

# PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA MENGUNAKAN METODE HIBRIDA ARIMA-NEURAL NETWORK

Crisma Devika Setiawan<sup>1</sup>, Winita Sulandari<sup>2</sup>, Yuliana Susanti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>*Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sebelas Maret  
Jl. Ir. Sutami No.36, Kentingan, Kec. Jebres, Kota Surakarta, Jawa Tengah*  
[crismadevika@gmail.com](mailto:crismadevika@gmail.com), [winita@mipa.uns.ac.id](mailto:winita@mipa.uns.ac.id), [yulianasusanti@staff.uns.ac.id](mailto:yulianasusanti@staff.uns.ac.id)

## ABSTRAK

Saham merupakan salah satu instrumen investasi yang diminati oleh banyak investor dan memiliki tingkat keuntungan yang menarik. Saham dari PT Unilever merupakan salah satu saham yang aktif diperjual belikan dalam BEI dan tergabung dalam LQ45. Kinerja perusahaan ditunjukkan melalui harga saham dari perusahaan tersebut dan para investor perlu memprediksi harga sebuah saham untuk mengurangi resiko kerugian. Harga saham yang selalu berfluktuasi memungkinkan data historisnya memiliki hubungan linier dan nonlinier. Penelitian ini menggunakan metode hibrida ARIMA – *Neural Network* untuk memprediksi harga saham PT Unilever periode Januari hingga Desember 2019, karena metode ini digunakan untuk memprediksi runtun waktu yang linier maupun non linier. Hasil akhir penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA terbaik adalah ARIMA (3,1,2) dengan nilai MAPE data latih 1.04% dan data uji 0.86%, sedangkan model hibrida terbaik adalah ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1) dengan nilai MAPE data latih dan data uji berturut adalah 1,03% dan 0,82%. Model hibrida memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan model ARIMA, tetapi tidak memberikan perbedaan hasil peramalan yang signifikan. Meskipun demikian model hibrida dapat menambah tingkat keakuratan peramalan pada harga saham unilever.

**Kata Kunci:** arima, hibrida, *neural network*, saham

## ABSTRACT

*Stocks are one of the investment instruments that interest many investors and have an attractive rate of return. The stock of PT Unilever is one of the shares actively traded on the IDX and incorporated in LQ45. Company performance is shown through the company's stock price and investors need to predict the price of a stock to reduce the risk of loss. Stock prices that always fluctuate allow historical data to have a linear and non-linear relationship. This study uses the ARIMA – Neural Network hybrid method to predict PT Unilever's share price for the period January to December 2019, because this method is used to predict linear and non-linear time series. The final results of this study indicate that the best ARIMA model is ARIMA(3,1,2) with a MAPE value of 1.04% of training data and 0.86% of test data, while the best hybrid model is ARIMA(3,1,2) – NN(4,9,1) with the MAPE values of training data and test data being 1.03% and 0.82%, respectively. The hybrid model has a smaller MAPE value than the ARIMA model but does not provide a significant difference in forecasting results. Even so, the hybrid model can increase the accuracy of forecasting the Unilever stock price.*

**Key Word:** arima, hybrid, *neural network*, stock

## PENDAHULUAN

Harga saham adalah harga yang terbentuk berdasarkan interaksi dari para pelaku pasar pada Bursa Efek Indonesia (BEI) (Susilawati, 2012). Harga saham menjadi tolok ukur bagi kinerja dari sebuah perusahaan, jika harga saham tinggi, maka nilai perusahaan tersebut bagi para investor juga akan tinggi, begitu pula sebaliknya (Wulandari & Badjra, 2019). Salah satu saham yang memiliki harga tinggi dan tergabung dalam LQ45 adalah saham PT Unilever Indonesia Tbk, dimana LQ45 adalah 45 saham yang memiliki liquiditas tertinggi dan memiliki kapasitas pasar terbesar dalam BEI. PT Unilever Indonesia memiliki nilai

*Return On Asset (ROA)* sebesar 47,4 % dan nilai tersebut termasuk termasuk nilai yang tinggi. ROA yang tinggi menandakan bahwa tingkat keuntungan yang dapat diperoleh oleh perusahaan juga tinggi (Indriawati *et al.*, 2022). Bagi seorang investor, tujuan utama dalam melakukan investasi adalah memperoleh imbalan atas apa yang diinvestasikannya. Keuntungan tersebut dapat berupa dividen, yaitu bagi hasil keuntungan yang diperoleh perusahaan atau *capital gain* yang merupakan selisih harga pasar dan harga nominal (Indriawati *et al.*, 2022). Penting bagi para investor untuk memprediksi harga dari sebuah saham sebelum memutuskan berapa banyak harus berinvestasi. Hal tersebut untuk

membantu para investor mengurangi resiko kerugian dari investasinya.

Saham merupakan instrumen investasi yang memiliki tingkat keuntungan yang menarik, namun juga memiliki tingkat resiko yang tinggi (Trimulya *et al.*, 2015). Harga saham yang dipengaruhi oleh permintaan dan penawaran pasar membuat harga saham mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu (Susilawati, 2012). Fluktuasi tersebut dapat menyebabkan adanya hubungan linier dan non linier dalam data historis harga saham. Hal tersebut diperkuat dengan penelitian yang dilakukan oleh Wibowo *et al.* (2022), yang menunjukkan bahwa harga saham penutupan PT Unilever dapat diprediksi dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Neural Network* (NN), serta diperoleh tingkat akurasi yang bagus. Hasil penelitian tersebut menandakan bahwa data harga saham penutupan PT Unilever memiliki hubungan linier dan non linier karena metode ARIMA digunakan untuk menganalisis data linier, sedangkan metode NN digunakan untuk data non linier. Berdasarkan hal tersebut, maka akan dilakukan analisis peramalan harga saham penutupan PT Unilever dengan menggunakan metode hibrida ARIMA-NN dimana metode hibrida ini disusun untuk runtun waktu yang memiliki hubungan linier dan non linier. Penelitian ini bertujuan untuk membantu para investor dalam menentukan keputusan berinvestasi dengan hasil peramalan yang diperoleh.

## METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan data harga saham penutupan PT Unilever Indonesia Tbk dari bulan Januari sampai Desember 2019 yang diperoleh dari laman *Yahoo Finance* (Yahoo Finance, 2019). Data yang digunakan merupakan data harian dan dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Data latih terdiri dari 207 data dan data uji terdiri dari 51 data. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah hibrida ARIMA – *Neural Network*, dimana metode ini terlebih dahulu memodelkan data dengan model ARIMA, lalu residu yang dihasilkan dari model tersebut akan menjadi input pada pemodelan *Neural Network*. Hasil pemodelan ARIMA dan *Neural Network* akan digabungkan dengan menggunakan rumus hibrida. Berikut tahapan penelitian yang dilakukan:

### 1. Mengidentifikasi model ARIMA

Model ARIMA ( $p, d, q$ ) merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data yang tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun dalam variansi. Runtun waktu yang tidak stasioner dalam rata-rata dapat diatasi dengan *differencing* yang dinyatakan sebagai orde  $d$  dan untuk data yang tidak stasioner dalam variansi perlu ditransformasi untuk mengatasinya (Box *et al.*, 2015). Identifikasi model dapat dilihat berdasarkan grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang telah stasioner untuk menentukan orde  $p$  dan  $q$  (Muis & Setiyadi, 2020).

### 2. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi

Model yang telah ditentukan akan dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan metode estimasi maksimum likelihood dan akan diuji parameter mana saja yang signifikan dalam model. Pengujian dilakukan dengan menggunakan uji  $t$  yang menolak hipotesis nol, yaitu parameter tidak signifikan jika nilai  $|t_{hitung}| > t_{tabel}$  dengan  $t_{hitung}$  dapat diperoleh dari persamaan berikut (Wei, 2006).

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$$

$\hat{\phi}_i$  : penduga parameter ke -  $i$  dalam model,  $i = 1, 2, \dots, j$

$se(\hat{\phi}_i)$ : standart error penduga parameter ke- $i$  dalam model,  $i = 1, 2, \dots, j$   
 $j$  : banyaknya parameter

### 3. Melakukan uji diagnostik pada model

Model yang semua parameternya signifikan harus dilakukan uji diagnostik. Terdapat dua uji yang harus terpenuhi, yaitu uji normalitas dan uji *white noise*. Uji normalitas digunakan untuk mengetahui apakah residu berdistribusi normal atau tidak dan pengujian dilakukan menggunakan uji Jarque-Bera. Pada uji ini, hipotesis nol, yaitu residu berdistribusi normal ditolak jika nilai  $JB \geq \chi^2_{(1-\alpha);2}$  atau nilai  $p\text{-value} < \alpha$ .

$$JB = n \left[ \frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right]$$

dengan

$n$  : banyak sampel

$S$  : skewness  
 $K$  : kurtosis

Uji *white noise* digunakan untuk mengetahui apakah residu mengikuti sifat independen atau tidak dan untuk mengujinya digunakan uji Ljung Box-Q (Justica *et al.*, 2021). Hipotesis nol dalam pengujian ini, yaitu residu memenuhi syarat *white noise* ditolak jika  $Q > \chi_{\alpha; (K-m)}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \left( \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right)$$

dengan

$K$  : lag maksimal

$n$  : jumlah pengamatan

$\hat{\rho}_k$  : autokorelasi residu sampel pada lag  $k$

$m$  :  $p + q$

4. Melakukan pemodelan dengan *Neural Network*

*Neural network* merupakan sistem pemroses informasi dimana karakteristik didalamnya menyerupai jaringan saraf biologi manusia. Susunan arsitektur dalam *neural network* terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* (Fitriani *et al.*, 2015). Setiap *layer* dapat terdiri dari beberapa neuron dan didalam neuron terdapat aktivasi, yaitu fungsi dari *input* yang diterima neuron (Qamara *et al.*, 2019). Fungsi aktivasi sigmoid biner yang memiliki range antara 0 sampai 1 digunakan dalam pemodelan ini dengan jumlah neuron pada *hidden layer* terdiri dari 1 hingga 10 neuron dan 1 neuron pada *output layer*. Pemodelan ini menggunakan residu yang diperoleh dari hasil peramalan model ARIMA sebagai input dengan jumlah neuron input yang digunakan adalah 1 hingga 5 input.

5. Pemodelan Hibrida ARIMA – *Neural Network*

Model ARIMA-NN adalah model hibrida yang pertama kali dikenalkan oleh (Zhang, 2003). Model hibrida ARIMA-NN digunakan untuk mengatasi masalah yang banyak terjadi pada kasus nyata, dimana runtun waktu memiliki hubungan linier dan non linier. Secara umum kombinasi dari model runtun waktu yang linier dan non linier seperti persamaan berikut, dimana  $L_t$  menunjukkan komponen linier dan  $N_t$  menunjukkan komponen non linier.

$$z_t = L_t + N_t$$

6. Menghitung nilai kesalahan peramalan dengan MAPE dan MSE

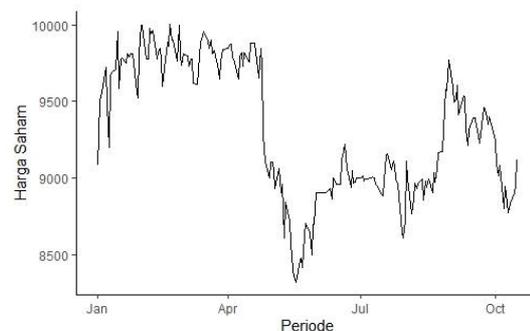
Ukuran kesalahan peramalan digunakan untuk melihat ketepatan model yang digunakan dalam meramalkan suatu data. Semakin kecil kesalahan nilai peramalan, maka akan semakin baik model untuk digunakan dalam meramalkan runtun waktu. Dalam menghitung kesalahan nilai peramalan dapat digunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Hanke & Wichern, 2014).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$$

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

## HASIL DAN PEMBAHASAN

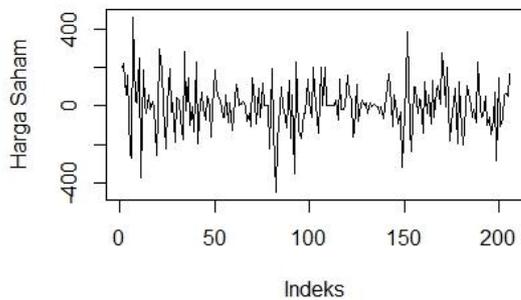
Data yang digunakan untuk pemodelan adalah data latih yang berjumlah 207 data dari periode 1 Januari sampai 16 Oktober 2019. Plot data runtun waktu untuk data latih ditunjukkan pada Gambar 1. Gambar 1 menunjukkan bahwa harga saham PT Unilever mengalami penurunan yang signifikan diantara bulan April hingga Juli dan dapat disimpulkan bahwa data harga saham tersebut tidak stasioner.



Gambar 1. Plot *time series* harga saham unilever periode 1 Januari – 16 Oktober 2019

Hasil pengujian pada data untuk melihat apakah data stasioner dalam variansi atau tidak menunjukkan nilai  $\lambda = 1$  yang berarti bahwa data telah stasioner dalam variansi. Uji *Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF) untuk melihat apakah data telah stasioner dalam rata-rata menghasilkan nilai  $p\text{value} = 0,56 > \alpha = 0,05$  yang berarti bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata, sehingga perlu dilakukan *differencing* satu kali ( $d = 1$ ). Setelah dilakukan *differencing*

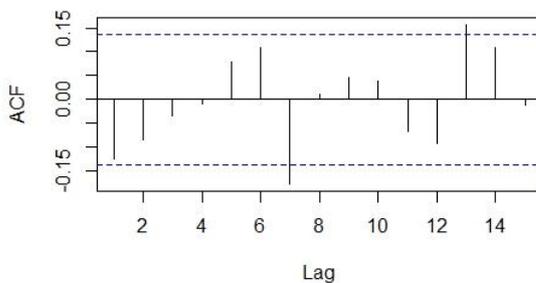
dapat dilihat pada Gambar 2 bahwa plot data menunjukkan kecenderungan berada disekitar nilai tengah nol yang berarti data telah stasioner.



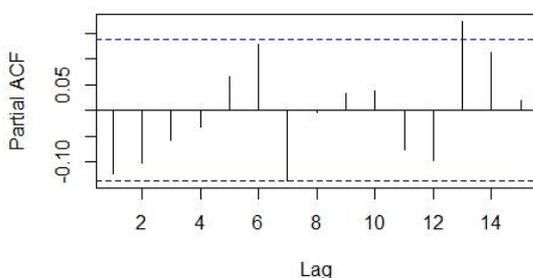
Gambar 2. Plot *time series* harga saham unilever periode 1 Januari – 16 Oktober 2019 setelah differencing

### Identifikasi Model

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 3 menunjukkan bahwa terdapat lag yang signifikan di lag ke 7 dan 13, serta plot PACF pada Gambar 4 terdapat lag yang signifikan di lag ke 7 dan 13. Berdasarkan lag yang signifikan tersebut diperoleh orde  $p$  dan  $q$  adalah 7 dan 13. Selain orde tersebut akan dilakukan pemodelan dengan orde yang lain dimana penentuan orde dilakukan dengan proses *trial and error* dari orde 1, 2, dan 3 untuk orde  $p$  dan  $q$ .



Gambar 3. Plot ACF setelah differencing



Gambar 4. Plot PACF setelah differencing

### Estimasi Parameter

Parameter dari model yang telah diperoleh diestimasi dengan menggunakan

metode maksimum likelihood dan diuji signifikansi parameternya. Hasil estimasi parameter dan uji signifikansi parameter ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi parameter

| Model                  | Estimasi  | $p$ value | Keterangan |
|------------------------|-----------|-----------|------------|
| <b>ARIMA (0, 1, 1)</b> |           |           |            |
| MA (1) ( $\theta_1$ )  | -0.159    | 0,042     | Signifikan |
| <b>ARIMA (2, 1, 2)</b> |           |           |            |
| AR (1) ( $\phi_1$ )    | 1.225     | 0,000     | Signifikan |
| AR (2) ( $\phi_2$ )    | -0.901    | 0,000     |            |
| MA (1) ( $\theta_1$ )  | -1.344    | 0,000     |            |
| MA (2) ( $\theta_2$ )  | 0.973     | 0,000     |            |
| <b>ARIMA (3, 1, 2)</b> |           |           |            |
| AR (1) ( $\phi_1$ )    | 0.167092  | 0,02      | Signifikan |
| AR (2) ( $\phi_2$ )    | -0.935549 | 0,000     |            |
| AR (3) ( $\phi_3$ )    | -0.176211 | 0,01      |            |
| MA (1) ( $\theta_1$ )  | -0.319125 | 0,000     |            |
| MA (2) ( $\theta_2$ )  | 0.999933  | 0,000     |            |
|                        |           |           |            |

Tabel 1 menunjukkan bahwa terdapat tiga model yang seluruh parameter signifikan terhadap model, yaitu model ARIMA (0, 1, 1), ARIMA (2, 1, 2) dan ARIMA (3, 1, 2).

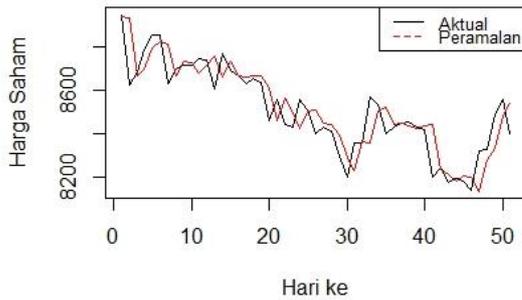
### Uji Diagnostik

Model dengan seluruh parameter yang signifikan harus memenuhi uji normalitas dan *white noise*. Hasil pengujian untuk asumsi normalitas dan *white noise* ditunjukkan pada Tabel 2 dan diperoleh bahwa model ARIMA (3,1,2) yang memenuhi kedua asumsi tersebut.

Tabel 2. Uji diagnostik

| Model           | Ljung-Box | Normalitas | Kerangan        |
|-----------------|-----------|------------|-----------------|
|                 | $p$ value | $p$ value  |                 |
| ARIMA (0,1,1)   | 0.5411    | 0.003      | Tidak Terpenuhi |
| ARIMA (2, 1, 2) | 0.9479    | 0.011      | Tidak Terpenuhi |
| ARIMA (3, 1, 2) | 0.9296    | 0.1014     | Terpenuhi       |

Model ARIMA (3,1,2) digunakan untuk meramalkan data uji karena telah memenuhi kedua asumsi residu dan untuk melihat apakah model tersebut baik untuk digunakan meramalkan harga saham PT Unilever beberapa periode ke depan. Hasil peramalan pada data uji ditunjukkan dalam Gambar 5 yang menunjukkan bahwa antara data uji dengan hasil peramalannya tidak jauh berbeda. Nilai kesalahan peramalan pada data uji, yaitu MAPE sebesar 0,86% dan MSE sebesar 10198,08.



**Gambar 5. Plot harga saham unilever dan peramalan periode 17 Oktober – 31 Desember 2019**

**Hibrida ARIMA – Neural Network**

Pemodelan *neural network* dilakukan dengan menggunakan residu dari model ARIMA (3, 1, 2) sebagai *input* dalam model. Sebelum dilakukan pemodelan, residu perlu dinormalisasi untuk mentransformasi data kedalam *range* 0 dan 1 dengan metode normalisasi minimum-maksimum. Hasil peramalan dari model *neural network* kemudian digabungkan dengan hasil peramalan model ARIMA menggunakan persamaan hibrida ARIMA-NN untuk memperoleh hasil peramalan hibrida ARIMA-NN. Perbandingan nilai kesalahan peramalan pada pemodelan hibrida ARIMA-NN ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Hasil MAPE dan MSE model hibrida**

| Neuron Hidden Layer | Latih |         | Uji  |         |
|---------------------|-------|---------|------|---------|
|                     | MAPE  | MSE     | MAPE | MSE     |
| <b>Input 1</b>      |       |         |      |         |
| 1                   | 1.04  | 15570.1 | 0.87 | 10347.9 |
| 2                   | 1.04  | 15567.7 | 0.87 | 10425.1 |
| 3                   | 1.04  | 15584.4 | 0.87 | 10358.7 |
| 4                   | 1.04  | 15570.0 | 0.87 | 10456.3 |
| 5                   | 1.04  | 15611.4 | 0.88 | 10532.9 |
| 6                   | 1.04  | 15575.0 | 0.88 | 10474.7 |
| 7                   | 1.04  | 15603.7 | 0.88 | 10501.6 |
| 8                   | 1.04  | 15582.6 | 0.88 | 10424.4 |
| 9                   | 1.04  | 15567.0 | 0.87 | 10433.6 |
| 10                  | 1.04  | 15578.4 | 0.88 | 10471.7 |
| <b>Input 2</b>      |       |         |      |         |
| 1                   | 1.04  | 15461.5 | 0.82 | 8645.4  |
| 2                   | 1.04  | 15447.5 | 0.82 | 8654.3  |
| 3                   | 1.04  | 15478.2 | 0.82 | 8703.5  |
| 4                   | 1.03  | 15451.1 | 0.82 | 8614.4  |
| 5                   | 1.03  | 15444.0 | 0.82 | 8645.4  |

|    |      |         |      |        |
|----|------|---------|------|--------|
| 6  | 1.03 | 15440.3 | 0.82 | 8533.1 |
| 7  | 1.04 | 15460.8 | 0.82 | 8660.4 |
| 8  | 1.03 | 15437.2 | 0.82 | 8649.2 |
| 9  | 1.03 | 15430.7 | 0.82 | 8598.5 |
| 10 | 1.04 | 15431.9 | 0.82 | 8610.0 |

**Input 3**

|    |      |         |      |        |
|----|------|---------|------|--------|
| 1  | 1.03 | 15222.8 | 0.83 | 8711.9 |
| 2  | 1.03 | 15269.7 | 0.83 | 8820.4 |
| 3  | 1.03 | 15269.3 | 0.83 | 8826.2 |
| 4  | 1.03 | 15270.1 | 0.83 | 8721.3 |
| 5  | 1.03 | 15354.7 | 0.84 | 8915.0 |
| 6  | 1.03 | 15269.9 | 0.83 | 8829.9 |
| 7  | 1.03 | 15324.3 | 0.83 | 8906.5 |
| 8  | 1.03 | 15240.8 | 0.83 | 8735.9 |
| 9  | 1.03 | 15240.9 | 0.83 | 8758.1 |
| 10 | 1.03 | 15332.8 | 0.83 | 8943.6 |

**Input 4**

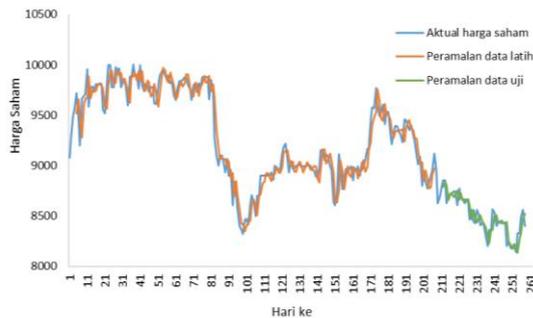
|    |      |         |      |        |
|----|------|---------|------|--------|
| 1  | 1.03 | 15379.9 | 0.82 | 8789.6 |
| 2  | 1.02 | 15242.0 | 0.82 | 8621.9 |
| 3  | 1.03 | 15234.4 | 0.82 | 8727.4 |
| 4  | 1.03 | 15267.5 | 0.83 | 8704.1 |
| 5  | 1.03 | 15331.2 | 0.83 | 8852.2 |
| 6  | 1.02 | 15270.5 | 0.82 | 8643.2 |
| 7  | 1.03 | 15263.8 | 0.82 | 8745.3 |
| 8  | 1.03 | 15222.6 | 0.83 | 8747.3 |
| 9  | 1.03 | 15212.8 | 0.82 | 8533.4 |
| 10 | 1.03 | 15236.7 | 0.82 | 8742.3 |

**Input 5**

|    |      |         |      |        |
|----|------|---------|------|--------|
| 1  | 1.02 | 15182.9 | 0.82 | 8881.4 |
| 2  | 1.02 | 15159.5 | 0.83 | 8916.4 |
| 3  | 1.03 | 15260.3 | 0.83 | 8860.2 |
| 4  | 1.02 | 15188.3 | 0.83 | 8940.1 |
| 5  | 1.02 | 15142.9 | 0.83 | 8891.3 |
| 6  | 1.03 | 15254.4 | 0.82 | 8772.7 |
| 7  | 1.02 | 15128.2 | 0.83 | 8832.2 |
| 8  | 1.02 | 15112.3 | 0.83 | 8845.7 |
| 9  | 1.02 | 15170.3 | 0.83 | 8860.7 |
| 10 | 1.02 | 15098.8 | 0.82 | 8735.6 |

Berdasarkan Tabel 3 diketahui bahwa model hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1) memiliki nilai MAPE dan MSE terkecil pada data latih maupun data uji dibandingkan model yang lain. Hal tersebut menunjukkan bahwa model hibrida tersebut merupakan model terbaik

dibandingkan model hibrida yang lain. Plot data harga saham dengan hasil peramalan model hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1) ditunjukkan pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Plot harga saham univeler dan peramalan hibrida periode 1 Januari – 31 Desember 2019

### Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan pemodelan dengan ARIMA dan hibrida ARIMA-NN diperoleh model terbaik ARIMA (3,1,2) dan hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1). Perbandingan nilai MAPE dan MSE dari kedua model tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Perbandingan MAPE dan MSE model ARIMA dan hibrida ARIMA-NN

|   | Latih |         | Uji   |         |
|---|-------|---------|-------|---------|
|   | MAPE  | MSE     | MAPE  | MSE     |
| <b>Hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1)</b> |       |         |       |         |
|   | 1,04% | 15490,3 | 0,86% | 10198,1 |
| <b>ARIMA (3, 1, 2)</b>                    |       |         |       |         |
|   | 1,03% | 15212,8 | 0,82% | 8533,4  |

Berdasarkan Tabel 4, model hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1) memiliki nilai MAPE dan MSE yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA (3,1,2) baik untuk data latih maupun data uji. Hal tersebut menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA (3,1,2) – NN (4,9,1) lebih baik dibandingkan model ARIMA (3,1,2) untuk meramalkan harga saham PT Unilever Indonesia.

### SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik untuk meramalkan harga saham penutupan PT Unilever Indonesia adalah model hibrida ARIMA (3,1,2) – Neural Network dengan 4 neuron *input*, 9 neuron pada *hidden layer* dan 1 neuron *output* karena memiliki nilai kesalahan peramalan MAPE dan MSE terkecil dibandingkan dengan model ARIMA.

Model hibrida tidak memberikan perbedaan hasil peramalan yang signifikan, karena selisih nilai MAPE dan MSE pada model ARIMA dan hibrida tidak terlalu besar, akan tetapi model hibrida dapat menambah tingkat keakuratan peramalan pada data harga saham unilever.

Pada penelitian ini, pembentukan model hibrida ARIMA-NN hanya menggunakan metode optimasi Adam, sehingga saran yang dapat diberikan penulis untuk penelitian selanjutnya adalah untuk menerapkan beberapa metode optimasi yang lain untuk pemodelan hibrida. Mengingat metode optimasi digunakan untuk mengatasi masalah *overfitting*, sehingga memungkinkan pemodelan dengan metode optimasi yang lain dapat meningkatkan hasil akurasi.

### UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih dan rasa syukur disampaikan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas izin-Nya penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Selain itu ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing yang telah bersedia memberikan bimbingan selama proses penelitian dan penyusunan artikel ini sehingga bisa berjalan dengan baik.

### DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5th ed.). John Wiley and Sons.
- Fitriani, B. E., Ispriyanti, D., & Prahutama, A. (2015). Peramalan Beban Pemakaian Listrik Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta dengan Menggunakan *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average – Neural Network*. *Jurnal Gaussian*, 4(4), 745–754.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. (2014). *Business Forecasting* (9th ed.). Pearson.
- Indriawati, E., Hidayati, A. N., & Fuadilah Habib, M. A. (2022). Pengaruh *Net Profit Margin* (NPM), *Return On Asset* (ROA), *Earning Per Share* (EPS), dan *Debt to Equity Ratio* (DER) Terhadap *Return Saham* Sektor *Consumer Goods Industry* Pada Bursa Efek Indonesia Periode 2017-2021. *Fair Value: Jurnal Ilmiah Akuntansi Dan Keuangan*, 4(9), 3933–3941.

- Justica, A., Adzkiya, A., N, A. F., Pravitasari, A. A., & Indrayatna, F. (2021). Prediksi Harga Saham UNVR Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average*. *Prosiding Semnas, Snsa*.
- Muis, S., & Setiyadi, D. (2020). Model Statistik Arima dalam Meramal Pergerakan Harga Saham. *Information System for Educators and Professionals, 4(2)*, 154–167.
- Qamara, L. N., Wahyuningsih, S., & Amijaya, F. D. T. (2019). Peramalan Harga Minyak Mentah Menggunakan Model *Autoregressive Integrated Moving Average Neural Network* (ARIMA-NN). *Jurnal Eksponensial, 10(2)*, 127–134.
- Susilawati, C. D. K. (2012). Analisis Perbandingan Pengaruh Likuiditas, Solvabilitas, dan Profitabilitas Terhadap Harga Saham pada Perusahaan LQ 45. *Jurnal Akuntansi, 4(2)*, 165–174.
- Trimulya, A., Sfaifurrahman, & Setyaningsih, F. A. (2015). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Backpropagation* untuk Memprediksi Harga Saham. *Coding, 03(2)*, 66–75.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). Pearson Education.
- Wibowo, F. D., Dang, T. T., & Wang, C. N. (2022). *Forecasting Indonesia Stock Price Using Time Series Analysis and Machine Learning in R*. *Indonesian Scholars Scientific Summit Taiwan Proceeding, 4(August)*, 103–108.
- Wulandari, A. I., & Badjra, I. B. (2019). Pengaruh Profitabilitas Terhadap Harga Saham pada Perusahaan LQ-45 di Bursa Efek Indonesia (BEI). *E-Jurnal Manajemen, 8(9)*, 5722–5740.
- Yahoo Finance. (2019). *Stock Price*. <https://finance.yahoo.com/quote/UNVR.JK/history?p=UNVR.JK>
- Zhang, P. G. (2003). *Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model*. *Neurocomputing, 50*, 159–175.