

PERBANDINGAN PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL ARIMA DAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*

Bagas Yafitra Pandji ^{#1}, Indwiarti ^{*2}, Aniq Atiqi Rohmawati ^{#3}

*Prodi Informatika, Fakultas Informatika, Telkom University
Jl. Telekomunikasi No.1 Ters. Buah Batu Bandung 40257 Indonesia*

¹ bagasyafitrapandji.nk@gmail.com

² indwiarti@telkomuniversity.ac.id

³ aniqatigi@telkomuniversity.ac.id

Abstract

The condition of the world economy experienced a significant change, the majority is the impact of the increase in world oil, because oil is the main energy source in the world. This condition also impacts on stock prices in the capital market. There are several variables that affect the value of stock returns, which are linear and non-linear in return on stock prices. To model linear observations, a time series Autoregressive Moving Average (ARIMA) model is used. Furthermore, for non-linear observations, Artificial Neural Network (ANN) is used. In this study we obtained a comparison of the results of RMSE error calculations with ARIMA models (1, 0, 0), and ARIMA (2, 0, 0), respectively 1.3738, 1.5514, and ANN with 16 hidden layers of 4.6814. The results of this study ARIMA model (1, 0, 0) are more accurate than the ANN method in predicting the stock price of PT. Bumi Citra Permai Tbk.

Keywords: ANN, ARIMA, Prediction, Stock price

Abstrak

Kondisi perekonomian dunia mengalami perubahan yang signifikan, mayoritas merupakan dampak dari kenaikan minyak dunia, karena minyak merupakan sumber energi utama di dunia. Kondisi tersebut juga berimbas pada harga saham di pasar modal. Ada beberapa variabel yang mempengaruhi nilai *return* saham, yang sifatnya linier dan non-linier terhadap *return* harga saham. Untuk memodelkan observasi yang linier digunakan model *time series Autoregressive Moving Average* (ARIMA). Selanjutnya, untuk observasi yang non-linier digunakan *Artificial Neural Network* (ANN). Pada penelitian ini didapatkan perbandingan hasil perhitungan *error* RMSE dengan model ARIMA (1, 0, 0), dan ARIMA (2, 0, 0), masing-masing sebesar 1,3738, 1.5514, sedangkan ANN dengan 16 *hidden layer* sebesar 4.6814. Hasil dari penelitian ini model ARIMA (1, 0, 0) lebih akurat dibandingkan metode ANN dalam prediksi harga saham PT. Bumi Citra Permai Tbk.

Kata Kunci: ANN, ARIMA, Prediksi, Saham

I. PENDAHULUAN

KONDISI perekonomian dunia mengalami perubahan yang signifikan, mayoritas merupakan dampak dari kenaikan minyak dunia. Kondisi tersebut juga berimbas pada harga saham di pasar modal. Transaksi jual beli harga saham merupakan salah satu bentuk investasi favorit yang dilakukan oleh banyak orang, karena mendapatkan keuntungan yang menjanjikan. Dalam hal ini investor pasti memilih investasi yang mendapatkan

keuntungan baginya dengan tingkat kegagalan atau resiko yang kecil. Karena hal ini investor harus memiliki ketelitian serta melakukan penilaian terhadap suatu perusahaan yang mungkin akan menjadi tempat membeli saham tersebut, maka dari itu penilaian tersebut dibutuhkan suatu cara untuk memprediksi bagaimana situasi harga saham dalam perusahaan tersebut, karena cara ini berguna dan mengurangi resiko bagi investor untuk berinvestasi. Untuk memprediksi suatu pergerakan saham dalam suatu perusahaan dilakukan dengan memanfaatkan ARIMA dan *Artificial Neural Network*. Pada penelitian-penelitian sebelumnya, model ARIMA dan metode *Artificial Neural Network* telah banyak diimplementasikan untuk memprediksi suatu pergerakan saham, seperti Bachtiar (2013) yang membahas tentang perbandingan *forecasting* harga saham dengan pendekatan *Artificial Neural Network* dan Metode Box-Jenkis ARIMA, dan Yaseen (2013) yang membahas tentang perbandingan model ARIMA dan *Artificial Neural Network* dalam prediksi indeks Al-Quds di Pasar Bursa Efek Palestina.

Pada penelitian ini, perbandingan model ARIMA dan metode *Artificial Neural Network* digunakan untuk memprediksi harga saham berdasarkan *error* RMSE yang paling minimum. Model ARIMA banyak digunakan secara luas dalam melakukan peramalan deret berkala dan banyak penelitian menyebutkan bahwa model ARIMA sangat baik dalam melakukan peramalan beberapa periode ke depan [9]. Secara umum, model ini dirumuskan sebagai ARIMA (p, d, q), p merupakan orde *Autoregressive* (AR), d merupakan *difference*, dan q merupakan orde *moving average* (MA). Model AR adalah model yang menggambarkan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen pada periode sebelumnya (*time lag* dari variabel dependen sebagai variabel independen), sedangkan pada model MA, yang merupakan variabel independen adalah nilai residu (*error*) pada periode sebelumnya. Model AR dan model MA dikombinasikan sehingga menghasilkan model ARIMA [8].

Artificial Neural Network merupakan salah satu teknik data *mining* untuk meningkatkan pendapatan dalam berbisnis karena kemampuannya untuk pembelajaran dan pengujian hubungan antar variabel nonlinier [2]. Chauhan dkk.[10] menyatakan bahwa penerapan *Artificial Neural Network* dapat digunakan untuk memprediksi pasar saham. *Artificial Neural Network* menunjukkan pendekatan yang efektif untuk tujuan yang bersifat umum untuk mengetahui pola, klasifikasi, *clustering* dan khususnya peramalan *time series* dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Metode yang dipakai dalam memprediksi harga saham dalam penelitian ini adalah *Artificial Neural Network backpropagation*. *Backpropagation* adalah salah satu metode dari *Artificial Neural Network* yang dapat di aplikasikan dengan baik dalam bidang prediksi. *Backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan mengenali pola yang digunakan selama *training* serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa namun tidak sama dengan pola yang dipakai selama *training* [7].

II. LANDASAN TEORI

A. *Time Series Analysis*

Time series adalah rangkaian data yang berupa nilai pengamatan yang diukur selama kurun waktu tertentu, berdasarkan waktu dengan interval yang sama [3], dalam hal ini adalah data nilai indeks harga saham yang diperoleh dalam jangka waktu yang berurutan data ini dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa hari, bulan, tahun.

Analysis time series dilakukan untuk memperoleh pola dari data tersebut dengan menggunakan *historical* data yang akan digunakan untuk memprediksi suatu nilai di masa yang akan datang. Oleh karena itu untuk memilih suatu metode *time series* yang tepat harus mempertimbangkan pola data, agar metode yang digunakan dengan pola tersebut dapat diuji.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model *time series* yang menggabungkan model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Dalam model ARIMA semua data yang input harus sudah stasioner maka dari itu kita harus periksa terlebih dahulu apakah data tersebut sudah

stasioner atau tidak stasioner. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi di sekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu [1]. Dalam hal ini kestasioneran data bisa diperiksa dengan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series*, yang merupakan salah satu indikator untuk menentukan orde q pada model ARIMA (p, d, q). koefisien korelasi sederhana Y_t dengan Y_{t-1} dapat dicari dengan rumus sebagai berikut [1]:

$$r_k = \frac{\sum_t^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_t^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

dimana r_k adalah koefisien autokorelasi lag ke k , dimana $k = 0, 1, 2, \dots, n$ adalah jumlah data, Y_t adalah nilai data dari *time series* yang sudah stasioner, dan \bar{Y} adalah rata-rata peubah acak Y .

Autokorelasi parsial adalah korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu yang digunakan untuk mengetahui tingkat keeratan antara Y_t dan Y_{t-k} , apabila pengaruh dari waktu lag 1, 2, 3, ..., $k-1$ dianggap terpisah. Dan fungsi autokorelasi parsial merupakan indikator untuk orde p pada model ARIMA (p, d, q). Fungsi autokorelasi parsial dituliskan sebagai berikut [1]:

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p} \quad (2)$$

dimana ρ adalah nilai dari fungsi ACF, ϕ adalah nilai dari fungsi PACF, dan $k = \text{time lag}$, dengan $k = 1, 2, \dots, p$.

Model ARIMA merupakan model yang sering digunakan untuk observasi yang tak stasioner. Observasi tak stasioner merupakan observasi yang memiliki *mean* dan variansi yang bergerak terhadap waktu (berubah-ubah setiap waktu). Model ARIMA melibatkan proses *differencing* untuk mentransformasi observasi (data) tak stasioner menjadi stasioner. Proses ini dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data periode sebelumnya yang dapat dirumuskan sebagai berikut [4]:

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1} \quad (3)$$

dimana ΔX_t adalah data ke- t hasil differencing satu kali, X_t adalah data pada waktu ke t , dan X_{t-1} adalah data pada waktu $t - 1$. Apabila *differencing* satu kali belum menghasilkan data yang stasioner maka dapat dilakukan *differencing* kedua dengan persamaan :

$$\Delta^2 X_t = \Delta X_t - \Delta X_{t-1} = (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} \quad (4)$$

dimana $\Delta^2 X_t$ adalah data ke- t hasil differencing dua kali, X_{t-2} adalah data pada waktu $t - 2$. Jadi dapat disimpulkan data *time series* yang sudah dilakukan *differencing* sebanyak d kali sampai menjadi data yang stasioner dan diterapkan pada model ARMA (p, q), maka pada ARIMA dinotasikan menjadi ARIMA (p, d, q). Pada model gabungan ini, data *time series* stasioner adalah fungsi dari nilai lampainya serta nilai sekarang dan kesalahan lampainya. Bentuk umum model ini yaitu [5]:

$$Z_t = \mu + \alpha_1 Z_{t-1} + \dots + \alpha_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \Phi_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \Phi_q \varepsilon_{t-q} \quad (5)$$

dimana Z_t adalah peubah acak saat t hasil differencing (∇Y_t), μ adalah nilai konstanta, α_p adalah parameter *autoregressive ke-p*, ε_t adalah nilai *residual* pada saat t , Φ_q adalah parameter *moving average ke-q*, dan $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-n}$ adalah nilai residual pada lag tertentu.

B. Artificial Neural Network Backpropagation

Backpropagation merupakan metode pelatihan dari *Artificial Neural Network* yang menggunakan arsitektur *multilayer* dengan algoritma pembelajaran *supervised*. Metode ini bertujuan untuk melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola dalam pelatihan dan

memberikan respon yang benar terhadap pola *input* yang hampir sama dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Metode ini juga melakukan dua tahapan, yaitu *feedforward* atau perhitungan maju dan *backward propagation* atau perhitungan mundur [6]. Sebelum dilakukan pelatihan jaringan, data harus di *pre-processing* supaya distribusi data lebih merata dengan cara dinormalisasi ke dalam *range* [0-1]. Rumus normalisasi yang digunakan yaitu :

$$Y = \frac{0,8(X-b)}{(a-b)} + 0,1 \quad (6)$$

dimana Y adalah nilai yang telah dinormalisasi, X adalah nilai asli, a adalah nilai maksimum data asli, dan b adalah nilai minimum data asli.

Algoritma pelatihan jaringan pada metode ini terdiri dari tiga fase, yaitu [6]:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dan bias dalam bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian (mendekati atau sama dengan *target* yang ditentukan) belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9.

Langkah 2: Untuk setiap pasang data *training* lakukan langkah 3-8.

Fase 1 : Perhitungan maju

Langkah 3 : Tiap unit masukkan menerima sinyal dan meneruskannya *hidden layer* di atasnya.

Langkah 4 : Hitung semua keluaran di *hidden layer*.

$$Z_net_j = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (7)$$

$$Z_j = f(Z_net_j) = \frac{1}{1+e^{-Z_net_j}} \quad (8)$$

dimana Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) adalah nilai keluaran *hidden layer*/unit, $f(Z_net_j)$ adalah fungsi sigmoid *backpropagation*, V_{j0} adalah bias, X_i adalah unit masukkan, V_{ji} adalah bobot, dan Z_net_j adalah perhitungan antara nilai *input* dengan bobot yang menghubungkan dengan *hidden layer* yang akan di tambahkan dengan bias.

Langkah 5 : Hitung semua keluaran unit Y_k

$$Y_net_k = W_{k0} + \sum_{j=1}^n Z_j W_{kj} \quad (9)$$

$$Y_k = f(Y_net_k) = \frac{1}{1+e^{-Y_net_k}} \quad (10)$$

dimana Y_k keluaran unit Y_k , $f(Y_net_k)$ adalah fungsi sigmoid *backpropagation*, W_{k0} adalah bias, W_{kj} adalah bobot, dan Y_net_k adalah hasil perhitungan antara nilai *hidden layer* dengan bobot yang menghubungkan dengan *output layer* yang akan di tambahkan dengan bias.

Fase 2 : Perhitungan mundur

Langkah 6 : Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$)

$$\delta_k = (t_k - Y_k)f'(Y_net_k) = (t_k - Y_k)Y_k(1 - Y_k) \quad (11)$$

dimana δ_k adalah unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot *layer* dibawahnya, dan t_k adalah *target* dari jaringan. Hitung suku perubahan bobot W_{kj} dengan laju percepatan α

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j ; k = 1, 2, \dots, m; j = 0, 1, 2, \dots, p \quad (12)$$

Langkah 7 : Hitung faktor δ *hidden layer* berdasarkan kesalahan di setiap *hidden layer* Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$)

$$\delta_net_j = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{kj} \quad (13)$$

Faktor δ *hidden layer* :

$$\delta_j = \delta_net_j f'(Z_net_j) = \delta_net_j Z_j (1 - Z_j) \quad (14)$$

Hitung suku perubahan bobot V_{ji} baru (yang akan digunakan untuk mengubah bobot V_{ji})

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_i X_i ; j = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n \tag{15}$$

Fase 3 : Perubahan bobot

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot. Perubahan bobot garis yang menuju *hidden layer* :

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj} ; k = 1, 2, \dots, m; j = 0, 1, \dots, p \tag{16}$$

$$V_{ji}(\text{baru}) = V_{ji}(\text{lama}) + \Delta V_{ji} ; j = 1, 2, \dots, p; i = 0, 1, \dots, n \tag{17}$$

Algoritma ini merupakan satu kali *training* dan dilakukan sampai nilai kesalahan (faktor δ) mendekati 0 atau *target* yang ditentukan. Setelah *training* selesai maka jaringan dapat digunakan untuk *testing set*.

C. Akurasi

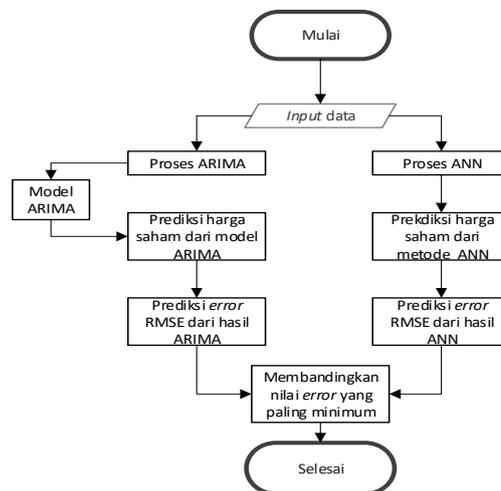
Teknik yang digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE merupakan pengecekan kesalahan yang membandingkan nilai sesungguhnya dengan nilai yang didapatkan dari pengujian dengan hasil dinyatakan dengan nilai mutlak. RMSE tersebut dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2 \tag{18}$$

dimana n adalah jumlah data aktual, X_t adalah data prediksi, dan \hat{X}_t adalah data aktual.

III. METODE PENELITIAN

Pemilihan metode untuk memprediksi harga saham dilakukan dengan cara membandingkan nilai *error* RMSE antara model ARIMA dengan metode ANN.



A. Input Data

Data yang digunakan untuk memprediksi harga saham yaitu data harian dari PT Bumi Citra Permai Tbk. (BCIP.JK) yang bersumber di <http://finance.yahoo.com> dalam rentang waktu 1 Januari 2016 sampai 24 Oktober 2018. Total data sebanyak 706 dataset yang di bagi menjadi *training* set sebanyak 690 dataset dan *testing* set sebanyak 16 dataset, dengan perbandingan data *training* dan *testing* sebesar 98 : 2, perbandingan tersebut sangat

kecil, karena dengan mempertimbangkan bahwa data yang digunakan adalah data *time series* yang *update* (miring) terhadap waktu dan bergantung dengan informasi data sebelumnya, maka penulis mempertimbangkan data *testing* yang sangat kecil.

B. Proses ARIMA

1. *Cek Kestasioneran*
Kestasioneran data dapat dilihat melalui *trend* dari grafik coleogram ACF-PACF, dengan melibatkan kondisi *cut off* grafik tersebut.
2. *Identifikasi Model Sementara*
Untuk orde AR, dapat dilihat pada grafik PACF yang melewati garis *cut off*. Sedangkan untuk orde MA, dilihat pada grafik ACF yang melewati garis *cut off*.
3. *Estimasi Parameter*
Estimasi parameter dilakukan dengan menguji semua kemungkinan AR dan MA yang diperoleh untuk mencari kesignifikan dari model yang terbentuk.
4. *Pengujian Diagnostik*
Pengujian diagnostik dilakukan dengan cara pengujian dari model yang sudah di estimasi yaitu terhadap nilai *error* pada model dengan statistik *Box-Pierce Q*.

C. Model ARIMA

Dari semua model yang diperoleh dari proses ARIMA, maka dipilih model ARIMA (p, d, q) yang paling baik berdasarkan *error* RMSE yang terkecil, dimana orde p adalah indikator dari fungsi autokorelasi parsial, orde d adalah data *time series* yang sudah dilakukan *differencing* sebanyak d kali, dan orde q adalah indikator dari fungsi autokorelasi.

D. Prediksi Harga Saham dari Model ARIMA

Pada tahap ini, dilakukan prediksi data dari model yang diperoleh untuk menentukan *error* dari data asli dengan data prediksi.

E. Prediksi error RMSE dari hasil ARIMA

Setelah tahap prediksi sudah selesai akan didapatkan model ARIMA mana yang lebih baik untuk digunakan pada data saham ini berdasarkan *error* RMSE yang paling minimum sehingga dapat digunakan untuk membandingkan *error* RMSE dengan metode ANN.

F. Proses ANN

1. *Pre-processing*
Data yang ada dinormalisasikan ke dalam *range* [0-1]. Rumus normalisasi yang digunakan, yaitu dengan persamaan (6).
2. *Inisialisasi Parameter ANN*
Tahap ini melakukan inisialisasi terhadap nilai bias dan bobot secara random.
3. *Perhitungan Maju*
Tahap ini melakukan perhitungan maju dengan nilai bias dan bobot yang telah di tentukan di tahap inisialisasi.
4. *Perhitungan Mundur*
Tahap ini melakukan perhitungan mundur dari hasil keluaran *error* pada tahap perhitungan maju yang akan digunakan parameter dalam pelatihan. Pelatihan akan selesai jika *error* yang didapatkan kurang dari iterasi. Dan digunakan untuk memperbaiki semua bobot.
5. *Penyimpanan Model*
Setelah proses perhitungan mundur, nilai bias dan bobot akan disimpan sesuai dengan hasil yang diperoleh.
6. *Pengujian Jaringan*

Jaringan yang sudah dilatih pada tahapan sebelumnya, nilai bobot yang diperoleh digunakan untuk mengolah data masukan sehingga hasil keluaran yang sesuai.

G. *Prediksi Harga Saham dari Metode ANN*

Tahapan ini melakukan peramalan dengan jaringan yang memiliki tingkat pengenalan yang paling baik.

H. *Prediksi error RMSE dari hasil ANN*

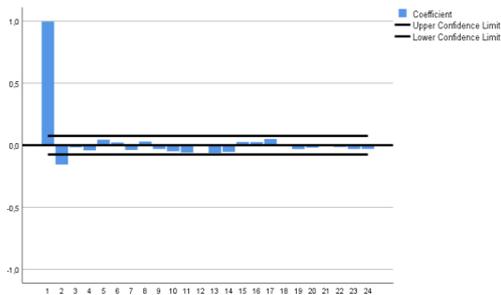
Setelah tahap prediksi sudah selesai akan didapatkan *error* RMSE yang digunakan untuk membandingkan *error* dengan model ARIMA.

I. *Membandingkan nilai error yang lebih optimal*

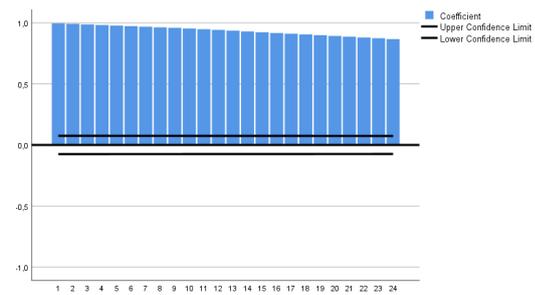
Setelah tahapan untuk mencari *error* RMSE dari model ARIMA dan metode ANN, maka dilakukan perbandingan nilai *error* RMSE yang paling minimal.

IV. HASIL PENGUJIAN

A. ARIMA

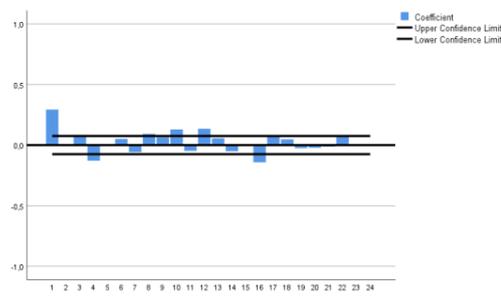


Gambar 1. PACF

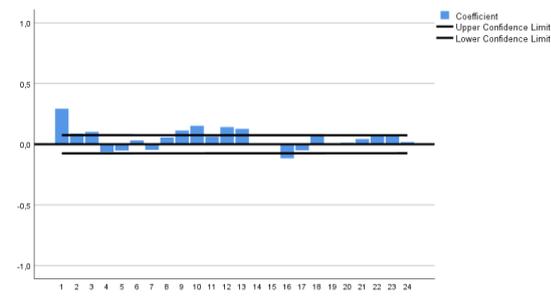


Gambar 2. ACF

Dari Gambar 1, dapat dilihat plot PACF terjadi *cut off* pertama pada *lag* ke-3, artinya observasi harga saham hanya dipengaruhi oleh harga saham pada satu hari sebelumnya. Hal ini menunjukkan model ARIMA (2, 0, 0), dan Gambar 2, dapat dilihat bahwa data tidak stasioner karena plot ACF tidak terjadi *cut off*, dan memperlihatkan *trend linier* yang jelas mengalami penurunan nilai-nilai autokorelasi secara perlahan-lahan. Dengan melakukan proses *differencing* pertama, grafik akan menjadi seperti berikut :



Gambar 3. PACF setelah Proses Differencing



Gambar 4. ACF setelah Proses Differencing

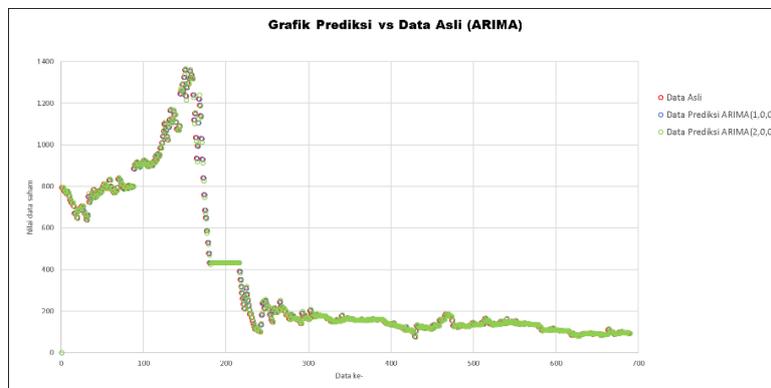
Dari Gambar 3. dan Gambar 4, dapat dilihat bahwa data sudah stasioner karena terjadi *cut off* pada plot PACF dan ACF. Hasil dari Gambar 3 plot PACF terdapat *cut off* pertama di *lag* ke-2 dan Gambar 4 plot ACF terdapat

cut off pertama di lag ke-4. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA yang akan digunakan adalah model ARIMA (p, d, q). Berdasarkan Gambar 1-4 maka model ARIMA yang dapat dipertimbangkan adalah ARIMA (1, 1, 3). Hal ini tidak menutup kemungkinan untuk memilih model kombinasi ARIMA dengan orde yang lebih kecil dari (1, 1, 3), asalkan tidak melebihi orde tersebut.

Dari hasil pengestimasi parameter dan pengujian diagnostik, didapatkan model persamaan ARIMA (1, 0, 0) dan ARIMA (2, 0, 0) yang memenuhi semua syarat dalam pembentukan model ARIMA dengan persamaan model, yaitu :

Tabel 1. Persamaan model ARIMA

ARIMA (1, 0, 0)	ARIMA (2, 0, 0)
$Y_t = \mu + \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$	$Y_t = \mu + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$



Gambar 5. Grafik Prediksi vs Data Asli

Dari Gambar 5, dapat dilihat perbandingan prediksi menggunakan model ARIMA (1, 0, 0) dan ARIMA (2, 0, 0) dengan data asli. Nilai RMSE yang dihasilkan pada proses *training* dengan model ARIMA (1, 0, 0) dan ARIMA (2, 0, 0), masing masing sebesar 36.187, dan 35.812. Nilai tersebut menunjukkan bahwa proses *training* model ARIMA dapat memprediksi harga saham dengan baik, sehingga model yang terpilih sudah dapat digunakan dalam *testing* model ARIMA.

Tabel 2. Perhitungan error ARIMA

	ARIMA(1,0,0)		ARIMA(2,0,0)	
	MSE	RMSE	MSE	RMSE
<i>Error training</i>	1,309.50	36.187	1,282.50	35.812
<i>Error testing</i>	1.8873	1.3738	2.4070	1.5514

Berdasarkan observasi pada Tabel 2 didapatkan *error* RMSE paling minimum dari kedua model tersebut, yaitu model ARIMA (1, 0, 0) dengan RMSE testing sebesar 1.3738.

B. ANN

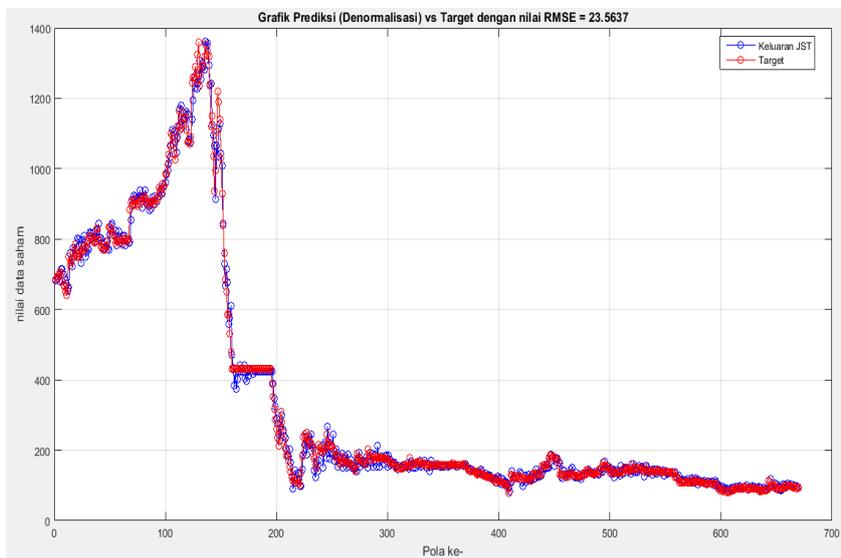
Untuk melakukan *training*, ditentukan terlebih dahulu beberapa skenario, dengan sistem skenario yang dilakukan yaitu :

- a. Komposisi data *input* dengan 20 pola data *input* dan 1 *target*.
- b. Jumlah iterasi sebanyak 5000 iterasi.
- c. Jumlah *hidden layer* 15, 16, 17, 20, 25.
- d. Proses *learning* sebesar 0.1.

Tabel 3. Skenario *Training*

Iterasi	<i>Hidden Layer</i>	MSE (denormalisasi)	MSE (normalisasi)
5000	15	843.2404	0.000328
5000	16	780.5095	0.000304
5000	17	866.2258	0.000337
5000	20	864.6539	0.000337
5000	25	1017.16	0.000395

Berdasarkan observasi pada Tabel 3, maka diperoleh hasil skenario *training* yang terbaik berdasarkan MSE yang sudah di denormalisasi terkecil adalah pada jumlah *hidden layer* 16 yaitu 780.5095. Jadi, Arsitektur ANN yang digunakan adalah 20 – 16 – 1, dimana 20 adalah data masukan, 16 adalah jumlah *hidden layer*, dan 1 adalah nilai keluarannya.



Gambar 6. Grafik Prediksi vs Target

Dari Gambar 6, dapat dilihat perbandingan prediksi dengan 16 *hidden layer* dengan data asli. Nilai RMSE yang sudah di denormalisasi yang dihasilkan pada proses *training* sebesar 23.5637. Nilai tersebut menunjukkan bahwa proses *training* jaringan *backpropagation* dapat memprediksi harga saham dengan baik, sehingga jaringan yang diperoleh dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada proses *testing*.

Untuk melakukan *testing* digunakan hasil pembobotan nilai dan pola dari *training*. Nilai RMSE yang sudah di denormalisasi yang dihasilkan pada proses *testing* sebesar 4.6814 dengan menggunakan jaringan yang ada di proses *training*.

Tabel 4. Perhitungan *Error ANN*

	MSE	RMSE
<i>Error training</i>	555.246	23.2637
<i>Error testing</i>	21.9154	4.6814

Dari perhitungan RMSE dengan ANN dalam proses *training* dan *testing* didapatkan masing-masing sebesar 23.2637 dan 4.6814.

C. Perbandingan nilai error model ARIMA dengan metode ANN

Tabel 5. Perbandingan nilai Error Prediksi ARIMA dan ANN

	ARIMA(1,0,0)		ARIMA(2,0,0)		ANN	
	MSE	RMSE	MSE	RMSE	MSE	RMSE
<i>Error training</i>	1,309.50	36.187	1,282.50	35.812	555.246	23.2637
<i>Error testing</i>	1.8873	1.3738	2.4070	1.5514	21.9154	4.6814

Berdasarkan observasi pada Tabel 5, *error* RMSE dari model ARIMA (1, 0, 0), dan ARIMA (2, 0, 0), masing-masing sebesar 1,3738, 1.5514, sedangkan ANN dengan 16 *hidden layer* sebesar 4.6814, dan yang paling minimum yaitu *error* RMSE dengan model ARIMA(1, 0, 0) sebesar 1.3738.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan tentang “Perbandingan Prediksi Harga Saham dengan ARIMA dan *Artificial Neural Network*”, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Model ARIMA terbaik untuk melakukan prediksi harga saham berdasarkan kelayakan untuk digunakan adalah ARIMA (1, 0, 0) dengan persamaan $Y_t = \mu + \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$, dan ARIMA (2, 0, 0) dengan persamaan $Y_t = \mu + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$.
2. Skenario terbaik dalam memprediksi harga saham dengan menggunakan ANN adalah dengan arsitektur 20 – 16 – 1, yaitu 20 adalah data masukan, 16 adalah jumlah *hidden layer*, dan 1 adalah nilai keluarannya.
3. Perbandingan hasil perhitungan *error* RMSE dengan model ARIMA (1, 0, 0), dan ARIMA (2, 0, 0), masing-masing sebesar 1,3738, 1.5514, sedangkan ANN dengan 16 *hidden layer* sebesar 4.6814. Hasil dari penelitian ini model ARIMA (1, 0, 0) lebih akurat dibandingkan metode ANN dalam prediksi harga saham PT. Bumi Citra Permai Tbk.

REFERENCES

- [1] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. (n.d.). Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1 Edisi Kedua (Vol. 61 & 339). (M. & Ir. Untung Sus Ardiyanto, Trans.) Jakarta: Erlangga.
- [2] Ayodele, A., Charles, K., Marion, A., & Sunday, O.2012. *Stock Price Prediction using Neural Network with Hybridized Market Indicator s*
- [3] Spiegel, R. Murray dan Stephens, Larry J. (2007). STATISTIK Schaum's OuTlines, Edisi Ketiga. Jakarta: Erlangga.
- [4] Salmon, S. H. (2015). Pemodelan ARIMA dalam Prediksi Penumpang Pesawat Terbang pada Bandara Internasional Sam Ratulangi Manado.
- [5] Mulyono, S. (2000). Peramalan Bisnis dan Ekonometrika. Yogyakarta: BPFE.
- [6] Suyanto, ST, Msc. (2011). Artificial Intelligence. Bandung.
- [7] Siang, J. J. 2005. Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan MATLAB. Yogyakarta: ANDI.
- [8] Makridarkis, Wheelwright, dan McGee. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan edisi ke-2. Alih bahasa Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Jakarta: Erlangga.
- [9] Joarder Kamruzzaman and Ruhul A. Sarker, “Comparing ANN Based Models with ARIMA for Prediction of Forex Rates”, ASOR BULLETIN, Vol. 22, No. 2, pp. 2-11.
- [10] Chauhan, B., Bidave, U., Gangathade, A., Kale, S., *Stock Market Prediction Using Artificial Neural Network* . International