham telah membuat banyak investor mengembangkan berbagai strategi yang efektif dalam memprediksi harga saham di masa yang akan datang dengan tujuan untuk pengambilan keputusan dalam berinvestasi sehingga investor dapat menjamin keuntungannya dan dapat meminimalkan resiko. Hal ini mendorong para peneliti untuk memperkenalkan model yang sesuai dalam akurasi saat memprediksi. Dalam keputusan yang berkaitan dengan ketidakpastian, model data time series merupakan salah satu cara yang paling efektif untuk membuat suatu prediksi. Diantara banyak model prediksi, model AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) dengan prosedur time series Box Jenkins sangat banyak digunakan dalam meprediksi data time series. Artikel ini menguraikan langkah-langkah praktis dari menggunakan model Box Jenkins ARIMA untuk data historical dari harga penutupan saham diprediksi. Data historikal yang digunakan adalah data saham BBYB dan YELO yang diperoleh dari yahoo.finance. Model yang memadai kemudian dipilih berdasarkan empat kriteria yaitu: Aikake Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC)/ Schwarz Bayesia Criterion (BSC), Log Likelihood, dan Root Mean Square Error (RMSE) danan model yang dipilih adalah ARIMA(1,1,2). Hasil prediksi menunjukkan bahwa model Box Jenkins ARIMA memiliki potensi yang baik dalam memprediksi jangka pendek yang dapat membantu para investor dalam memandu pengambilan keputusan.

Kata kunci: prediksi, harga penutupan saham, model Box Jenkins ARIMA

1. Pendahuluan

Pasar modal pada dasarnya merupakan tempat dilakukannya perdagangan instrumen-instrumen keuangan, artinya pasar modal adalah tempat bertemunya pembeli dan penjual dalam melakukan transaksi guna memperoleh modal. Dalam pasar modal pembeli (investor) merupakan pihak yang ingin membeli modal yang dapat menguntungkan sedangkan penjual adalah pihak yang membutuhkan modal untuk menjalankan perusahaannya. Pada prosesnya pasar modal memiliki peranan yang sangat penting dalam perekonomian suatu negara, *pertama* sebagai sarana investor untuk berinvestasi pada instrumen-instrumen keuangan seperti saham, obligasi, opsi, reksa dana, dan lain-lain, *kedua* menjadi sarana pendanaan/ modal bagi perusahaan-perusahaan.

Pasar modal yang sedang mengalami peningkatan atau mengalami penurunan dapat terlihat dari naik dan turunnya harga-harga saham. Pasar saham merupakan salah satu perwujudan dari kekuatan ekonomi pada suatu perusahaan. Investor dapat mengetahui kenaikan ataupun kejatuhan suatu perusahaan melalui saham perusahaan tersebut (Li, Yang and Li, 2017). Oleh karenanya, hal yang harus dilakukan suatu perusahaan adalah menjaga dan meningkatkan kepercayaan investor dengan memberikan kinerja terbaik.

Perkembangan pasar saham yang efisien memiliki korelasi positif terhadap pertumbuhan ekonomi, pada suatu negara baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang (Masoud, 2013). Pada prakteknya investor cenderung memilih untuk melakukan investasi di negara-negara yang memiliki tingkat keamanan politik yang stabil, kriminalitas rendah, kesenjangan sosial dan pendapatan yang rendah serta pengangguran yang rendah (Saraswati, 2020). Artinya semakin stabil tingkat keamanan suatu negara maka akan semakin tinggi tingkat perekonomian negara tersebut.

Indonesia pernah mengalami kepanikan pasar saham pada tahun 1998 saat terjadi krisis ekonomi. Krisis tersebut berpengaruh terhadap harga saham di bursa (Utami and Rahayu, 2003). Selain krisis, adanya bencana juga dapat mempengaruhi pasar saham. Saat ini seluruh negara mengalami bencana covid-19. Di awal terjadinya penyebaran pandemik covid-19 tidak memberikan dampak terhadap pasar saham, namun berjalannya waktu dan dengan semakin banyaknya korban memberikan reaksi negatif pada pasar saham (Khan *et al.*, 2020). Keadaan pademi ini menyebabkan investor menjadi lebih jeli untuk melakukan transaksi terhadap saham yang dimilikinya. Salah satu peraturan pemerintah Indonesia dalam menangani pandemik adalah dengan melakukan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB). PSBB memberikan dampak pada beberapa antara lain perhubungan, perbankan, perdagangan, komunikasi, digital marketing dan lain-lain.

Naik dan turunnya harga saham telah membuat banyak investor mengembangkan berbagai strategi yang efektif dalam memprediksi harga saham di masa yang akan datang dengan tujuan untuk pengambilan keputusan dalam berinvestasi sehingga investor dapat menjamin

keuntungannya dan dapat meminimalkan resiko atau variasi di pasar saham (Dong, Li and Gong, 2017; Wadi, Almasarweh and Alsaireh, 2018). Selain investor naik dan turunnya harga saham menjadi bidang yang diminati oleh berbagai peneliti. Berbagai penelitian telah dikembangkan guna memprediksi harga saham. Penelitian untuk memprediksi harga saham telah banyak dilakukan pada berbagai perusahaan, berbagai negara dan berbagai model peramalan yang digunakan (Hiransha *et al.*, 2018; Khashei and Hajirahimi, 2019; Pang *et al.*, 2020).

Beberapa tahun terakhir telah banyak model yang digunakan untuk melakukan prediksi. Diantaranya adalah model Box Jenkins *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang merupakan model prediksi statistik yang digunakan untuk memprediksi data time series dengan pemodelan korelasi data. Model ARIMA dengan prosedur time series Box Jenkins banyak digunakan karena kekuatan dan efisiensi dalam memperkirakan data keuangan secara time series (Dong, Li and Gong, 2017). Selain itu Model ARIMA dengan prosedur time series Box Jenkins memiliki beberapa keunggulan lain diantaranya mampu memberikan keakuratan dalam melakukan prediksi (Fattah *et al.*, 2018), mampu menangkap karakteristik kelinieran data dan memiliki efek yang cukup ideal dalam melakukan prediksi jangka pendek [1] [12], serta model ini mampu memberikan manfaat yang signifikan dalam memprediksi (Agrawal *et al.*, 2020). Model Box Jenkins ARIMA hanya membutuhkan data time series dalam memprediksi untuk mengeneralisasi perkiraan. Karenanya model Box Jenkins ARIMA dapat meningkatkan hasil prediksi dengan tetap memiliki jumlah parameter secara maksimum (Wadi, Almasarweh and Alsaireh, 2018).

2. Metode Penelitian

A. Model Box Jenkins ARIMA

Untuk memodelkan data time series dapat dilakukan menggunakan model statistik tradisional, termasuk moving average, exponential smoothing, dan *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model-model tersebut merupakan model linier karena menggunakan fungsi linier untuk meramalkan nilai waktu yang akan datang dari sederet data time series masa lalu [Fattah]. Model-model linier sering digunakan karena kesederhanaan dalam pemahaman dan penerapannya. Model ARIMA merupakan model statistik untuk memprediksikan time series yang memodelkan korelasi dalam data. Dalam penerapannya, model ARIMA memiliki beberapa keunggulan terutama untuk prediksi jangka pendek (Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, 1999). Selain itu ARIMA juga memiliki beberapa keuntungan lain yaitu ARIMA lebih unggul untuk jumlah data yang besar (Personal and Archive, 2008), ARIMA hanya membutuhkan data prior dari data time series atau data pasar saham dalam mengeneralisasi hasil peramalan. Sehingga ARIMA mampu meningkatkan akurasi peramalan dengan tetap

menjaga jumlah parameter seminimal mungkin (Wadi, Almasarweh and Alsarairah, 2018).

Model Box Jenkins ARIMA diberi label sebagai model ARIMA (p, d, q) dimana p adalah banyaknya nilai autoregressive, d adalah jumlah differencing dan q adalah jumlah moving average. Jika pada proses awal data time series tidak stasioner maka dilakukan proses differencing orde pertama $(1 - B)Z_t = \nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1}$ atau differencing orde kedua $S_t = \nabla^2 Z_t = \nabla(\nabla Z)_t$ dan seterusnya. Namun jika tidak dilakukan differencing maka modelnya adalah ARMA. Pada prosesnya terdapat tiga langkah utama dalam melakukan pemodelan data menggunakan ARIMA yaitu: identifikasi model, estimasi parameter dan verifikasi/ pemeriksaan diagnostik (Dong, Li and Gong, 2017).

B. Identifikasi Model

Hal pertama yang dilakukan adalah melakukan identifikasi model dengan mengamati autokorelasi data time series.

Tabel 1. Karakteristik dari AR, MA dan ARIMA

	AR (p)	MA (q)	ARIMA(p,d,q)
Model	$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \delta + \varepsilon_t$ $(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p) Z_t = \delta + \varepsilon_t$	$Z_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$ $Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^q) \varepsilon_t$	$(1 - B)(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p) Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^q) \varepsilon_t$
ACF	Menurun secara eksponensial/ sinus	Terputus pada lag q	Menurun secara eksponensial/ sinus
PACF	Terputus pada lag p	Menurun secara eksponensial/ sinus	Menurun secara eksponensial/ sinus
PACF: <i>Auto Correlation Function</i> ; PACF: <i>Partial Auto Correlation Function</i>			

Karenanya dibutuhkan diagram autokorelasi dan parsial autokorelasi. Ada tiga aturan untuk mengidentifikasi model ARIMA:

1. Jika *Auto Correlation Function* (ACF) terputus setelah lag q, *Partial Auto Correlation Function* (PACF) tidak ada yang melewati garis *Bartlett*. Maka proses ini adalah ARIMA (0, d, q);
2. Jika ACF tidak ada yang melewati garis *Bartlett*. PACF terputus setelah lag p Maka proses ini adalah ARIMA (p, d, 0);
Jika ACF dan PACF menurun secara eksponensial maka dibutuhkan proses *differencing* lanjut.

C. Estimasi Parameter

Proses estimasi parameter pada model hanya perlu dilakukan dengan menyesuaikan data dengan model ARIMA dan menggunakan Rstudio untuk menjalankan hasilnya. Pada penelitian ini pemilihan model dilakukan dengan menggunakan Aikake Information Criterion (AIC) (Hyndman and Khandakar, 2008), Bayesian Information Criterion (BIC)/ Schwarz Bayesia Criterion (BSC) (Garima Jain and Mallick, 2017), Log Likelihood, dan Root Mean Square Error (RMSE) (Siami-Namini, Tavakoli and Siami Namin, 2019) dengan aturan sebagai berikut:

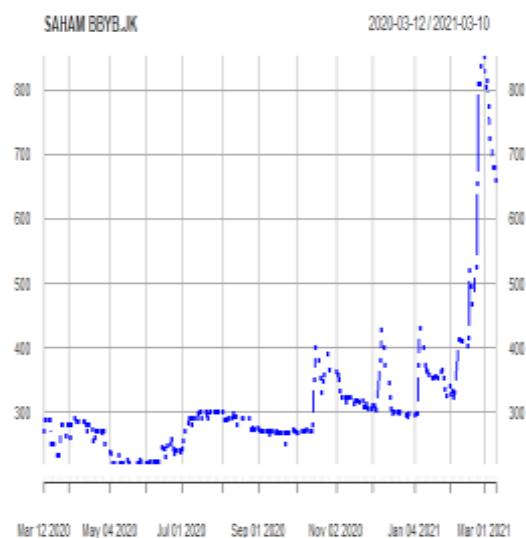
$$AIC = -2 \log(L) + 2(p + q + P + Q + k) \quad (1)$$

$$BIC = AIC + [\ln(n) - 2] \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (3)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang disajikan merupakan hasil prediksi dari dua saham yaitu PT Bank Neo Commerce Tbk (BBYB) dan PT Yello Integra Datanet Tbk (YELO). Kedua saham ini digunakan karena pada beberapa periode terakhir mengalami volatilis data yang cenderung meningkat sedangkan beberapa saham lain mengalami penurunan harga saat pandemi terjadi. Data time series dari kedua saham disajikan pada gambar 1 dan 2. Prediksi saham dilakukan menggunakan data aktual dari masing-masing saham menggunakan harga penutupan pada setiap saham, selain hasil prediksi artikel ini juga menyajikan akurasi serta karakteristik dari model yang digunakan. Berdasarkan pendekatan Box Jenkins, penelitian ini dilakukan dalam tiga tahapan, yaitu identifikasi, estimasi, dan verifikasi. Gambar 1 dan 2 menunjukkan data aktual dari kedua saham mulai dari 13 Maret 2020 sampai dengan 13 Maret 2021.



Gambar 1. Data Saham PT Bank Neo Commerce Tbk (BBYB)



Gambar 2. Data Saham PT Yello Integra Datanet Tbk (YELO)

A. Identifikasi Model

Tahapan ini dimulai dengan melakukan preprocessing data awal untuk mengetahui stasioneritas data, kemudian dilanjutkan dengan pemilihan nilai p dan q yang disesuaikan dengan model yang diteliti. Untuk stasioneritas, digunakan uji unit root dan melihat diagram paralelogram untuk ACF dan PACF.

Uji unit root dilakukan dengan menggunakan Augmented Dickey Fuller, setelah dilakukan pengujian menggunakan software rstudio, hasil dikelompokkan menjadi:

H_0 : data mengandung unit root

H_1 : data tidak mengandung unit root

Tabel 2 dan 3 menunjukkan bahwa data tidak stasioner baik dari uji unit root yang memberikan nilai p-value yang lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$. Selanjutnya digunakan diagram paralelogram, dari hasil diagram paralelogram untuk ACF dan PACF menunjukkan penurunan menuju ke nol secara eksponensial yang menunjukkan data tidak stasioner. Sehingga perlu dilakukan differencing tahapan pertama pada kedua data, setelah dilakukan differencing kedua data menunjukkan stasioneritas.

Tabel 2. Stasioneritas Data Time Series Saham BBYB

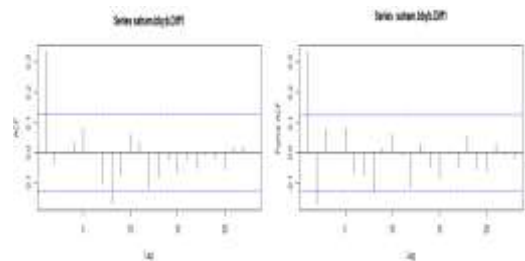
	Disckey-Fuller	p-value	Keterangan
Data Aktual	-2.6105	0.3191	Data tidak stasioner
Differencing Pertama	-5.604	0.01	Data stasioner

Tabel 3. Stasioneritas Data Time Series Saham YELO

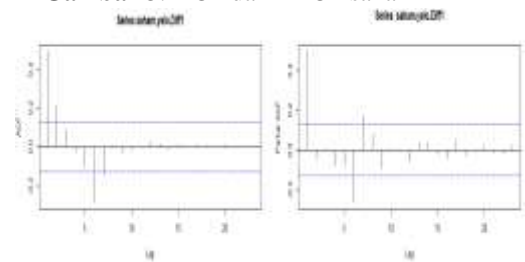
	Dickey-Fuller	p-value	Keterangan
Data Aktual	0.63866	0.99	Data tidak stasioner
Differencing Pertama	-6.1526	0.01	Data stasioner

B. Estimasi Koefisien Model

Setelah dilakukan verifikasi stasioneritas, dilanjutkan identifikasi nilai p, d dan q dengan melihat dari diagram korelelogram yang disajikan pada gambar 3 dan 4. Hasil menunjukkan bahwa untuk kedua saham mengandung nilai $p = 2, d = 2, q = 2$. Karenanya perlu dilakukan uji beberapa model untuk mengidentifikasi model yang paling sesuai dari kedua saham.



Gambar 3. ACF dan PACF saham BBYB



Gambar 4. ACF dan PACF saham YELO

Prosedur pemilihan model dari data time series dilakukan dengan melihat kesesuaian model dan mengambil kriteria penilaian yang paling minimal seperti AIC, BIC/ SBC, Log Likelihood dan RMSE dengan selang kepercayaan sebesar 95%. Tabel 3 dan 4 merangkum nilai dari berbagai model serta menunjukkan dasar pemilihan model yang akan menjadi dasar untuk meakukan prediksi pada kedua data saham. Tabel 3 menunjukkan merupakan rangkuman untuk saham BBYB, dan tabel 4 untuk saham YELO. Dari tabel 3 dan 4 diperoleh model yang terbaik adalah ARIMA (1,1,2).

Tabel 4. Koefisien pada Masing-masing Model Saham BBYB

Karakteristi k	Model				
		ARIMA (1,1,1)	ARIMA (1,1,2)	ARIMA (2,1,1)	ARIMA (2,1,2)
AR(1)	Alpha 1	0.343558	-0.10253	0.397749	-0.232697
	SEB	0.061470	0.16673	0.064170	0.324812
	z value	5.5891	-0.6149	6.1984	-0.7164
	p value	2.283e-08	0.5385949	5.704e-10	0.4737
MA(1)	Tetha 1	-0.999999	-0.48282	0.999990	0.352218
	SEB	0.016432	0.14884	0.032629	0.314291
	T value	-	-3.2438	-	-1.1207
	P	2.2e-16	0.001179	2.2e-16	0.2624

	value		3		
AR(2)	Alpha ₂			-0.164363	0.066907
	SEB			0.064157	0.163401
	T value			-2.5619	0.4095
	P value			0.01041	0.6822
MA(2)	Tetha ₂		-0.51718		-0.647781
	SEB		0.14728		0.313826
	T value		-3.5114		-2.0641
	P value		0.0004457		0.0390
AIC	2130.23	2123.75	2125.76	2125.61	
BIC/SBC	2140.63	2137.62	2139.64	2142.95	
Log Likelihood	-1062.11	-1057.88	-1058.88	-1057.8	
RMSE	21.12397	20.73696	20.82214	20.73244	

BIC: Bayesian Information Criteria/ SBC: Schwarz Bayesia Criterion; AIC: AikakeInformation Criterion; ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average; SEB: Standard Error of B (B: Regression Coefficient); RMSE: Root Mean Square Error.

BIC: Bayesian Information Criteria/ SBC: Schwarz Bayesia Criterion; AIC: AikakeInformation Criterion; ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average; SEB: Standard Error of B (B: Regression Coefficient); RMSE: Root Mean Square Error.

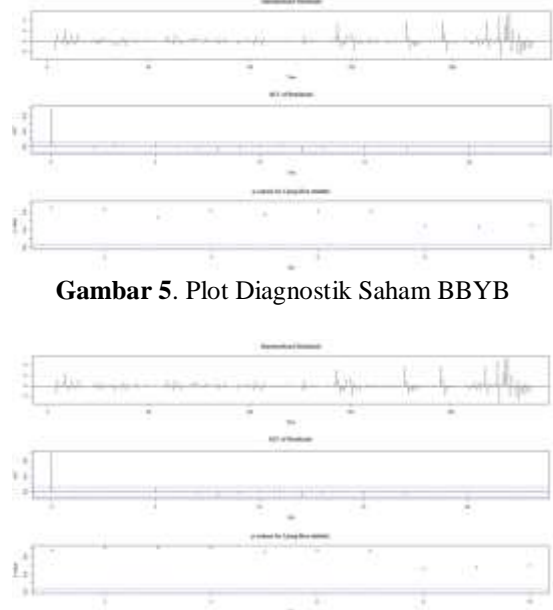
C. Akurasi Model

Keakuratan model yang dikembangkan kemudian dievaluasi dengan melakukan pengecekan diagnostik. Pengecekan diagnostik yang dilakukan dengan melihat plot ACF/PACF residual untuk melihat adanya korelasi serial dalam residual dari model yang dipilih. Gambar 5 dan 6 memperlihatkan hasil pengecekan diagnostik dari kedua model.

Terlihat dari hasil cek diagnostik, residual dari model ARIMA (1,1,2) merupakan model yang baik untuk kedua saham. Plot ACF menunjukkan bahwa residual sudah merupakan model *white noise*, ditandai dengan tidak adanya lag (≥ 1) yang keluar dari garis batas interval. Sedangkan nilai p value dari statistik Ljung-Box juga di atas garis batas 5%, yang menandakan hpotesis nol residual tidak mengandung korelasi serial diterima.

Tabel 5. Koefisien pada Masing-masing Model Saham YELO

Karakteristik	Model				
		ARIMA (1,1,1)	ARIMA (1,1,2)	ARIMA (2,1,1)	ARIMA (2,1,2)
AR(1)	Alpha1	0.500762	0.431430	0.520980	-0.339069
	SEB	0.057848	0.123402	0.065379	0.112259
	t value	8.6565	3.4961	7.9686	-3.0204
	p value	2.2e-16	0.0004721	1.604e-15	0.002524
MA(1)	Tetha 1	-0.996214	0.903476	-0.994101	-0.112117
	SEB	0.030651	0.139473	0.022494	0.089148
	T value	-32.5020	-6.4778	-44.1934	-1.2576
	P value	2.2e-16	9.308e-11	2.2e-16	0.208519
AR(2)	Alpha2		-0.090195	-0.043139	0.373300
	SEB		0.133773	0.065232	0.086793
	T value		-0.6742	-0.6613	4.3011
	P value		0.5001596	0.5084	1.7e-05
MA(2)	Tetha 2				-0.878390
	SEB				0.089161
	T value				-9.8518
	P value				2.2e-16
AIC	1147.04	1148.58	1148.6	1147.3	
BIC/SBC	1157.46	1162.47	1162.49	1164.66	
Log Likelihood	-570.52	-570.29	570.3	-568.65	
RMSE	2.634008	2.632716	2.63288	2.613758	



Gambar 5. Plot Diagnostik Saham BBYB



Gambar 6. Plot Diagnostik Saham YELO

D. Prediksi

Setelah menentukan model prediksi saham yang paling sesuai dalam kasus ini, maka dilanjutkan dengan melakukan prediksi untuk kedua saham. Tabel 6-7 dan Gambar 7-8 menyajikan hasil prediksi dari kedua saham disertai dengan hasil ramalan terendah dan tertinggi dengan menggunakan model ARIMA (1,1,2) untuk lima hari ke depan dari kedua saham. Jelas terlihat bahwa model yang terpilih dapat digunakan untuk memodelkan dan memprediksi harga saham untuk beberapa waktu yang akan datang. Namun kita tetap harus memasukkan data baru untuk meningkatkan performa dari model dalam memprediksi saham.

Tabel 6. Prediksi Saham YELO Pengamatan ke 241 s.d 245

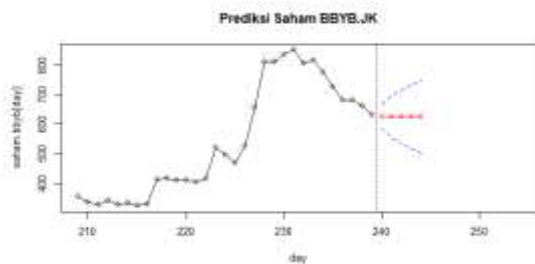
Model		241	242	243	244	245
Saham	Prediksi	624.7 628	624.0 799	623.9 076	623.9 042	623.8 942
	LCL	583.8 226	553.1 971	533.2 287	516.3 075	501.8 867
	UCL	665.7 029	694.9 626	714.5 865	731.5 009	745.9 017

LCL: Lower Control limit; UCL: Upper Control Limit

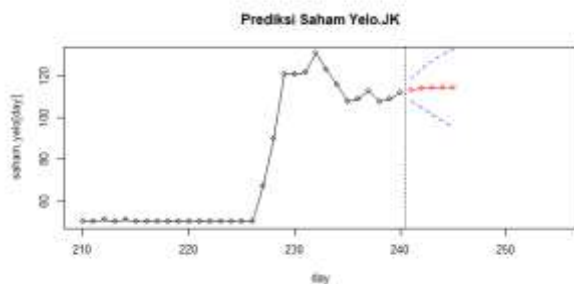
Tabel 7. Prediksi Saham Yelo Pengamatan ke 241 s.d 245

Model		241	242	243	244	245
Saham	Prediksi	113.4948	114.1383	114.4153	114.3346	114.5860
	LCL	108.31700	104.70913	101.35012	98.35432	95.68975
	UCL	118.6726	123.5675	127.4806	130.7149	133.4822

LCL: Lower Control limit; UCL: Upper Control Limit



Gambar 7. Hasil Prediksi Saham BBYBJK



Gambar 8. Hasil Prediksi Saham YeloJK

4. Kesimpulan

Prediksi harga saham merupakan kegiatan penting dalam melakukan investasi. Karena prediksi yang tepat dapat membantu investor untuk melakukan tindakan yang tepat saat melakukan investasi, sehingga investor dapat memperoleh keuntungan dan mampu memperkecil resiko dalam berinvestasi. Pada penelitian ini dikembangkan model ARIMA untuk memodelkan prediksi harga saham dengan menggunakan pendekatan time series Box Jenkins. Data historis harga saham digunakan untuk mengembangkan beberapa model dan model yang dipilih berdasarkan empat kriteria kinerja model yaitu: AIC, BIC/BSC, Log Likelihood dan RMSE. Model yang terpilih dan mampu meminimalkan empat kriteria dari kedua saham adalah ARIMA (1,1,2).

Hasil yang diperoleh membuktikan bahwa model ini dapat digunakan untuk melakukan pemodelan dan prediksi harga saham untuk waktu yang akan datang.

Daftar Pustaka

Agrawal, R. *et al.* (2020) ‘Forecasting Dengue Incidence Rate in Tamil Nadu Using ARIMA Time Series Model’, *Machine Learning for Healthcare*, pp. 187–202. doi: 10.1201/9780429330131-13.

Dong, Y., Li, S. and Gong, X. (2017) ‘Time Series Analysis: An application of ARIMA model in stock price forecasting’, 29(Iemss), pp. 703–710. doi: 10.2991/iemss-17.2017.140.

Fattah, J. *et al.* (2018) ‘Forecasting of demand using ARIMA model’, *International Journal of Engineering Business Management*, 10, pp. 1–9. doi: 10.1177/1847979018808673.

Garima Jain, E. and Mallick, B. (2017) ‘A Study of Time Series Models ARIMA and ETS’, *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 9(4), pp. 57–63. doi: 10.5815/ijmecs.2017.04.07.

Hiransha, M. *et al.* (2018) ‘NSE Stock Market Prediction Using Deep-Learning Models’, *Procedia Computer Science*, 132(Iccids), pp. 1351–1362. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.050.

Hyndman, R. J. and Khandakar, Y. (2008) ‘Automatic time series forecasting: The forecast package for R’, *Journal of Statistical Software*, 27(3), pp. 1–22. doi: 10.18637/jss.v027.i03.

Khan, K. *et al.* (2020) ‘The impact of COVID-19 pandemic on stock markets: An empirical analysis of world major stock indices’, *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(7), pp. 463–474. doi: 10.13106/jafeb.2020.vol7.no7.463.

Khashei, M. and Hajirahimi, Z. (2019) ‘A comparative study of series arima/mlp hybrid models for stock price forecasting’, *Communications in Statistics: Simulation and Computation*, 48(9), pp. 2625–2640. doi: 10.1080/03610918.2018.1458138.

Li, C., Yang, B. and Li, M. (2017) ‘Forecasting analysis of Shanghai stock Index based on ARIMA model’, *MATEC Web of Conferences*, 100, pp. 1–6. doi: 10.1051/mateconf/201710002029.

Masoud, N. M. H. (2013) ‘The impact of stock market performance upon economic growth’, *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(4), pp. 788–798.

Murat, M. *et al.* (2018) ‘Forecasting daily meteorological time series using ARIMA and regression models’, *International Agrophysics*, 32(2), pp. 253–264. doi: 10.1515/intag-2017-0007.

Pang, X. *et al.* (2020) ‘An innovative neural network approach for stock market prediction’, *Journal of Supercomputing*, 76(3), pp. 2098–2118. doi: 10.1007/s11227-017-2228-y.

Personal, M. and Archive, R. (2008) ‘Munich Personal RePEc Archive Forecasting irish inflation using ARIMA models’, (11359), pp. 0–8.

Saraswati, H. (2020) ‘Dampak Pandemi Covid-19

- Terhadap Pasar Modal Di Indonesia’, *Al-Kharaj : Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 2(2), pp. 109–138. doi: 10.47467/alkharaj.v2i4.112.
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N. and Siami Namin, A. (2019) ‘A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series’, *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, V. E. M. (1999) *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- Utami, M. and Rahayu, M. (2003) ‘15639-15637-1-Pb’, *Peranan Profitabilitas, Suku Bunga, Inflasi dan Nilai Tukar Dalam Mempengaruhi Pasar Modal Indonesia Selama Krisis Ekonomi*, 5(2), pp. 123–131.
- Wadi, S. AL, Almasarweh, M. and Alsarairah, A. A. (2018) ‘Predicting Closed Price Time Series Data Using ARIMA Model’, *Modern Applied Science*, 12(11), p. 181. doi: 10.5539/mas.v12n11p181.
- Pang, X. *et al.* (2020) ‘An innovative neural network approach for stock market prediction’, *Journal of Supercomputing*, 76(3), pp. 2098–2118. doi: 10.1007/s11227-017-2228-y.
- Personal, M. and Archive, R. (2008) ‘Munich Personal RePEc Archive Forecasting irish inflation using ARIMA models’, (11359), pp. 0–8.
- Saraswati, H. (2020) ‘Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Pasar Modal Di Indonesia’, *Al-Kharaj : Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 2(2), pp. 109–138. doi: 10.47467/alkharaj.v2i4.112.
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N. and Siami Namin, A. (2019) ‘A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series’, *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Agrawal, R. *et al.* (2020) ‘Forecasting Dengue Incidence Rate in Tamil Nadu Using ARIMA Time Series Model’, *Machine Learning for Healthcare*, pp. 187–202. doi: 10.1201/9780429330131-13.
- Dong, Y., Li, S. and Gong, X. (2017) ‘Time Series Analysis: An application of ARIMA model in stock price forecasting’, 29(Iemss), pp. 703–710. doi: 10.2991/iemss-17.2017.140.
- Fattah, J. *et al.* (2018) ‘Forecasting of demand using ARIMA model’, *International Journal of Engineering Business Management*, 10, pp. 1–9. doi: 10.1177/1847979018808673.
- Garima Jain, E. and Mallick, B. (2017) ‘A Study of Time Series Models ARIMA and ETS’, *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 9(4), pp. 57–63. doi: 10.5815/ijmecs.2017.04.07.
- Hiransha, M. *et al.* (2018) ‘NSE Stock Market Prediction Using Deep-Learning Models’, *Procedia Computer Science*, 132(Iccids), pp. 1351–1362. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.050.
- Hyndman, R. J. and Khandakar, Y. (2008) ‘Automatic time series forecasting: The forecast package for R’, *Journal of Statistical Software*, 27(3), pp. 1–22. doi: 10.18637/jss.v027.i03.
- Khan, K. *et al.* (2020) ‘The impact of COVID-19 pandemic on stock markets: An empirical analysis of world major stock indices’, *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(7), pp. 463–474. doi: 10.13106/jafeb.2020.vol7.no7.463.
- Khashei, M. and Hajirahimi, Z. (2019) ‘A comparative study of series arima/mlp hybrid models for stock price forecasting’, *Communications in Statistics: Simulation and Computation*, 48(9), pp. 2625–2640. doi: 10.1080/03610918.2018.1458138.
- Li, C., Yang, B. and Li, M. (2017) ‘Forecasting analysis of Shanghai stock Index based on ARIMA model’, *MATEC Web of Conferences*, 100, pp. 1–6. doi: 10.1051/mateconf/201710002029.
- Masoud, N. M. H. (2013) ‘The impact of stock market performance upon economic growth’, *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(4), pp. 788–798.
- Murat, M. *et al.* (2018) ‘Forecasting daily meteorological time series using ARIMA and regression models’, *International Agrophysics*, 32(2), pp. 253–264. doi: 10.1515/intag-2017-0007.
- Pang, X. *et al.* (2020) ‘An innovative neural network approach for stock market prediction’, *Journal of Supercomputing*, 76(3), pp. 2098–2118. doi: 10.1007/s11227-017-2228-y.
- Personal, M. and Archive, R. (2008) ‘Munich Personal RePEc Archive Forecasting irish inflation using ARIMA models’, (11359), pp. 0–8.
- Saraswati, H. (2020) ‘Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Pasar Modal Di Indonesia’, *Al-Kharaj : Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 2(2), pp. 109–138. doi: 10.47467/alkharaj.v2i4.112.
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N. and Siami Namin, A. (2019) ‘A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series’, *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, V. E. M. (1999) *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- Utami, M. and Rahayu, M. (2003) ‘15639-15637-1-Pb’, *Peranan Profitabilitas, Suku Bunga, Inflasi dan Nilai Tukar Dalam Mempengaruhi Pasar Modal Indonesia Selama Krisis Ekonomi*, 5(2), pp. 123–131.
- Wadi, S. AL, Almasarweh, M. and Alsarairah, A. A. (2018) ‘Predicting Closed Price Time Series Data Using ARIMA Model’, *Modern Applied Science*, 12(11), p. 181. doi: 10.5539/mas.v12n11p181.