

# PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) MENGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION* DAN *RECURRENT NEURAL NETWORK* (RNN)

Tjokorda I. A. Putri Gitaloka<sup>1§</sup>, I Putu Eka N. Kencana<sup>2</sup>, Luh Putu Ida Harini<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [[Email:cokgita18@gmail.com](mailto:cokgita18@gmail.com)]

<sup>2</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [[Email:i.putu.enk@unud.ac.id](mailto:i.putu.enk@unud.ac.id)]

<sup>3</sup>Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [[Email:ballidah@unud.ac.id](mailto:ballidah@unud.ac.id)]

<sup>§</sup>Corresponding Author

## ABSTRACT

*Forecasting is an objective calculation and uses past data to predict something in the future. The economic activity of buying and selling shares is a common activity in this digital era. Investment in the capital market is currently popular among the general public. Forecasting in the digitalization era has undergone many developments, as well as its application not only in agriculture, but also in economics, politics and other fields. The development of forecasting in the economic field is growing rapidly with the use of more complex mathematical models and the application of information technology. Forecasting is an objective calculation and uses past data to predict something in the future. Utilization of artificial neural network (ANN) is one of the solutions for forecasting with more accurate results. One of the algorithms in ANN is the backpropagation algorithm. Apart from using other backpropagation forecasting methods that can be used is the deep learning (DL) method with a recurrent neural network algorithm. The backpropagation method produces an optimal MAPE of 13.28% with an architectural model of seven input layer neurons, seven hidden layer neurons, and using the sigmoid activation function. The recurrent neural network method produces an optimal MAPE of 1.12% with an architectural model of seven input layer neurons, ten hidden layer neurons, and using the tanh activation function. If the two optimal MAPEs of each method are compared, the Recurrent Neural Network Method produces more optimal forecasting compared to the backpropagation method.*

**Keywords:** *Forecasting, Artificial Neural Network, Recurrent Neural Network, Indeks Harga Saham Gabungan*

## 1. PENDAHULUAN

Indeks harga saham gabungan (IHSG) merupakan parameter yang memberikan informasi terkait perubahan yang terjadi pada harga, sehingga digunakan sebagai pedoman rasio pergerakan saham pada bursa efek. Salah satu indeks yang digunakan untuk mengidentifikasi pergerakan saham di BEI.

Kegiatan ekonomi jual dan beli saham merupakan kegiatan yang lumrah terjadi di era digital ini. Investasi dalam pasar modal saat ini populer dilakukan oleh masyarakat umum. Investasi merupakan salah satu alternatif sumber pembiayaan perusahaan yang berasal dari luar perusahaan (eksternal) yang bisa dijadikan sebagai pembiayaan peningkatan kinerja perusahaan ataupun pengembangan perusahaan. Saham lumrah digunakan sebagai pilihan untuk

berinvestasi dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Perusahaan ataupun investor melakukan kegiatan investasi selalu dihadapkan pada return dan risiko di dalam kegiatan investasi tersebut. Investor memiliki tujuan untuk memaksimalkan keuntungan (return), dengan memerhatikan segala risiko yang ada.

Terjadinya kenaikan atau penurunan harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik faktor eksternal atau internal sebagai contoh kinerja perusahaan, situasi politik suatu negara atau bahkan perilaku seseorang (Santi Suryantini & Edi Arsawan, 2014). Sebagai salah satu produk pada pasar modal, kemenarikan saham bagi investor ditentukan oleh imbal hasil yang mungkin diperoleh. Mencermati hal ini, meramalkan imbal hasil saham menjadi aktivitas

penting.

Peramalan di zaman digitalisasi telah mengalami banyak perkembangan, begitu pula penerapannya tidak hanya pada bidang pertanian, tetapi juga digunakan dalam bidang ekonomi, politik dan lainnya. Perkembangan peramalan bidang ekonomi berkembang pesat dengan digunakannya model matematika yang lebih kompleks dan diterapkannya teknologi informasi. Peramalan diharapkan dapat berguna dan bermanfaat bagi pelaku ekonomi untuk memberikan gambaran atau penafsiran terkait kejadian yang akan terjadi sehingga dapat digunakan sebagai tuntunan untuk mengambil keputusan (Widodo, 2018).

Peramalan sederhana menentukan data di luar kurun waktu dapat menggunakan metode ekstrapolasi, ekstrapolasi merupakan proses mencari perkiraan nilai dari suatu variabel yang melampaui dari interval yang diketahui dengan kata lain metode ekstrapolasi menghasilkan peramalan atau penafsiran akan suatu hal yang diteliti. Penggunaan ekstrapolasi sebagai teknik untuk meramalkan produksi dilakukan oleh (Djumaty et al., 2013) dengan algoritma ekstrapolasi polinomial Newton memperoleh mean absolute percentage error (MAPE), MAPE merupakan persentase tingkat error perhitungan yang diperoleh dari persamaan yang ada. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Djumaty et al., 2013) memperoleh hasil MAPE terkecil menggunakan derajat-2 pada model polinomial newton. Hasil yang diperoleh dari penggunaan algoritma ini yaitu tidak semua derajat polinomial memberikan hasil prediksi yang layak sehingga disimpulkan penggunaan algoritma ini kurang direkomendasikan untuk melakukan peramalan (Djumaty et al., 2013).

Pemanfaatan artificial neural network (ANN) merupakan salah satu solusi untuk melakukan peramalan dengan hasil yang lebih akurat. Algoritma pada ANN salah satunya adalah algoritma *backpropagation*. David E. Rumelhat, Geoffrey E. Hinton dan Ronald J. Williams memperkenalkan *learning rule* dengan metode *backward propagation* untuk *multilayer perceptron* (MLP) pada tahun 1986. Metode yang dikenalkan diberi nama *backpropagation algorithm* (algoritma *backpropagation*). Algoritma ini termasuk ke dalam kategori algoritma *machine learning supervised learning*.

Penelitian mengenai pengaplikasian algoritma *backpropagation* pernah dilakukan oleh Windarto, dkk (2017), penelitian ini menghasilkan model *backpropagation* dengan

MSE lebih kecil dibanding model lainnya, dengan akurasi kebenaran hingga hampir mencapai 100% (Windarto et al., 2017). Penelitian lainnya dilakukan oleh Solikhun, dkk (2018) menggunakan algoritma yang sama dengan melakukan penelitian prediksi laba rugi komprehensif bank umum konvensional untuk menentukan model *backpropagation* yang tepat dilakukan beberapa kali percobaan dengan bobot dan bias yang berbeda sehingga pada penelitian ini diperoleh MSE dengan akurasi kebenaran sebesar 80% (Windarto et al., 2018). Selain menggunakan *backpropagation* metode peramalan lainnya yang dapat digunakan algoritma recurrent neural network (RNN). Metode RNN merupakan pengembangan dari Neural Network (NN) secara umum RNN memiliki proses pembelajaran yang sama seperti metode NN. *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan jaringan dengan *loop*, yang memungkinkan informasi bertahan dalam jaringan. Pada metode ini melakukan *looping* kendala (*constrain*) terletak pada *hidden layer* dari sebuah arsitektur ANN. Metode ini digunakan pada data *time series*, data suara, data teks, *image captioning*, dan terjemahan bahasa. Penelitian yang dilakukan oleh Suyudi, dkk (2019), penelitian tersebut menggunakan metode recurrent neural network dengan tujuh fitur untuk melakukan prediksi antara lain harga saham, prediksi diproses dengan menganalisis struktur untuk mengidentifikasi fitur data harga tertinggi, harga terendah, harga buka, harga tutup dan rata - rata. Penelitian yang dilakukan oleh Suyudi, dkk (2019) menggunakan dua metode optimasi yaitu Stochastic Gradient Descent dan Adaptive Moment Estimation. Kedua metode optimasi menggunakan learning rate 0,001 dan epochs 200. Diperoleh hasil metode Stochastic Gradient Descent menghasilkan tingkat loss yang lebih rendah (Abdul Dwiyanto Suyudi et al., 2019).

Adapun tujuan dari penelitian ini, menghitung tingkat akurasi metode *backpropagation* dan *recurrent neural network* dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan. Membandingkan akurasi dari kedua metode didalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan.

## 2. METODE PENELITIAN

### Jenis, Sumber Data, dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa harga penutupan indeks harga saham

gabungan yang diperoleh dari laman resmi Yahoo Finance. Data yang digunakan berjumlah 784 data harian dihitung mulai 2 Januari 2019 hingga 31 Desember 2021. Pada penelitian ini pula dilakukan validasi model, data yang digunakan untuk memvalidasi arsitektur yaitu periode 3 Januari 2022 hingga 29 April 2022. Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini yaitu Harga Penutupan (closing price) Indeks Harga Saham Gabungan.

### Tahap Penelitian

Tahapan penelitian untuk melakukan peramalan IHS di menggunakan metode *backpropagation* dan RNN adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data: Data IHS yang diperlukan dikumpulkan dari sumber yang terpercaya dan lengkap. Data yang harus dikumpulkan meliputi harga saham IHS dari periode sebelumnya, faktor-faktor fundamental dan teknis yang mempengaruhi harga saham seperti laporan keuangan, berita dan peristiwa ekonomi.
2. Eksplorasi Data : Data yang telah dikumpulkan kemudian diproses untuk mempersiapkan data yang siap digunakan dalam proses peramalan. Eksplorasi data meliputi normalisasi data, dan membagi data menjadi data latih dan data uji.
3. Membangun Model Backpropagation dan RNN: Setelah data siap, langkah selanjutnya adalah membangun model backpropagation dan RNN. Pada dasarnya, model backpropagation dan RNN adalah jaringan saraf tiruan yang terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Model ini kemudian dilatih menggunakan data latih.
4. Pelatihan Model: Proses pelatihan model melibatkan pengaturan parameter seperti jumlah *epoch*, dan banyaknya lapisan tersembunyi untuk mencapai tingkat akurasi yang diinginkan. Proses ini juga melibatkan komputasi gradien untuk mengoptimalkan nilai bobot dan bias pada setiap lapisan.
5. Validasi Model: Setelah pelatihan model selesai, model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi tingkat akurasi peramalan. Model yang bagus harus dapat memberikan hasil peramalan yang akurat dan tidak terlalu overfitting.
6. Pemilihan Model Terbaik: Pada tahap ini, model *backpropagation* dan RNN yang telah diuji dan divalidasi akan dipilih model terbaik yang digunakan untuk memprediksi pergerakan

IHS di masa depan.

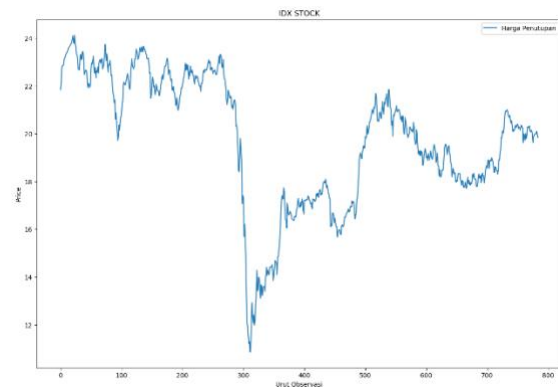
7. Prediksi IHS: Dalam tahap ini, model terbaik yang telah dipilih digunakan untuk memprediksi pergerakan IHS di masa depan dengan memasukkan data masukan yang relevan seperti data ekonomi terbaru dan faktor-faktor lain yang mempengaruhi pergerakan IHS.

Penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dan tanh, kedua fungsi aktivasi ini digunakan karena berkorelasi dengan *optimizer adam*, dimana pengoptimasi stokastik yang hanya membutuhkan gradien orde pertama dengan kebutuhan memori yang sedikit, hal ini berkorelasi dengan pemilihan fungsi aktivasi sigmoid dan tanh menghasilkan turunan pertama dan tidak pernah menghasilkan nilai nol.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Data Collecting dan Eksplorasi Data

Data tipe *string* dirubah menjadi tipe *float*. Gambar 3.1 merupakan grafik dari data indeks harga saham gabungan yang telah dikumpulkan dengan total jumlah data yaitu 784 data harian.



Gambar 3. 1 Data Harga Penutupan IHS

Setelah dilakukan perubahan atas tipe data dilakukan normalisasi data, digunakan *Min-Max Scaler* untuk menormalisasi data yang ada, dalam data time series penggunaan *Min-Max Scaler* cocok digunakan dalam menormalisasi data (Riandaru Prasetyo et al., 2022). Pada tahap eksplorasi data dilakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan prosentase 80% berbanding 20% (Riandaru Prasetyo et al., 2022)

### Aplikasi Metode

Model yang digunakan terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Input layer* berisi data harga penutupan IHS, *neuron input layer* terdiri dari *neuron input 2* hingga 8

disimbolkan dengan  $n$ -input. Pada *hidden layer* terdapat fungsi aktivasi, pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi sigmoid dan tanh untuk masing-masing model yang dibangun. *Neuron hidden layer* berjumlah  $n$  hingga  $2n$ . Pada *output layer* memiliki satu *neuron*, yaitu target *close price*.

#### a) Metode Backpropagation

Setelah dilakukan pembagian data *training*, data *testing*, dibangun model *backpropagation* dengan menggunakan *library* pada *python*. Adapun model yang dibangun terlihat pada *syntax*

```
def create_BP(units,hidden_units, output_units,
input_shape,activation):
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(Dense(units=units,
input_shape=input_shape))
model.add(Dense(units=hidden_units,activation=activation[0]))
model.add(Dense(units=output_units,
activation=activation[1]))
# compile model
model.compile(loss='mean_percentage_absolute_error',
optimizer='adam')
return model
```

#### Sintaks 3. 1 Model Metode Backpropagation

```
demo_model=create_BP(units=5,hidden_units=5,output_units=1,input_shape=(train_X.shape[1],train_X.shape[1]),activation=['sigmoid','sigmoid'])
history=demo_model.fit(train_X,train_y,epochs=150,batch_size=5,validation_data=(test_X, test_y), verbose=2,shuffle=False)
```

#### Sintaks 3. 2 Training model backpropagation

#### b) Metode Recurrent Neural Network

Tahap pertama dengan menggunakan algoritma *recurrent neural network* diawali dengan tahap *split* setelah dilakukan pembagian data (*split data*), selanjutnya dilakukan pembuatan model *RNN* dengan menggunakan bantuan *library* pada *python*. Model yang dibuat sesuai dengan penjelasan pengaplikasian metode, model yang dibangun sebagai berikut :

```
# build model
def create_RNN(units,hidden_units, output_units,
input_shape, activation):
model = Sequential()
model.add(SimpleRNN(units=units,
input_shape=input_shape))
model.add(Dense(units=hidden_units,
activation=activation[0]))
model.add(Dense(units=output_units,
```

```
activation=activation[0]))
model.add(Dense(units=output_units,
activation=activation[1]))
# compile model
model.compile(loss='mean_absolute_error',
optimizer='adam')
return model
```

#### Sintaks 3. 3 Model Metode RNN

Pada Sintaks 3.3 merupakan model *RNN* yang dibangun terdapat tiga lapisan yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Pada tahap *training*, neuron dan fungsi aktivasi akan di-input secara manual oleh peneliti, adapun sintaks *training* sebagai berikut :

```
# Training model
demo_model=create_RNN(units=8,hidden_units=9,output_units=1,input_shape=(train_X.shape[1],train_X.shape[1]),activation=['tanh','tanh'])
history=demo_model.fit(train_X,train_y,epochs=150,batch_size=10,verbose=2,shuffle=False)
```

#### Sintaks 3. 4 Training model RNN

### Komparasi Kedua Metode

Hasil yang diperoleh dengan melakukan percobaan terhadap seluruh model yang diuji, berikut ini merupakan hasil yang diperoleh dari masing-masing metode, diperoleh hasil yang optimal ditunjukkan dengan perolehan MAPE terkecil disetiap model

#### a. Metode Backpropagation

Dengan menggunakan metode *backpropagation* diperoleh hasil MAPE dari masing-masing arsitektur yang telah melalui tahap *training*, *testing* dan validasi, berikut ini rangkuman MAPE terkecil dari masing-masing arsitektur:

Tabel 3. 1 Hasil *Training*, *Testing* dan Validasi Metode *Backpropagation*

Arsitektur			Epoch	Fungsi Aktivasi	MAPE Training (%)	MAPE Testing (%)	MAPE Validasi (%)
Neuron Input Layer	Neuron Hidden Layer	Neuron Output Layer					
2	2	1	150	Sigmoid	12.22	15.11	13.44
3	5	1	150	Tanh	12.36	14.08	14.03
4	5	1	150	Sigmoid	12.4	14.72	13.75
5	5	1	150	Sigmoid	12.14	14.62	13.42
6	6	1	150	Tanh	12.3	13.97	14.47
7	12	1	150	Tanh	12.17	13.74	14.26
8	16	1	150	Sigmoid	12.24	14.05	14.03

Metode *backpropagation* memperoleh hasil MAPE optimal dengan menggunakan jumlah *neuron input* lima, lima *neuron hidden layer* dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid diperoleh MAPE optimal pada proses peramalan dengan menggunakan data *training (in data sample)* 12.14%, peramalan dengan menggunakan data *testing (out sample data)* menghasilkan MAPE optimal 14.62% dan dengan menggunakan data validasi memperoleh MAPE optimal 13.42%.

b. Metode Recurrent Neural Network

Dengan menggunakan metode Recurrent Neural Network diperoleh hasil MAPE dari masing-masing arsitektur telah melalui tahap *training*, *testing* dan validasi, berikut ini rangkuman MAPE terkecil dari masing-masing arsitektur:

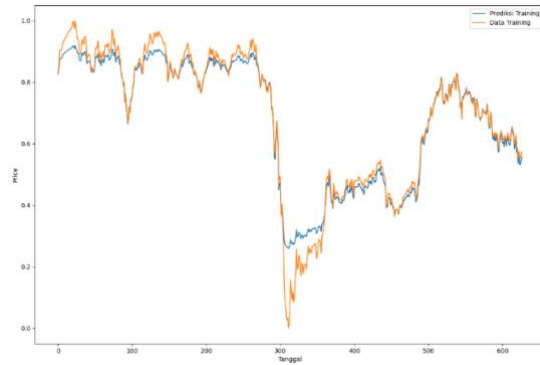
Tabel 3. 2 Hasil *Training*, *Testing* dan Validasi Metode RNN

Artitektur			Epoch	Fungsi Aktivasi	MAPE <i>Training</i> (%)	MAPE <i>Testing</i> (%)	MAPE <i>Validasi</i> (%)
<i>Neuron Input Layer</i>	<i>Neuron Hidden Layer</i>	<i>Neuron Output Layer</i>					
2	4	1	150	Sigmoid	1.2	2.13	5.48
3	5	1	150	Tanh	1.08	1.6	5.82
4	7	1	150	Tanh	1.1	1.7	5.74
5	5	1	150	Tanh	1.01	1.48	5.72
6	12	1	150	Sigmoid	1.02	1.55	5.5
7	12	1	150	Sigmoid	1.02	1.4	5.49
8	9	1	150	Tanh	1	1.3	5.79

Metode recurrent neural network memperoleh hasil MAPE optimal dengan menggunakan delapan *neuron input layer*, sembilan *neuron hidden layer*, dan menggunakan fungsi aktivasi tanh, diperoleh MAPE optimal pada proses peramalan dengan menggunakan data *training (in data sample)* 1%, peramalan dengan menggunakan data *testing (out sample data)* menghasilkan MAPE optimal 1.3% dan dengan menggunakan data validasi memperoleh MAPE optimal 5.79%.

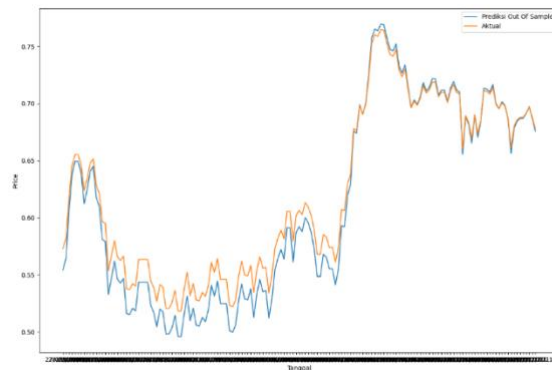
**Hasil Prediksi dengan Metode *Backpropagation***

Berikut ini ditampilkan hasil prediksi terhadap data *training*, data *testing*, dan data validasi menggunakan arsitektur terbaik yang dihasilkan pada proses *training* dengan menggunakan metode *backpropagation* :



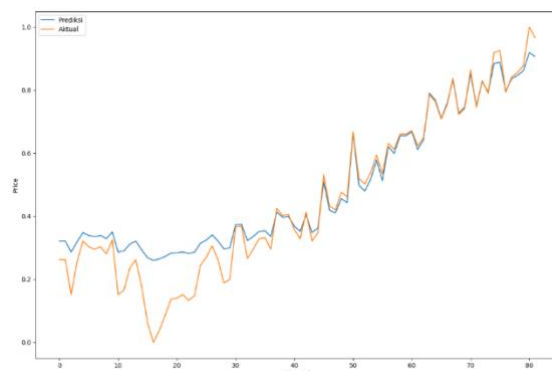
Gambar 3. 2 Hasil Prediksi Data *Training* Menggunakan Metode *Backpropagation*

Gambar 3.2 merupakan hasil prediksi menggunakan metode *backpropagation* dengan menggunakan data *training* sebanyak 627 data dengan arsitektur lima *neuron input*, lima *neuron hidden* dan 1 *neuron output* menghasilkan nilai error MAPE sebesar 12.14%.



Gambar 3. 3 Hasil Prediksi Data *Testing* Metode *Backpropagation*

Gambar 3.3 merupakan hasil prediksi dengan data *testing* sebanyak 157 data harian, dengan menggunakan arsitektur lima *neuron input*, lima *neuron hidden* dan satu *neuron output*, menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dihasilkan error MAPE yang dihasilkan yaitu 14.62%.



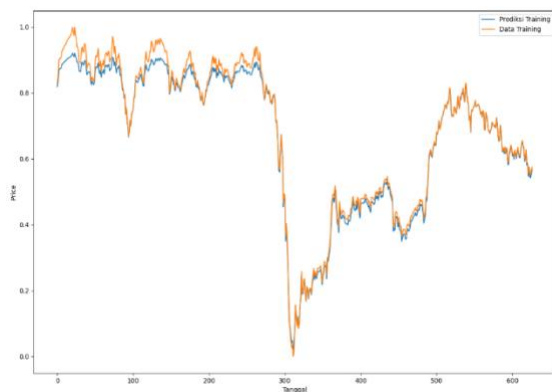
Gambar 3. 4 Hasil Prediksi Data Validasi Menggunakan Metode *Backpropagation*



Gambar 3.4 merupakan hasil prediksi dengan data validasi dengan rentang Januari hingga April 2022 dengan data harian sebanyak 82 data, dengan menggunakan arsitektur lima neuron *input*, lima neuron *hidden* dan satu neuron *output*, menggunakan fungsi aktivasi sigmoid menghasilkan eror MAPE yaitu 13.42%.

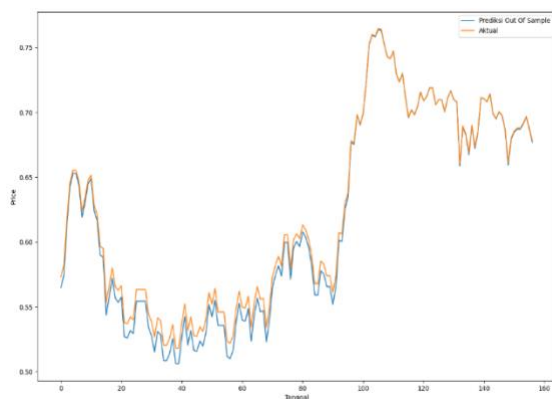
### Hasil Prediksi dengan Metode Recurrent Neural Network

Berikut ini ditampilkan hasil prediksi terhadap data *training*, data *testing*, dan data validasi menggunakan arsitektur terbaik yang dihasilkan pada proses training dengan menggunakan metode RNN:



Gambar 3.5 Hasil Prediksi Data *Training* Menggunakan Metode Recurrent Neural Network

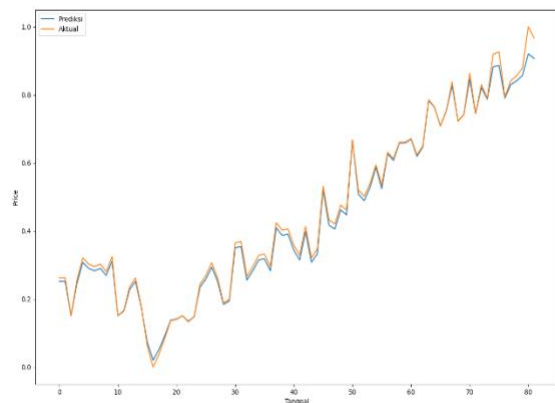
Gambar 3.5 merupakan hasil prediksi menggunakan metode recurrent neural network dengan menggunakan data *training* sebanyak 627 data dengan arsitektur delapan neuron *input*, sembilan neuron *hidden* dan 1 neuron *output* serta menggunakan fungsi aktivasi tanh menghasilkan nilai error MAPE sebesar 1%.



Gambar 3.6 Hasil Prediksi Data *Testing* Menggunakan Metode Recurrent Neural Network

Gambar 3.6 merupakan hasil prediksi dengan data *testing* sebanyak 157 data harian, dengan menggunakan arsitektur delapan neuron *input*, sembilan neuron *hidden* dan satu neuron *output*,

menggunakan fungsi aktivasi tanh dihasilkan error MAPE yang dihasilkan yaitu 1.3%.



Gambar 3.7 Hasil Prediksi Data Validasi Menggunakan Metode Recurrent Neural Network

Gambar 3.7 merupakan hasil prediksi dengan data validasi dengan rentang Januari hingga April 2022 dengan data harian sebanyak 82 data. Garis berwarna biru merupakan hasil prediksi dengan menggunakan arsitektur delapan neuron *input*, sembilan neuron *hidden* dan satu neuron *output*, menggunakan fungsi aktivasi tanh menghasilkan nilai error MAPE yaitu 5.79%.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

1. Dari percobaan dengan berbagai arsitektur menggunakan metode *backpropagation* dan *recurrent neural network* menghasilkan masing-masing satu model arsitektur yang memberikan hasil optimal dengan nilai MAPE terkecil dari beberapa model arsitektur yang dicoba.
2. Metode *backpropagation* menghasilkan MAPE optimal 12.14%, dengan model arsitektur lima neuron *input layer*, lima neuron *hidden layer*, dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Metode *recurrent neural network* menghasilkan MAPE optimal 1%. Dengan model arsitektur delapan neuron *input layer*, sembilan neuron *hidden layer*, dan menggunakan fungsi aktivasi tanh. Apabila kedua MAPE optimal dari masing-masing metode dibandingkan diperoleh Metode *recurrent neural network* menghasilkan peramalan lebih optimal dibandingkan dengan metode *backpropagation*.

## Saran

1. Penelitian selanjutnya dapat ditambahkan variabel volume saham yang terjual untuk meningkatkan hasil peramalan.
2. Penelitian selanjutnya dapat ditambahkan periode data untuk meningkatkan akurasi peramalan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Dwiyanto Suyudi, M., Djamal, E. C., & Maspupah. (2019). Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (Snati)*, 1907–5022.
- Djumaty, B. L., Tanaamah, A. R., & Wowor, A. D. (2013). *Peramalan Produksi Ubi Kayu Propinsi Jawa Tengah Menggunakan Algoritma Ekstrapolasi Polinomial Newton*. 2–4.
- Riandaru Prasetyo, V., Mercifia, M., Averina, A., Suntoyo, L., & Budiarjo. (2022). Prediksi Rating Film Pada Website Imdb Menggunakan Metode Neural Network. *Jurnal Ilmiah Nero*, 7(1), 1–8.
- Santi Suryantini, N. P., & Edi Arsawan, I. W. (2014). Pengaruh Faktor Eksternal Terhadap Nilai Perusahaan (Pbv) Dan Harga Saham Terhadap Perusahaan Manufaktur Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Manajemen, Strategi Bisnis Dan Kewirausahaan*, 8(2), 91–101.
- Widodo. (2018). *Analisis Pengaruh Indeks Harga Saham Gabungan Regional Asia Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan Indonesia*. 8. [Www.Finance.Yahoo.Com](http://www.Finance.Yahoo.Com)
- Windarto, A. P., Lubis, M. R., & Solikhun, S. (2018). Implementasi Jst Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Dan Konvensional Dengan Backpropagation. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(4), 411. <https://doi.org/10.25126/Jtiik.201854767>
- Windarto, A. P., Solikhun, S., Handrizal, H., & Fauzan, M. (2017). Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Sukuk Negara Ritel Berdasarkan Kelompok Profesi Dengan Backpropagation Dalam Mendorong Laju Pertumbuhan Ekonomi. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 4(2), 184. <https://doi.org/10.20527/Klik.V4i2.90>