

Implementation of an Artificial Neural Network Based on the Backpropagation Algorithm in Forecasting the Closing Price of the Jakarta Composite Index (IHSG)

Muhammad Fadhil Aditya, Zilrahmi*, Yenni Kurniawati, Tessy Octavia Mukhti

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: zilrahmi@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 19 Desember 2023

Revised : 16 Januari 2024

Accepted : 25 Januari 2024

ABSTRACT

Investing is highly common in Indonesia. Continuous investment activities carried out by the community will increase economic activity and employment opportunities, increase national income, and increase the level of prosperity of the community. In carrying out share buying and selling transactions, there is a means for companies to obtain funds from official financiers or investors, which is called the capital market. One of the indices issued by the IDX is the Jakarta Composite Index (IHSG). Statistics can be used to help investors, the government, or related institutions to predict the value of the IHSG. One method that can be used to predict data is an Artificial Neural Network (ANN). Backpropagation method is a multi-layer ANN method that works in a supervised learning. The idea of the Backpropagation algorithm is that the input of the neural network is evaluated against the desired output results. The purpose of this research is to give forecasting values with high accuracy to describe the movement of IHSG close price values using the ANN method based on the Backpropagation algorithm. The research showed that the BP (4,6,1) model produced an RMSE value of 28,24024 and a MAPE value of 0.00342%. Based on the results of this research, an Artificial Neural Network model based on the Backpropagation Algorithm can be applied to predict the IHSG Closing Price value.

Keywords: Artificial Neural Network, Backpropagation, IHSG, Forecasting, Close Price



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Saat ini investasi merupakan hal yang sangat populer di Indonesia. Menurut Jogiyanto (2010), investasi merupakan tindakan komitmen dengan sejumlah data atau sumber daya lainnya pada saat ini, bertujuan untuk mendapatkan sejumlah keuntungan dimasa yang akan datang. Investasi dapat melibatkan berbagai bentuk, termasuk tanah, mesin, emas, bangunan, infrastruktur, dan prasarana. Selain itu, investasi juga dapat berupa aset finansial seperti deposito, saham, dan obligasi (Dewi dan Wijaya 2018). Salah satu jenis investasi yang familiar dan umum dilakukan adalah berinvestasi dalam saham. Tidak sedikit investor baik dari dalam maupun luar negeri terlibat dalam kegiatan investasi saham di Indonesia. Menurut Widoatmodjo (2016) beberapa keuntungan membeli saham antaranya adalah *capital gain*, yaitu keuntungan yang didapatkan melalui selisih harga jual dan harga beli saat investor melakukan transaksi jual beli saham, serta *dividen* atau pembagian keuntungan suatu perusahaan kepada para pemegang sahamnya.

Ketika transaksi jual beli saham terjadi terdapat media bagi perusahaan untuk mendapatkan dana dari investor secara resmi, disebut pasar modal. Pasar modal resmi yang diakui oleh pemerintah Indonesia adalah Bursa Efek Indonesia (BEI). Salah satu indeks yang dikeluarkan oleh BEI adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Bagi para investor IHSG memiliki peran yang sangat penting karena IHSG dapat menjadi acuan dalam bertransaksi. IHSG merupakan tolak ukur yang penting dipertimbangkan sebelum melakukan investasi. Nilai IHSG juga tidak hanya penting bagi investor tetapi juga penting bagi pemerintah (Anoraga dan Pakarti 2006). Menurut Rustam Hidayat (2016), Salah satu cara untuk melihat perkembangan kondisi ekonomi di Indonesia adalah dengan mengamati nilai pergerakan IHSG, Kondisi ekonomi yang dapat dilihat seperti aliran modal, pertumbuhan ekonomi, dan penerimaan pajak. Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah memberikan nilai peramalan dengan akurasi yang tinggi untuk menggambarkan pergerakan Nilai Harga Tutup IHSG adalah metode *Artificial Neural Network* berbasis algoritma *Backpropagation*.

Metode *Backpropagation* atau perambatan mundur merupakan salah satu metode *Artificial Neural Network multi-layer* yang bekerja secara terawasi, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi data, meramalkan data, dan klasifikasi data. Konsep algoritma *Backpropagation* adalah input dari *neural network* dievaluasi terhadap output yang diinginkan, Jika hasil output yang diinginkan belum tercapai, koneksi (bobot) antar lapisan dimodifikasi dan proses diulang hingga mendapatkan nilai error yang kecil.

Penerapan metode *Backpropagation* telah dilakukan oleh Ramadhona, dkk (2018), dalam meramalkan produktivitas padi. Didapatkan nilai akurasi tinggi, yaitu Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) model yang paling minimum pada penelitian tersebut didapatkan sebesar 8.6918 serta nilai data prediksi sangat mendekati nilai target.

Berdasarkan uraian diatas dan penelitian terdahulu, maka penelitian ini menggunakan metode *Artificial Neural Network* berbasis Algoritma *Backpropagation* dalam meramalkan nilai Harga Tutup IHSG periode Januari 2023 sebagai bentuk gambaran atau salah satu rekomendasi bagi investor dan pemerintah dalam menentukan keputusan atau kebijakan.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini berjenis penelitian terapan. Penelitian terapan memiliki tujuan untuk memberikan solusi terhadap suatu masalah penelitian. Data dalam penelitian ini merupakan data deret waktu (*timeseries*). Data yang dikumpulkan berupa harga buka IHSG (*open*), harga tertinggi IHSG (*max*), harga terendah IHSG (*min*), jumlah transaksi saham (*volume*) dan harga tutup IHSG (*close*). dengan arsitektur ANN berupa *input layer* yang memiliki 5 *node*, yaitu harga buka (*open*), harga tertinggi (*max*), harga terendah (*min*), dan jumlah transaksi saham (*volume*) dan lapisan *output layer* hanya memiliki satu *node* yaitu harga tutup (*close*) pada hari berikutnya. Data dibagi menjadi data latih dan data uji pembagian data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20%. Sehingga data harian IHSG dari 2 Januari 2020 hingga 7 Juni 2022 digunakan sebagai data latih, sedangkan data harian IHSG dari tanggal 8 Juni 2022 hingga 2 Januari 2023 digunakan sebagai data uji.

Fase *Feedforward* (Propagasi Maju)

1. Melakukan *input* data dan mempersiapkan data, yaitu data harian nilai harga penutupan IHSG dari bulan 2 Januari 2020 sampai 2 Januari 2023
2. Melakukan analisis deskriptif untuk mendeskripsikan data secara singkat
3. Melakukan pelabelan data Harga Buka (X_1), Harga Terendah (X_2), Harga Tertinggi (X_3), dan Volume (X_4) masing-masing pada periode hari sebelumnya sebagai neuron *input layer* dan data Harga Tutup (Y) periode berikutnya sebagai neuron *output layer*
4. *Preprocessing* data dengan melakukan persiapan normalisasi data sehingga data *input* dan *output* berada pada rentang nilai dari 0 sampai 1. Rumus yang digunakan sebagai berikut (Siang, 2005)

$$z = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

5. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih sebesar 80% dan data uji sebanyak 20%.
6. Inisiasi nilai bobot bias neuron antara *input layer* dengan *hidden layer*
7. Inisiasi nilai bobot awal neuron antara *input layer* dengan *hidden layer*
8. Menentukan nilai *hidden layer* ke-i dari *input layer* ke-j menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$Z_{in_j} = V_{oj} + \sum_{i=1}^p X_i V_{ij} \quad (2)$$

Keterangan:

- X_i : nilai harga tutup IHSG yang sudah dinormalisasi ke-i
($i = 1, 2, 3, \dots, n$)
- V_{ij} : bobot antara neuron *input* ke-i dengan neuron *hidden* ke-j
- V_{oj} : bobot bias (parameter yang berperan sebagai *intercept* neuron *input* pada neuron *hidden* ke-j
- n : jumlah neuron *input*
- z_{in_j} : nilai *hidden layer* ke-j dari neuron *input layer* ke-i

9. Menentukan nilai sinyal keluaran *hidden layer* ke-i menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner pada nilai *hidden layer* ke-j dari *input layer* ke-i menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner menggunakan rumus sebagai berikut (Siang, 2005)

$$Z_j = f(z_{in_j}) \quad (3)$$

$$f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

Keterangan:

x : Nilai total masukan

10. Inisiasi nilai bobot bias neuron antara *hidden layer* dengan *output layer*

11. Inisiasi nilai bobot awal neuron antara *hidden layer* dengan *output layer*

12. Menentukan nilai *output layer* ke-k dari *hidden layer* ke-j menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$y_{in_k} = W_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (5)$$

Keterangan;

W_{jk} : bobot neuron *hidden* ke-j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) pada neuron *output* ke- k ($k = 1, 2, \dots, m$)

W_{ok} : bobot bias neuron *hidden* pada neuron *output* ke-k

Z_j : nilai neuron *hidden* ke-j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$)

y_{in_k} : nilai *output layer* ke-k dari neuron *hidden layer* ke-j

13. Menentukan nilai keluaran *output layer* ke-k menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner pada nilai *output layer* ke-k dari *hidden layer* ke-j, dengan rumus fungsi aktivasi sigmoid biner sebagai berikut (Siang, 2005)

14.

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (6)$$

$$f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

Keterangan:

x : Nilai total masukan

Fase *Backpropagation* (Propagasi Balik)

1. Menentukan nilai *error* sinyal keluaran *output layer* ke-k menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

2.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (7)$$

$$f'(y_{in_k}) = f(y_{in_k}) [1 - f(y_{in_k})] \quad (8)$$

Keterangan:

δ_k : kesalahan *output layer*

y_{in_k} : nilai output ke-k pada *output layer* dari neuron *hidden layer*

t_k : nilai data aktual pada waktu ke-t

y_k : nilai *output* jaringan pada waktu ke-t

3. Mengoreksi nilai bobot neuron antara *hidden layer* ke-j dengan *output layer* ke-k menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (9)$$

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (10)$$

Keterangan:

Δw_{jk} : perubahan bobot antara neuron *hidden layer* ke-j dengan neuron *output layer* ke-k

α : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

δ_k : kesalahan pada output layer ke-k

- z_j : nilai neuron *hidden layer* ke- j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$)
- $w_{jk}(\text{baru})$: nilai bobot baru yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke- j dengan neuron pada *output layer* ke- k
- $w_{jk}(\text{lama})$: nilai bobot lama yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke- j dengan neuron *output layer* ke- k

4. Mengoreksi nilai bobot bias neuron antara *hidden layer* ke- j dengan *output layer* ke- k menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (10)$$

$$w_{0k}(\text{baru}) = w_{0k}(\text{lama}) + \Delta w_{0k} \quad (11)$$

Keterangan:

Δw_{0k} : perubahan bobot bias antara neuron *hidden layer* ke- j dengan neuron *output layer* ke- k

α : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

δ_k : kesalahan pada *output layer* ke- k

$w_{0k}(\text{baru})$: nilai bobot bias baru pada *output layer* ke- k

$w_{0k}(\text{lama})$: nilai bobot bias lama pada *output layer* ke- k

5. Menentukan nilai *error* sinyal keluaran *hidden layer* ke- j menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (11)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (12)$$

$$f'(z_{in_j}) = f_{(z_{in_j})} [1 - f_{(z_{in_j})}] \quad (13)$$

Keterangan :w

δ_{in_j} : nilai *hidden* ke- j pada *hidden layer* dari neuron *output layer* ke- k

δ_k : kesalahan pada neuron *output layer* ke- k

w_{jk} : bobot neuron *hidden* ke- j pada neuron *output* ke- k

δ_j : kesalahan pada neuron *hidden* ke- j

z_{in_j} : nilai neuron *hidden* ke- j dari input ke- i

6. Mengoreksi nilai bobot neuron antara *input layer* ke- i dengan *hidden layer* ke- j menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (14)$$

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (15)$$

Keterangan:

Δv_{ij} : perubahan nilai bobot penghubung antara neuron *input layer* ke- i dengan neuron *hidden layer* ke- j

α : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

δ_j : kesalahan pada neuron *hidden* ke- j

x_i : nilai harga tutup IHSG yang sudah dinormalisasi ke- i

$v_{ij}(\text{baru})$: nilai bobot baru yang menghubungkan neuron *input layer* ke- i dengan neuron pada *hidden layer* ke- j

$v_{ij}(\text{lama})$: nilai bobot lama yang menghubungkan neuron *input layer* ke- i dengan neuron pada *hidden layer* ke- j

Δv_{ij} : perubahan nilai bobot penghubung antara neuron *input layer* ke- i dengan neuron *hidden layer* ke- j

7. Mengoreksi nilai bobot bias neuron antara *input layer* ke- i dengan *hidden layer* ke- j menggunakan rumus sebagai berikut (Fausett, 1994)

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (16)$$

$$v_{0j}(\text{baru}) = v_{0j}(\text{lama}) + \Delta v_{0j} \quad (17)$$

Keterangan:

Δv_{oj} : perubahan bobot bias

α : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

δ_j : kesalahan pada neuron *hidden* ke-j

v_{oj} (*baru*) : nilai bobot bias baru pada *hidden layer*

v_{oj} (*lama*) : nilai bobot bias lama pada *hidden layer*

Δv_{oj} : perubahan bobot bias antara neuron *hidden layer* ke-j dengan *input layer* ke-i

8. Melakukan proses Algoritma *Backpropagation* secara berulang hingga mendapatkan model yang diinginkan
9. Melakukan proses validasi model menggunakan data latih untuk mendapatkan nilai RMSE dan MAPE dengan menggunakan rumus sebagai berikut (Montgomery, 2015)

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_t]^2} \quad (19)$$

Keterangan :

y_t : nilai pengamatan pada waktu ke-t

\hat{y}_t : nilai dugaan pada waktu ke-t

n : banyak pengamatan

10. Melakukan pengembalian data ke bentuk semula (denormalisasi) menggunakan rumus sebagai berikut (Montgomery, 2015)

$$x_i = z (x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (20)$$

Keterangan:

z : nilai harga tutup IHSG pada waktu ke-i yang telah dinormalisasi

x_i : nilai harga tutup IHSG pada waktu ke-i

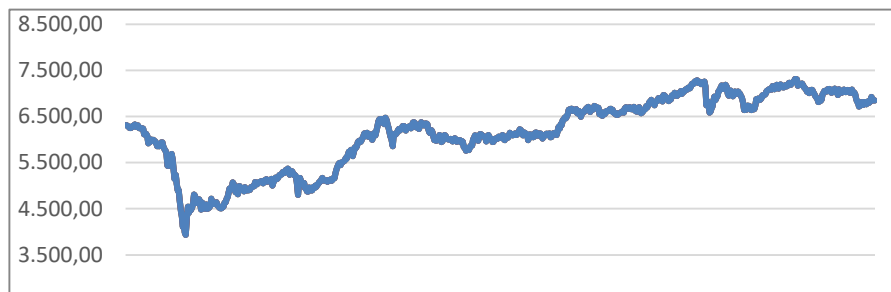
x_{min} : nilai harga tutup IHSG terendah

x_{max} : nilai harga tutup IHSG tertinggi

11. Melakukan peramalan harga tutup indeks harga saham gabungan dengan menggunakan model terbaik Algoritma *Backpropagation* pada periode selanjutnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum melakukan analisis data pada data IHSG, maka diperlukan adanya eksplorasi data terlebih dahulu. Eksplorasi data dilakukan agar melihat karakteristik atau gambaran umum tentang data IHSG. Grafik data harga tutup IHSG periode 2 Januari 2020 – 2 Januari 2023 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik data harga tutup IHSG
(Sumber: Badan Pusat Statistik)

Berdasarkan Gambar 1, eksplorasi data juga dilakukan dengan membuat grafik *time series* nilai Harga Penutupan IHSG periode 2 Januari 2020 – 2 Januari 2023. Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui dari plot data Harga Penutupan IHSG periode 2 Januari 2020 – 2 Januari 2023, Harga Penutupan IHSG mengalami penurunan pada periode masa pandemi yaitu terjadi pada Maret 2020. Namun seiring pandemi membaik dengan kebijakan pemerintah yaitu Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) pada periode berikutnya, perlahan harga penutupan IHSG mulai membentuk pola trend positif dimulai pada periode Oktober 2022 hingga Januari 2023. Untuk melihat Informasi Statistik lainnya disajikan Tabel 1 sebagai berikut

Tabel 1. Informasi Statistika Deskriptif data IHSG

<i>Variabel</i>	<i>Mean</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
<i>Harga Tutup</i>	6.170	3.938	7.318
<i>Harga Buka</i>	6.173	3.938	7.318
<i>Harga Terendah</i>	6.129	3.912	7.278
<i>Harga Tertinggi</i>	6.210	4.124	7.378
<i>Volume</i>	158.754.230	26.383.700	396.136.700

Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui bahwa data harian IHSG pada periode 2 Januari 2020 sampai dengan 2 Januari 2023 adalah sebanyak 736 pengamatan. Nilai variabel harga tutup memiliki rata-rata sebesar 6.170 dengan nilai terendah sebesar 3.938 serta nilai tertinggi 7.318, variabel harga buka memiliki rata-rata sebesar 6.173 dengan nilai terendah sebesar 3.938 serta nilai tertinggi 7.318, variabel harga terendah memiliki rata-rata sebesar 6.129 dengan nilai terendah sebesar 3.912 serta nilai tertinggi 7.278, dan variabel harga tertinggi memiliki rata-rata sebesar 6.120 dengan nilai terendah sebesar 4.124 serta nilai tertinggi 7.378. Untuk variabel volume memiliki skala data yang berbeda dari variabel harga tutup, harga buka, harga terendah dan harga tertinggi, hal tersebut karena variabel volume adalah banyaknya total saham yang diperdagangkan pada periode harian tersebut. Nilai tertinggi pada variabel volume adalah 396.136.700, Sedangkan nilai minimum variabel volume adalah 26.383.700.

Sebelum melakukan proses analisis data maka diperlukan proses normalisasi data. Salah satu tujuan normalisasi agar data variabel volume yang memiliki skala berbeda dari variabel lainnya dapat dilakukan proses analisis, Selain itu normalisasi juga berkaitan fungsi aktivasi sigmoid biner yang akan digunakan pada analisis data. Data IHSG periode Januari 2020 – Januari 2023 akan dinormalisasikan sehingga membentuk data yang berada pada selang nilai 0 sampai 1.

Selanjutnya data IHSG periode Januari 2020 – Januari 2023 yang telah dinormalisasi tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20%. Sehingga data harian IHSG dari 2 Januari 2020 hingga 7 Juni 2022 digunakan sebagai data latih, sedangkan data harian IHSG dari tanggal 8 Juni 2022 hingga 2 Januari 2023 digunakan sebagai data uji.

Jaringan ini akan dibentuk oleh 3 layer yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. variabel yang diperlukan dalam masukan *input layer* adalah variabel harga buka, variabel harga terendah, variabel harga tertinggi, dan variabel volume masing-masing adalah data pada periode hari sebelumnya. Sehingga jumlah *input layer* yang digunakan sebanyak 4. Sementara itu untuk menentukan jumlah *hidden layer* yang diperlukan, tidak ada batasan tertentu karena tidak ada teori yang mengatur jumlah *hidden layer*. Dalam penelitian ini diputuskan untuk menggunakan satu lapisan *hidden layer* dengan jumlah neuron 1 hingga 10 neuron.

Selanjutnya yaitu menentukan model ANN terbaik dengan melakukan proses *trial and error*, *trial and error* dilakukan karena jumlah neuron pada *hidden layer* berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang dihasilkan. Model ANN terbaik dipilih berdasarkan MAPE dan RMSE tercekil dari proses *trial and error* tersebut. Tabel 2 menampilkan 9 model yang terbentuk dari metode *Artificial Neural Network* berbasis Algoritma *Backpropagation*.

Tabel 2. Model Jaringan ANN BP dan RMSE serta MAPE hasil *Trial and Error*

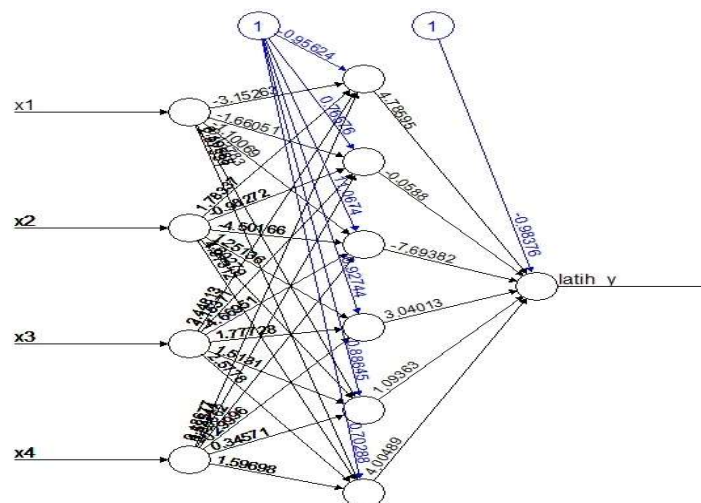
Model ANN	Neuron Hidden	RMSE	MAPE (%)
ANN BP (4,2,1)	2	38,265	0,00438
ANN BP (4,3,1)	3	42,42063	0,00483
ANN BP (4,4,1)	4	39,87975	0,00451
ANN BP (4,5,1)	5	36,84148	0,00419
ANN BP (4,6,1)*	6	32,83927	0,00377
ANN BP (4,7,1)	7	37,19861	0,00423
ANN BP (4,8,1)	8	38,1831	0,00428
ANN BP (4,9,1)	9	37,55104	0,00426
ANN BP (4,10,1)	10	37,32261	0,00425

*model *Artificial Neural Network* terbaik

Berdasarkan Tabel 2 diketahui berbagai kemungkinan model ANN untuk digunakan pada peramalan Data Harga Tutup IHSG. kriteria akurasi pada data latih yang digunakan pada penelitian ini adalah RMSE dan MAPE. Model ANN pada proses *training* yang memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil merupakan model ANN terbaik pada proses *trial and error* yang akan digunakan untuk proses peramalan harga tutup IHSG.

Berdasarkan Tabel 2 ditunjukkan bahwa penambahan neuron pada *hidden layer* tidak menjamin model ANN yang terbentuk akan menjadi semakin baik, ini terjadi karena nilai RMSE ataupun MAPE tidak dipengaruhi oleh penambahan neuron pada *hidden layer*. Namun seluruh model jaringan ANN yang terbentuk menghasilkan nilai rata-rata RMSE dan MAPE yang tergolong kecil. Nilai RMSE yang dihasilkan memiliki rata-rata nilai RMSE sebesar 37,83350 dan rata-rata nilai MAPE adalah sebesar 0,0043%.

Berdasarkan 9 jaringan yang terbentuk tersebut, diperoleh model jaringan terbaik yaitu ANN BP (4,6,1), jaringan ini memiliki nilai RMSE paling terkecil yaitu 32,83927 dan nilai MAPE yang paling terkecil juga yaitu 0,00377% dari seluruh model *trial and error*. Menurut Chang (2007), jika nilai MAPE <10% maka dapat dikatakan bahwa model dapat meramalkan data dengan kemampuan yang sangat baik. Hal ini menunjukkan bahwa model jaringan ANN BP (4,6,1) terpilih sebagai jaringan yang paling baik dibandingkan 8 jaringan lainnya, meskipun jaringan lainnya juga menghasilkan nilai RMSE dan MAPE yang kecil. Setelah didapatkan model terbaik untuk meramalkan nilai harga tutup IHSG selanjutnya dilakukan peramalan menggunakan metode *Artificial Neural Network Fase Feedforward* untuk meramalkan nilai harga tutup IHSG periode selanjutnya. Untuk melihat bentuk topologi jaringan ANN BP (4,6,1) disajikan Gambar 2 sebagai berikut

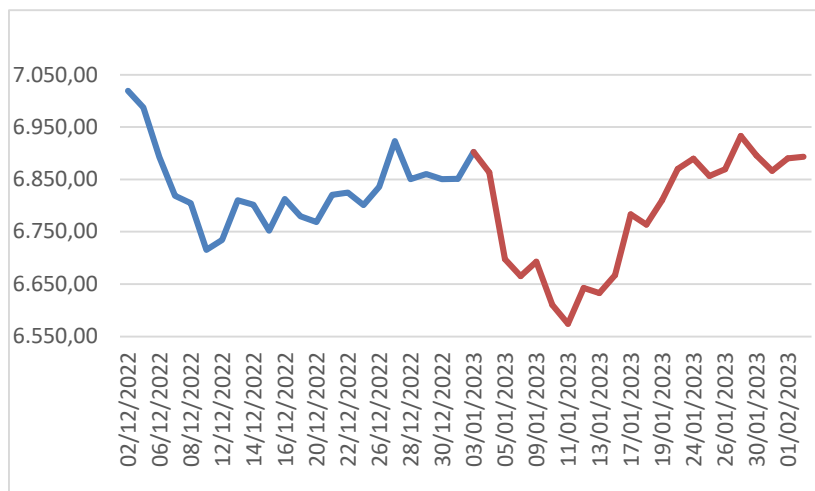


Gambar 2. Topologi Jaringan ANN BP (4,6,1)

Pada Gambar 2, terlihat nilai bobot dan bobot bias terbaik yang menghubungkan neuron pada *input layer* dengan *hidden layer*, serta neuron pada *hidden layer* dengan *output layer*. Inisiasi nilai bobot dan bobot bias awal dilakukan *software Rstudio*. Model jaringan *neural network* dengan struktur (4,6,1) dari data latih ini akan diterapkan untuk meramalkan nilai harga tutup IHSG pada periode berikutnya menggunakan data uji.

Hasil analisis menunjukkan bahwa model jaringan ANN BP (4,6,1) memberikan hasil kinerja model yang sangat baik dalam memprediksi data uji, terlihat dari hasil prediksi data uji yang sangat mendekati dan mengikuti pola data aktual. Hasil peramalan juga divalidasi dengan menggunakan kriteria uji akurasi pada proses *testing*, diperoleh nilai MAPE yang cukup kecil sebesar 0,00342% dan nilai RMSE sebesar 28,24024. dapat dikatakan model jaringan ANN BP (4,6,1) sangat baik dalam meramalkan harga tutup IHSG karena menghasilkan MAPE kurang dari 10%. Berikutnya diperlukannya denormalisasi data menjadi bentuk nilai awal data, sebelum melakukan peramalan pada periode selanjutnya.

Berdasarkan hasil peramalan IHSG menggunakan metode ANN BP (4,6,1), dihasilkan peramalan pada periode 2 Januari 2023 – 2 Februari 2023. Periode ini tidak meramalkan nilai harga tutup pada hari libur pasar modal, karena pada hari libur tidak terjadi aktifitas transaksi jual beli saham di pasar modal IHSG. Untuk melihat perbandingan nilai harga tutup IHSG pada periode Desember 2022 dengan periode Januari 2023 dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan nilai harga tutup IHSG pada periode Desember 2022 dengan periode Januari 2023

Perbandingan hasil peramalan Harga Tutup IHSG untuk periode satu bulan selanjutnya dengan periode 1 bulan sebelumnya yaitu pada bulan Desember disajikan pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3 tersebut diperoleh bahwa nilai Harga Tutup terdapat fluktuasi dengan rata-rata sebesar 6.785,141. Terlihat bahwa harga penutupan IHSG mengalami fluktuasi, penurunan terjadi pada periode awal tahun dibandingkan dengan periode sebelumnya yaitu Desember 2022, Namun setelah periode 11 Januari 2023 Harga tutup IHSG kembali mengalami kenaikan serta menunjukkan nilai Harga Tutup yang stabil. Adanya prediksi tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran atau salah satu bentuk rekomendasi terhadap pihak-pihak seperti pemerintah dan investor dalam menentukan keputusan atau kebijakan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan diperoleh beberapa kesimpulan yaitu Model jaringan *Artificial Neural Network* terbaik untuk data Harga Tutup IHSG periode 2 Januari 2022 – 2 Januari 2023 adalah BP (4,6,1). Pemodelan jaringan *Artificial Neural Network* yang terbentuk menunjukkan bahwa nilai Harga Tutup IHSG dipengaruhi oleh Harga Buka (X_1), Harga Terendah (X_2), Harga Tertinggi (X_3), dan Volume (X_4) masing-masing pada hari sebelumnya. Nilai RMSE dan MAPE yang diperoleh menunjukkan bahwa jaringan *Artificial Neural Network* berbasis Algoritma *Backpropagation* sangat baik dalam meramalkan nilai Harga Tutup IHSG. Tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model BP (4,6,1) pada proses *training* menghasilkan nilai RMSE sebesar 32,83927 dan nilai MAPE sebesar 0,00377%. Hasil peramalan juga divalidasi dalam penggunaan kriteria akurasi pada proses *testing*, diperoleh nilai MAPE yang cukup kecil sebesar 0,00342% dan nilai RMSE sebesar 28,24024. dapat dikatakan model jaringan ANN BP (4,6,1) sangat baik dalam meramalkan harga tutup IHSG karena menghasilkan MAPE kurang dari 10%.

Hasil peramalan menggunakan *Artificial Neural Network* berbasis Algoritma *Backpropagation* juga mendekati serta mengikuti fluktuasi dari nilai aktual nilai Harga Tutup IHSG. Berdasarkan hasil penelitian ini, maka model jaringan *Artificial Neural Network* berbasis Algoritma *Backpropagation* dapat diterapkan untuk meramalkan nilai Harga Tutup IHSG. Hasil peramalan harga tutup IHSG untuk 21 periode berikutnya menunjukkan data hasil peramalan stabil dengan rata-rata sebesar 6.778,772.

DAFTAR PUSTAKA

- Anoraga, Pandji dan Piji Pakarti. (2006). *Pengantar Pasar Modal*. Edisi Revisi. Jakarta: PT Rineka Cipta.
- Chang P.C., Wang Y.W., Liu C.H. (2007). *The Development of Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting*. *Expert System with Applications*, 32,96-96.
- Dewi dan Wijaya. (2018). *Investasi dan Pasar Modal Indonesia*. Depok: PT. Rajagrafindo Persada.
- Fausett L. (1994). *Fundamental of Neural Network: Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall, New Jersey.
- Hidayat, Rustam. (2016). *Analisis Fundamental Untuk Menilai Kewajaran Harga Saham dengan Dividend Dividend Discount Model dan Price Earning Ration sebagai dasar pengambilan keputusan Investasi*. *Jurnal Riset Bisnis dan Manajemen*, 10(2), 1-10.
- Jogiyanto, (2010). *Analisis dan Desain Sistem Informasi*, Edisi IV. Yogyakarta: Andi.
- Maurina, Y., Hidayat, R. R., & Sulasmiyati, S. (2015). *Pengaruh Tingkat Inflasi, Kurs Rupiah dan Tingkat Suku Bunga BI Rate Terhadap IHSG*. *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*, 27(2).
- Montgomery, C.D., Jennings, C.L., dan Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. Second Edition*. New Jersey: John Wiley and Sons, Inc.
- Ramadhona, G., Setiawan, B. D., & Bachtiar, F. A. (2018). *Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(12), 6048-6057.
- Siang, J.J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.
- Widoatmodjo. (2016). *Manajemen Keuangan*. Jakarta: Rineka Cipta