

## PEMODELAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN *CASCADE FORWARD BACKPROPAGATION* PADA KURS RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT

Ekky Rosita Singgih Wigati<sup>1</sup>, Budi Warsito<sup>2</sup>, Rita Rahmawati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro  
*e-mail* : budiwrst2@gmail.com

### ABSTRACT

Neural Network Modeling (NN) is an information-processing system that has characteristics in common with human brain. Cascade Forward Neural Network (CFNN) is an artificial neural network that its architecture similar to Feed Forward Neural Network (FFNN), but there is also a direct connection from input layer and output layer. In this study, we apply CFNN in time series field. The data used is exchange rate of rupiah against US dollar period of January 1<sup>st</sup>, 2015 until December 31<sup>st</sup>, 2017. The best model was built from 1 unit input layer with input  $Z_{t-1}$ , 4 neurons in the hidden layer, and 1 unit output layer. The activation function used are the binary sigmoid in the hidden layer and linear in the output layer. The model produces MAPE of training data equal to 0.2995% and MAPE of testing data equal to 0.1504%. After obtaining the best model, the data is foreseen for January 2018 and produce MAPE equal to 0.9801%.

**Keywords:** artificial neural network, cascade forward, exchange rate, MAPE

### 1. PENDAHULUAN

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau yang biasa disebut *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf pada makhluk hidup (Fausett, 1994). Prinsip dari pemodelan *Neural Network* dikembangkan dari karakteristik dan cara kerja otak manusia, dimana dalam memroses informasi otak manusia terdiri dari sejumlah neuron yang melakukan tugas sederhana. Adanya keterhubungan antar neuron menyebabkan otak manusia dapat melakukan fungsi pemrosesan yang sangat kompleks. Pemrosesan informasi dapat dilakukan setelah melalui proses pembelajaran sebelumnya. Pada jaringan syaraf manusia, pemrosesan informasi bersifat adaptif yang artinya hubungan antar neuron terjadi secara dinamis, kekuatan hubungan antar neuron dapat berubah dari waktu ke waktu, serta selalu mempunyai kemampuan untuk mempelajari informasi-informasi baru (Warsito, 2009).

Arsitektur jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan dalam penelitian saat ini yaitu *Feed Forward Neural Network* (FFNN). Dalam FFNN, *input layer* dihubungkan dengan *hidden layer* lalu *hidden layer* dihubungkan dengan *output layer*. Tidak terdapat hubungan langsung antara *input layer* dengan *output layer*. Hal inilah yang mendasari peneliti untuk memodelkan kurs rupiah terhadap dolar menggunakan *Cascade Forward Neural Network* (CFNN) yang hampir serupa dengan FFNN, tetapi juga terdapat hubungan langsung antara *input layer* dengan *output layer*.

Dalam perkembangan saat ini, pemodelan JST banyak diterapkan pada berbagai aplikasi. Salah satu penerapan dalam masalah statistika adalah pada bidang *time series*. Peramalan dengan metode *time series* yang umum digunakan dalam penelitian adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ARIMA memiliki asumsi-asumsi yang harus dipenuhi. Akan tetapi, dalam praktiknya pada data real tidak semua asumsi dapat dengan mudah terpenuhi.

Penelitian berkaitan dengan pemodelan jaringan syaraf tiruan sudah pernah dilakukan sebelumnya. Penelitian tersebut berjudul "Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma *One Step Secant Backpropagation* dalam Return Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat" (Najwa, 2017). Penelitian tersebut membuat pemodelan jaringan

syaraf tiruan dengan arsitektur *Feed Forward Neural Network* (FFNN). Hal inilah yang mendorong penulis memodelkan jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur *Cascade Forward Backpropagation*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Kurs

Nilai tukar mata uang atau yang sering disebut dengan kurs adalah harga satu unit mata uang asing dalam mata uang domestik atau dapat juga dikatakan harga mata uang domestik terhadap mata uang asing (Suseno, 2004).

### 2.2. Time Series

*Time series* atau runtun waktu adalah suatu rangkaian variabel yang diamati pada interval waktu ruang yang sama ditunjukkan sebagai sebuah deret berkala (Makridakis dan Wheelwright, 1999).

#### 2.2.1 Fungsi Autokorelasi/ *Autocorrelation Function* (ACF)

Menurut Wei (2006), suatu runtun waktu yang stasioner terdapat nilai mean  $E(X_t) = \mu$  dan varian  $Var(X_t) = \sigma^2$  yang konstan serta  $Cov(X_t, X_{t+k})$  dari sini dapat ditulis kovarian antara  $X_t$  dan  $X_{t+k}$  adalah sebagai berikut :

$$\gamma_k = Cov(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu),$$

dan korelasi antara  $X_t$  dan  $X_{t+k}$  adalah :

$$\rho_k = \frac{Cov(X_t, X_{t+k})}{\sqrt{Var(X_t)}\sqrt{Var(X_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

dengan  $Var(X_t) = Var(X_{t+k}) = \gamma_0$ .

#### 2.2.2 Fungsi Autokorelasi Parsial/*Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Menurut Makridakis dan Wheelwright (1999) autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$ , apabila pengaruh dari lag waktu 1,2,3,... k-1 dianggap terpisah. Fungsi autokorelasi parsial dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\rho_k = \frac{Cov[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{Var(Z_t - \hat{Z}_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}}$$

Dalam pengamatan *time series*, sampel PACF dinotasikan dengan  $\phi_{kk}$  dengan perhitungan (Wei, 2006):

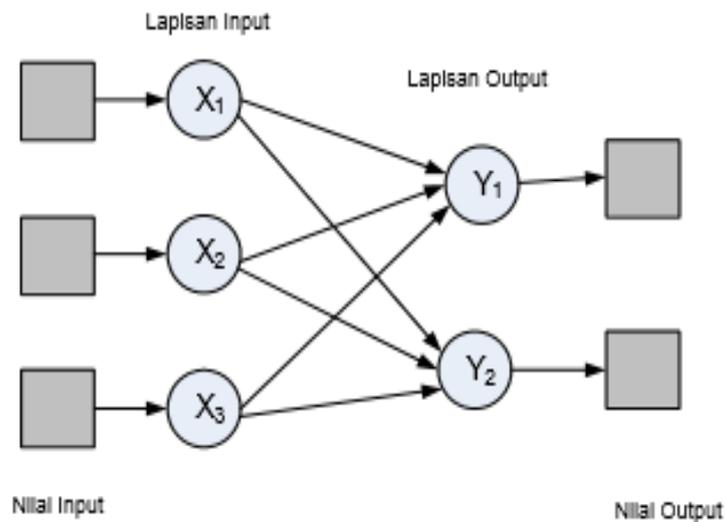
$$\phi_{kk} = \begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k \\ \hline 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}$$

### 2.3. Jaringan Syaraf Tiruan

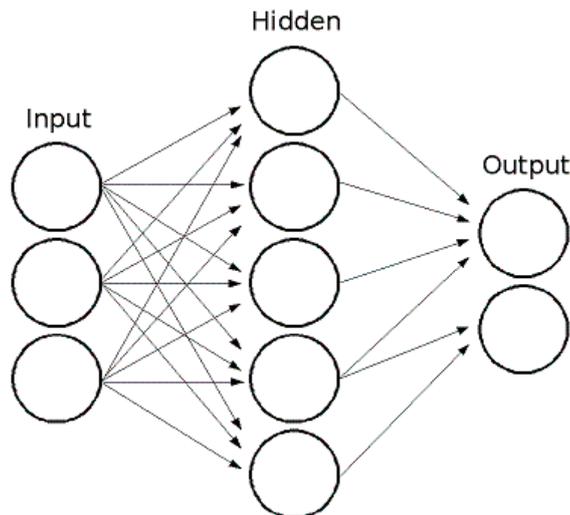
Jaringan syaraf adalah merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut (Kusumadewi, 2004).

#### 2.3.1 Arsitektur Jaringan

Menurut Warsito (2009), neuron-neuron dalam *Neural network* tersusun dalam bentuk lapisan-lapisan (*layer*) dan memiliki pola keterhubungan baik dalam satu lapisan maupun antar lapisan. Susunan dari neuron-neuron dalam lapisan dan pola keterhubungan antar lapisan disebut sebagai arsitektur jaringan.



Gambar 1. Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer Network*)



Gambar 2. Jaringan Lapisan Jamak (*Multi Layer Network*)

#### 2.3.2. Unit Bias

Menurut Siang (2005), dalam jaringan syaraf tiruan sering kali ditambahkan sebuah unit *input* yang nilainya selalu bernilai satu, yang disebut dengan unit bias. Bias dapat dipandang sebagai sebuah *input* yang nilainya satu. Jika melibatkan bias, maka *output* unit penjumlahan adalah sebagai berikut:

$$\text{net} = w_0 + \sum_{i=1}^n x_i w_i$$

### 2.3.3. Fungsi Aktivasi

Menurut Siang (2005) dalam jaringan syaraf tiruan, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan *output* suatu neuron. Argumen fungsi aktivasi adalah *net input* (kombinasi linier *input* dan bobotnya). Jika  $\text{net} = \sum x_i w_i$ , maka fungsi aktivasinya adalah  $f(\text{net}) = f(\sum x_i w_i)$ .

## 2.4. Backpropagation

### 2.4.1. Konsep Dasar

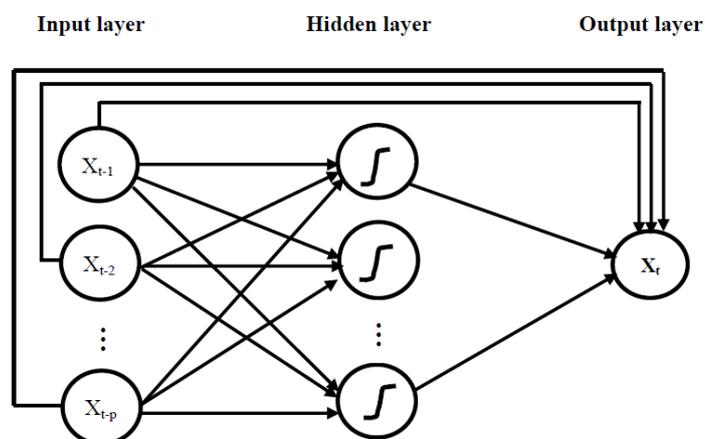
Menurut Kusumadewi (2004) *backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak *layer* untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada *hidden layer*. Algoritma *backpropagation* menggunakan *output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu.

### 2.4.2. Pelatihan Standar Backpropagation

Menurut Siang (2005) pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase. Pertama adalah fase maju. Pola *input* dihitung maju mulai dari *input layer* hingga *output layer* menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara *ouput* jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di *output layer*. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

## 2.5. Cascade Forward Neural Network (CFNN)

Arsitektur jaringan *Cascade Forward Neural Network* (CFNN) hampir serupa dengan arsitektur jaringan *Feed Forward Neural Network* (FFNN). Pada FFNN hubungan *input* dan *output* bukan merupakan hubungan langsung, sedangkan pada CFNN terdapat hubungan langsung antara *input* dan *output*.



Gambar 3. Arsitektur *Cascade Forward Neural network*

Bentuk persamaan dari model CFNN satu unit *output layer* dapat ditulis sebagai berikut :

$$y = \sum_{i=1}^I f^i u_{ik} x_i + f^0 \left( w_{ok} + \sum_{j=1}^J w_{jk} f^j \left( v_{oj} + \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I v_{ij} x_i \right) \right)$$

## 2.6. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Dalam penelitian tugas akhir ini, pemilihan model terbaik dilihat berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan nilai tengah kesalahan presentase *absolute*, jadi pada MAPE nilai positif atau negatif *error* tidak dihiraukan. Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan rumus:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{X_t} \times 100\%$$

Semakin kecil nilai yang dihasilkan oleh alat ukur tersebut, maka metode peramalan yang digunakan akan semakin baik. Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada di bawah 10% dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada di antara 10% dan 20% (Zainun dan Majid, 2003).

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini merupakan data sekunder yang bersumber dari *website* Bank Indonesia ([www.bi.go.id](http://www.bi.go.id)). Data tersebut merupakan data pergerakan kurs rupiah terhadap dolar Amerika pada periode 1 Januari 2015 sampai dengan periode 31 Desember 2017 dengan menggunakan hari aktif.

### 3.2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini adalah data kurs rupiah terhadap dolar Amerika pada periode 1 Januari 2015 sampai dengan periode 31 Desember 2017 dengan menggunakan hari aktif sebanyak 734.

### 3.3. Tahapan Pengolahan Data

Langkah-langkah yang ditempuh untuk mencapai tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menyiapkan data kurs rupiah terhadap dolar Amerika Serikat.
2. Menentukan nilai *input* berdasarkan plot PACF (*Partial Auto Correlation Function*).
3. Melakukan pembagian data menjadi 2, yaitu data *training* dan data *testing*.
4. Memasukkan nilai *input* dan nilai *output* pada jaringan syaraf tiruan.
5. Menentukan jumlah neuron *hidden layer*.
6. Menentukan bobot awal.
7. Melakukan inisialisasi parameter jaringan syaraf tiruan (*max epoch, goal*).
8. Melakukan proses *training*.
9. Menentukan apakah MSE sudah lebih kecil dari nilai MSE yang ditetapkan.
  - a. Jika iya, maka dilanjutkan dengan proses selanjutnya.
  - b. Jika tidak, maka kembali pada proses inisialisasi parameter jaringan syaraf tiruan.
10. Menentukan bobot akhir.
11. Melakukan proses *testing*.
12. Melakukan peramalan (*forecasting*) untuk beberapa periode ke depan.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Menentukan Input

Penentuan *input* jaringan dilakukan dengan menggunakan plot PACF. Hal ini dikarenakan hubungan antara data yang akan dicari dipengaruhi oleh data periode sebelumnya. *Input* jaringan yang digunakan adalah lag-lag yang signifikan pada plot PACF dilihat dari garis yang melewati selang kepercayaan (garis putus-putus).

Berdasarkan Plot PACF, garis yang secara signifikan melewati selang kepercayaan adalah lag 1. Hal ini menunjukkan bahwa diperoleh satu variabel yang akan dijadikan komponen *input* yaitu lag 1. Dapat dikatakan bahwa jaringan terdiri atas  $x_t$  dipengaruhi oleh  $x_{t-1}$ , sehingga data yang digunakan untuk *input* jaringan sejumlah 733.

### 4.2. Pembagian data dan Penentuan Jumlah Neuron pada Lapisan tersembunyi

Data pada pemodelan jaringan syaraf tiruan dengan *Cascade Forward Backpropagation* ini dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan dicobakan beberapa perbandingan. Didapatkan perbandingan terbaik 90% data *training* dan 10% data *testing* dengan neuron pada *hidden layer* sebanyak 3 dengan MAPE sebesar 0,2995%.

### 4.3. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan ini ada dua yaitu fungsi Sigmoid biner (*logistic sigmoid*) dan fungsi linear (identitas).

### 4.4. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan pelatihan terhadap jaringan syaraf, diperlukan penskalaan pada *input* data dan target sehingga data masuk pada *range* tertentu. Hal ini dimaksudkan agar data yang diproses sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Proses ini disebut dengan *pre-processing*. Kemudian setelah proses pelatihan selesai dilakukan, data dikembalikan ke bentuk aslinya disebut dengan *post-processing* (Warsito, 2009). Proses *pre-processing* pada jaringan syaraf tiruan ini dilakukan dengan normalisasi data. Rumus yang digunakan yaitu:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

### 4.5. Membangun Jaringan Cascade Forward Neural Network

Membangun jaringan syaraf tiruan dengan *Cascade forward Neural Network* pada MATLAB digunakan perintah `newcf`, sebagai berikut:

```
net=newcf(pn,tn,[3 1],{'logsig' 'purelin'},'traincgf')
```

Perintah di atas menunjukkan bahwa terdapat 3 neuron pada *hidden layer* dan 1 neuron pada *output layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* adalah sigmoid biner dan pada *output layer* adalah fungsi linear (identitas). Algoritma pelatihan yang digunakan adalah *Conjugate gradient backpropagation*.

### 4.6. Menentukan Bobot Awal

Hasil bobot awal yang diperoleh dari pelatihan jaringan dengan MATLAB dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

**Tabel 1.** Bobot awal dari *input* ke *hidden layer*

	Z <sub>1</sub>	Z <sub>2</sub>	Z <sub>3</sub>
X <sub>t-1</sub>	-8,4	-8,4	-8,4
1	8,4	0	-8,4

**Tabel 2.** Bobot awal dari *input* dan *hidden layer* ke *output*

	$X_{t-1}$	1	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
y	-0,4240	0,4690	-0,7006	0,2676	-0,7726

#### 4.7. Proses Training

Proses *training* jaringan dilakukan dengan algoritma *conjugate gradientbackpropagation*. Iterasi berhenti pada epoch ke 27 dengan nilai MAPE sebesar 0,2995%.

#### 4.8. Menentukan Bobot Akhir

Hasil bobot akhir yang diperoleh dari pelatihan jaringan dengan MATLAB sebagai berikut:

**Tabel 3.** Bobot akhir dari *input* ke *hidden layer*

	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
$X_{t-1}$	-8,3546	-8,3818	-8,2873
1	8,4430	-0,0129	-8,5009

**Tabel 4.** Bobot akhir dari *input* dan *hidden layer* ke *output*

	$X_{t-1}$	1	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
y	-0,2558	0,4549	-0,5854	0,2900	-0,5907

#### 4.9. Proses Testing

Proses *testing* telah memberikan hasil prediksi cukup akurat yang ditunjukkan oleh kedekatan target (data asli=  $X_t$ ). Proses *testing* menghasilkan MAPE sebesar 0,1504%.

#### 4.10. Penentuan Model

Arsitektur model *Cascade Forward Backpropagation* terbaik dibangun dari 3 neuron *hidden layer* dengan 1 *input layer* yaitu  $x_{t-1}$  dan 1 *output layer*.

$$y = u_{11}x_1 + w_{01} + \sum_{j=1}^3 w_{j1} \left( \frac{1}{1 + e^{-(v_{0j} + \sum_{j=1}^3 v_{1j}x_1)}} \right)$$

dengan:

$$u_{11} = -0,2558, w_{01} = 0,4549, w_{11} = -0,5854, w_{21} = 0,2900, w_{31} = -0,5907$$

$$v_{01} = 8,4430, v_{02} = -0,0129, v_{03} = -8,5009$$

$$v_{11} = -8,3546, v_{12} = -8,3818, v_{13} = -8,2873$$

#### 4.11. Peramalan

Peramalan kurs rupiah terhadap dolar Amerika dengan menggunakan model terbaik pada periode 2 Januari 2018 adalah sebesar Rp. 13.296. Dengan proses yang sama didapatkan peramalan kurs rupiah terhadap dolar Amerika untuk bulan Januari 2018 pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Hasil Peramalan Kurs Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat bulan Januari 2018

Tanggal	Forecast	Aktual	Error
02/01/2018	13296	13610	314
03/01/2018	13329	13565	236
04/01/2018	13295	13541	246
05/01/2018	13289	13472	183
08/01/2018	13296	13464	168

09/01/2018	13298	13495	197
10/01/2018	13291	13516	225
11/01/2018	13288	13494	206
12/01/2018	13291	13429	138
15/01/2018	13311	13397	86
16/01/2018	13327	13400	73

Tanggal	Forecast	Aktual	Error
17/01/2018	13326	13390	64
18/01/2018	13332	13432	100
19/01/2018	13309	13398	89
22/01/2018	13327	13401	74
23/01/2018	13325	13385	60

24/01/2018	13336	13388	52
25/01/2018	13334	13356	22
26/01/2018	13359	13370	11
29/01/2018	13348	13394	46
30/01/2018	13329	13465	136
31/01/2018	13298	13480	182

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{X_t} \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{22} \left( \frac{314}{13610} + \frac{236}{13565} + \dots + \frac{182}{13480} \right) 100\% = 0,9801\%$$

Berdasarkan Tabel 6, diperoleh MAPE sebesar 0,9801%. Nilai MAPE yang didapatkan kurang dari 10%, maka dapat dikatakan keakuratan hasil peramalan sangat baik.

## 5. PENUTUP

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan mengenai pembentukan model jaringan syaraf tiruan dengan *cascade forward backpropagation* pada kurs rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Arsitektur model terbaik jaringan syaraf tiruan dengan *Cascade forward Backpropagation* dibangun dari 1 neuron lapisan *input* yaitu  $x_{t-1}$ , 3 neuron lapisan tersembunyi, dan 1 neuron lapisan *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu sigmoid biner pada lapisan tersembunyi dan linear pada lapisan *output*, dengan persamaan model sebagai berikut:

$$y = u_{11}x_1 + w_{o1} + \sum_{j=1}^3 w_{j1} \left( \frac{1}{1 + e^{-(v_{oj} + \sum_{j=1}^3 v_{1j}x_1)}} \right)$$

Model tersebut menghasilkan MAPE *training* sebesar 0,2995% dan MAPE *testing* sebesar 0,1504% yang mana kedua nilai MAPE kurang dari 10% sehingga keakuratan model dikatakan sangat baik.

2. Peramalan untuk kurs rupiah terhadap dolar Amerika Serikat pada bulan Januari 2018 dengan model terbaik memberikan akurasi yang baik dengan MAPE sebesar 0,9801%.

### 5.2. Saran

Model jaringan syaraf tiruan dengan *Cascade Forward* dapat dikembangkan dengan menggunakan berbagai macam algoritma pelatihan lainnya diantaranya *Steepest Descent*, *BFGS*, *Gradient Descent*, ataupun yang lainnya. Penambahan metode pada inialisasi bobot awal juga dapat dilakukan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks; architectures, algorithms and applications*. Englewoods Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall Inc.
- Kusumadewi, S. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Makridakis, S., & Wheelwright, S. C. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.

- Najwa, M. (2017). Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma *One Step Secant Beckpropagation* dalam *Return* Kurs Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat. *Gaussian*, Vol 6, 61-70.
- Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Suseno, I. S. (2004). *Sistem dan Kebijakan Nilai Tukar*. Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) Bank Indonesia.
- Warsito, B. (2009). *Kapita Selekta Statistika Neural Network*. Semarang: BP Undip Semarang.
- Wei, W. (2006). *Time Analysis Univariate and Multivariate Methods, 2nd Edition*. USA: Addison Wesley Publishing Company, Inc.
- Zainun, N., & Majid, M. (2003). *Low Cost House Demand Predictor*. Universitas Teknologi Malaysia.
- \_\_\_\_\_. Kamus Besar Bahasa Indonesia. [Online]. Tersedia di [kbbi.kemdikbud.go.id/entri/kurs](http://kbbi.kemdikbud.go.id/entri/kurs). Diakses 10 januari 2018