



**PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP
DOLAR AMERIKA MENGGUNAKAN
FEEDFORWARD NEURAL NETWORK DENGAN
*ALGORITMA BACKPROPAGATION***



**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Statistika**

Yuseva Rismawanti

B2A015007

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG
TAHUN 2018/2019**

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul “Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma Backpropagation*” yang disusun oleh:


Nama : Yuseva Rismawanti
NIM : B2A015007
Program Studi : S1 Statistika

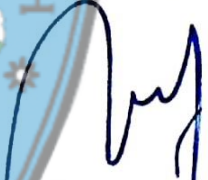
Telah disetujui oleh dosen pembimbing pada tanggal 25 Maret 2019

Semarang, 25 Maret 2019

Pembimbing Utama


Pembimbing Pendamping


Dr. Rochdi Wasono, M.Si
NIK. 28.6.1026.119


Abdul Karim, M.Si
NIK. 28.6.1026.271

Mengetahui,

Ketua Program Studi Statistika


Moh. Yamin Darsyah, M.Si
NIK. 28.6.1026.225

**SURAT PERNYATAAN
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertanda tangan dibawah ini, saya :

Nama : Yuseva Rismawanti
NIM : B2A015007
Fakultas/Jurusan : FMIPA/S1 Statistika
Jenis Penelitian : Skripsi
Judul : Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika
Menggunakan *Feedforward Neural Network* Dengan
Algoritma Backpropagation

Dengan ini menyatakan bahwa saya menyetujui untuk :

1. Memberikan hak bebas *royalty* kepada Perpustakaan Unimus atas penulisan karya ilmiah saya, demi pengembangan ilmu pengetahuan
2. Memberikan hak menyimpan, mengalih mediakan/mengalih formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), mendistribusikannya, serta menampilkannya dalam bentuk *softcopy* untuk kepentingan akademis kepada Perpustakaan Unimus, tanpa perlu ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta
3. Bersedia dan menjamin untuk menanggung secara pribadi tanpa melibatkan pihak Perpustakaan Unimus, dari semua bentuk tuntutan hokum yang timbul atas pelanggaran hak cipta dalam karya ilmiah ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan semoga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Semarang, 25 Maret 2019
Yang Menyatakan



Yuseva Rismawanti
NIM. B2A015007

PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA MENGGUNAKAN *FEEDFORWARD NEURAL NETWORK* DENGAN ALGORITMA BACKPROPAGATION

Yuseva Rismawanti¹, Rochdi Wasono², Abdul Karim³

^{1,2,3} Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah Semarang
Alamat e-mail : ryuseva@gmail.com¹, rochdi@unimus.ac.id², abdulkarim@unimus.ac.id³

Abstrak

Nilai tukar rupiah merupakan salah satu indikator penting dalam perekonomian di Indonesia. Metode *feedforward neural network* dengan algoritma *backpropagation*, merupakan model persamaan sederhana yang digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan *feedforward neural network* dengan algoritma *backpropagation*. Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari investing yang berupa data bulanan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika periode Januari 2009 hingga Desember 2018. Berdasarkan hasil analisis, model *feedforward neural network* dengan algoritma *backpropagation* yang paling tepat untuk meramalkan perubahan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dengan MAPE pada data training sebesar 1.36 persen dan MAPE pada data testing sebesar 2.04 persen didapatkan hasil peramalan dari bulan Januari 2019 hingga Juni 2019 berada pada selang Rp. 13.752,2 hingga Rp. 14.185,88.

Kata Kunci : *feedforward neural network*, algoritma *backpropagation*, Nilai Tukar Rupiah.

Abstract

The rupiah exchange rate is one of the important indicators in the economy in Indonesia. The method of *feedforward neural network* with the *backpropagation* algorithm, is a simple equation model used to forecast the rupiah exchange rate. The purpose of this study is to predict the exchange rate of the rupiah against the US dollar using *feedforward neural network* with the *backpropagation* algorithm. The data used are secondary data obtained from investing in the form of monthly data on the rupiah exchange rate against the US dollar from January 2009 to December 2018. Based on the results of analysis, the *feedforward neural network* model with the most appropriate *backpropagation* algorithm to predict changes in the rupiah exchange rate against the US dollar with MAPE on training data of 1.36 percent and MAPE on testing data of 2.04 percent the results of forecasting from January 2019 to June 2019 are in the interval of Rp. 13.752,2 to Rp. 14.185,88

Keywords: *Feedforward Neural Network*, *Backpropagation Algorithm*, *Rupiah Exchange Rate*.

I. Pendahuluan

Nilai tukar mata uang suatu negara merupakan salah satu indikator penting dalam perekonomian. Nilai tukar mata uang adalah nilai dari sebuah harga suatu mata uang diukur atau dinyatakan dalam mata uang negara lain^[1]. Nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dapat mengalami penguatan ataupun pelemahan setiap saat. Penguatan dan pelemahan nilai tukar dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti jumlah permintaan barang dan jasa, tingkat inflasi, tingkat bunga, pengharapan pasar dan intervensi Bank Sentral yang berdampak signifikan pada fluktuasi nilai tukar^[2]. Peramalan merupakan suatu bentuk usaha yang dilakukan untuk mengetahui kejadian dimasa yang akan datang dengan melihat kejadian dari masa lalu^[3]. Ada beberapa metode-metode statistik yang digunakan untuk melakukan peramalan, seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, ARIMA dan *Neural Network*. *Neural network* merupakan salah satu metode peramalan yang tidak memerlukan adanya asumsi-asumsi karena metode *neural network* termasuk dalam bentuk metode nonlinier. Pemilihan metode yang digunakan untuk melakukan peramalan dapat dilihat dari beberapa aspek yaitu aspek waktu, pola data, tipe model *system* yang diamati, tingkat keakuratan ramalan yang diinginkan dan lain sebagainya.

Neural network pertama kali diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts di tahun 1943. McCulloch dan Pitts menyimpulkan bahwa kombinasi beberapa *neuron* sederhana menjadi sistem *neural* akan meningkatkan kemampuan komputasinya^[4]. Metode yang digunakan untuk melakukan peramalan nilai tukar rupiah berdasarkan aspek-aspeknya yakni metode *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation*, karena metode ini memiliki kemampuan untuk mengatasi permasalahan dengan skala

data yang luas serta dapat memperkecil *error* dengan melakukan modifikasi pada jaringan *output*, sehingga tingkat keakuratan dalam peramalan menggunakan metode *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation* dapat dikatakan tinggi.

Penggunaan metode *neural network* dalam menganalisis data *time series* telah banyak dilakukan antara lain, Peramalan Nilai Tukar Mata Uang Dollar Amerika terhadap Rupiah Menggunakan *Neural Network Ensemble Bagging* hasilnya menunjukkan bahwa *neural network ensemble* dengan jumlah *neuron input* 2, *neuron tersembunyi* 5 dan *neuron output* 1 menghasilkan MSE terkecil^[5]. Prediksi Harga Emas Batang Menggunakan *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma* Genetika berdasarkan hasil pengujian didapatkan nilai *cr* 0.3 dan nilai *mr* 0.7 jumlah *popsize* 250, jumlah generasi 200 menghasilkan nilai rata-rata RMSE 0.305 persen^[6]. Peramalan Harga Emas Menggunakan *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma Backpropagation* didapatkan hasil peramalan untuk bulan Maret 2014 hingga Mei 2014 adalah US\$ 791,6 per *troy ounce*; US\$ 1188,6 per *troy ounce* dan US\$ 893,5 per *troy ounce* dengan MAPE yang dihasilkan pada data *training* 1,878 persen dan data *testing* 5.681 persen^[7]. Penelitian terdahulu yang dilakukan untuk membandingkan tingkat akurasi antara metode *backpropagation* dengan metode lain. Perbandingan Akurasi *Backpropagation Neural Network* dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca, didapatkan hasil uji yang menunjukkan bahwa metode *backpropagation* dengan modifikasi pada penentuan output jaringan memiliki nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* yang lebih rendah dan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode ANFIS^[8].

Berdasarkan uraian diatas, dalam penelitian ini akan menyajikan

peramalan data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation* serta akan meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan model *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation*.

II. Teori

2.1 Time Series

Time series atau runtun waktu merupakan suatu pengamatan terhadap variabel dari waktu lampau dan dicatat secara beruntut sesuai urutan waktu dengan periode waktu yang tetap^[9]. Pada umumnya pencatatan ini dilakukan dalam periode tertentu misalnya harian, bulanan, tahunan dan sebagainya, metode *time series* juga merupakan metode peramalan dengan menggunakan analisa hubungan anatara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu. Peramalan suatu data *times series* perlu memperhatikan tipe atau pola data. Terdapat empat macam pola data *time series* yaitu horizontal, musiman, siklis dan trend^[12].

2.2 Neural Network (NN)

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau sering dikenal dengan istilah *Neural network* adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi^[4]. *Neural network* termasuk dalam salah satu bentuk *time series* nonlinier dan memiliki bentuk fungsional yang fleksibel sehingga *neural network* tidak dapat diinterpretasikan atau tidak memiliki asumsi-asumsi yang harus dipenuhi. Neuron-neuron dalam *neural network* disusun dalam grup, yang disebut dengan layer (lapis). Secara garis besar pada *Neural Network* (NN) memiliki dua tahapan dalam system pemrosesan informasi, yaitu:

a) Tahap pelatihan (*training*)

Tahapan ini dimulai dengan

memasukan data latih ke dalam jaringan^[11]. Dengan menggunakan data latih, jaringan akan mengubah-ubah bobot yang menjadi penghubung antar node. Pada setiap evaluasi dilakukan evaluasi terhadap output jaringan. Tahapan ini berlangsung pada beberapa iterasi dan berhenti setelah menemukan bobot yang sesuai dimana nilai *error* yang diinginkan telah tercapai atau jumlah iterasi telah mencapai nilai maksimal yang ditetapkan, selanjutnya bobot ini akan menjadi dasar pengetahuan pada tahapan pengenalan.

b) Tahap pengujian (*testing*)

Pengujian dilakukan dengan memasukan suatu pola yang belum pernah dilatih sebelumnya (data uji) dengan menggunakan bobot hasil tahap pelatihan. Diharapkan bobot-bobot hasil pelatihan yang telah menghasilkan *error* minimal juga akan menghasilkan *error* minimal pada tahap pengujian^[11].

Data *training* digunakan dalam proses pembentukan arsitektur terbaik dalam proses pelatihan, sedangkan data *testing* digunakan dalam pengujian keakuratan dari arsitektur yang telah terbentuk. Menurut^[10] pilihan ukuran untuk data *training* dan *testing* yang dapat digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 1 Pembagian Data *training* dan *testing*

Data Training (%)	Data Testing (%)
60	40
75	25
80	20

2.3 Feedforward Neural Network

Feedforward Neural Network (FFNN) merupakan bentuk arsitektur *neural network* yang paling sering digunakan karena FFNN sangat fleksibel terhadap fungsi-fungsi nonlinier. Secara umum FFNN bekerja dengan menerima suatu vektor dari input x dan kemudian menghitung suatu respon atau output $\hat{y}(x)$ dengan memproses x melalui elemen-elemen proses yang saling

terkait. Elemen-elemen proses tersusun dalam beberapa lapisan dan data input, \mathbf{x} , mengalir dari satu lapis ke lapis berikutnya secara berurutan. Dalam tiap-tiap lapis input ditransformasikan kedalam lapis secara nonlinier oleh elemen-elemen proses dan kemudian diproses maju ke lapisan berikutnya. Akhirnya nilai output \hat{y} , yang dapat berupa nilai-nilai vektor dihitung pada lapis output.

$$\hat{y}_{(k)} = \left[\sum_{j=1}^q [w_{kj} f_j^h (\sum_{i=1}^p v_{ji} x_{i(k)} + v_{j0})] + w_{k0} \right]$$

Dengan,

$\hat{y}_{(k)}$: nilai dugaan dari variabel output

f^0 : fungsi aktivasi pada neuron lapis

w_{kj} : bobot dari neuron ke- j di lapis tersembunyi yang menuju neuron

pada lapis output

f_j^h : fungsi aktivasi di neuron ke- j pada lapis tersembunyi, ($j=1,2,\dots,q$)

v_{ji} : bobot dari input ke- i yang menuju

neuron ke- j pada lapis tersembunyi, ($j=1,2,\dots,q$)

$x_{i(k)}$: variabel input sebanyak p, ($i=1,2,\dots,p$)

v_{j0} : bias pada neuron ke- j pada lapis tersembunyi, ($j=1,2,\dots,q$)

w_{k0} : bias pada neuron di lapis output

2.4 Algoritma Backpropagation

Keberadaan pendekatan suatu fungsi adalah tidak ada gunanya apabila tidak diketahui cara untuk menemukan pendekatan tersebut^[13], hal tersebut yang mendorong dilakukannya penelitian tentang NN selama bertahun-tahun. Pembelajaran^[14] yang mengawali ide dasar tentang pendekatan NN yang

digunakan untuk melakukan *fitting* terhadap parameter-parameter fungsi dengan metode least squares. Misalkan pada penelitian ini mempunyai beberapa pasang sampel input dan target $(x_{(k)}, y_{(k)})$ dan output dari *network* adalah $\hat{y} = f(x, w)$. Maka, vektor parameter \mathbf{w} dipilih dengan cara meminimumkan:

$$E(w) = \sum_{k=1}^n [y_{(k)} - f(x_{(k)}; w)]^2$$

Tujuan utama dari pelatihan *algoritma backpropagation* adalah menemukan suatu penyelesaian \mathbf{w} pada permasalahan optimasi, dimana \mathbf{w} adalah indeks dari bobot yang optimal.

III. Metode

3.1. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari^[15] data tersebut mengenai data bulanan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika periode Januari 2009 hingga Desember 2018.

3.2. Metode Analisis

Secara umum metode analisis yang digunakan mengacu pada penelitian^[7]. Tahapan analisis dalam penelitian yang digunakan untuk menjawab rumusan masalah adalah sebagai berikut:

1. Menentukan input data
2. Membagi data menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing
3. Melakukan pre-processing atau mengubah data kedalam skala pengukuran agar masuk dalam interval atau range yang sesuai dengan fungsi aktivasinya.
4. Menentukan model *feedforward neural network* yang optimal menggunakan *algoritma backpropagation*
 - a. Menentukan banyaknya neuron pada lapisan tersembunyi
 - b. Menentukan bobot model dan input yang optimal
 - c. Mendapatkan arsitektur jaringan

5. Mengembalikan atau mentransformasikan data ke bentuk semula atau angsering disebut dengan post-processing.
6. Melakukan uji kesesuaian model.

IV. Hasil Penelitian

4.1. Statistika Deskriptif

Analisis deskriptif digunakan untuk mengetahui gambaran umum, karakteristik data menggunakan ukuran penyebaran dan pemusatan.

Tabel 4.1 Hasil Analisis Deskripsi

Data	Max	Min	Mean
2009	11980	9425	10340
2010	9350	8925	9075.5
2011	9110	8500	8758.8
2012	9644.8	8990	9378.5
2013	12170	9673.5	10562
2014	12385	11360	11866
2015	14650	12668	13477
2016	13775	13048	13330
2017	13568	13323	13399
2018	15203	13389	14248

Berdasarkan rata-rata nilai tukar rupiah mengalami kenaikan dan penurunan setiap tahunnya, nilai rata-rata terendah yakni sebesar Rp. 8.758,8 pada tahun 2011 artinya pada tahun tersebut nilai tukar mengalami penguatan dengan nilai tukar terendah yakni sebesar Rp. 8.500 dan rata-rata nilai tukar rupiah tertinggi yakni pada tahun 2018 sebesar Rp. 14.248 dengan harga maksimum sebesar Rp. 15.203. Selisih perbedaan nilai tukar rupiah terhadap dollar yang terjadi selama 10 tahun cukup besar yakni mencapai Rp. 6.703.

4.2 Membangun Jaringan Feedforward Neural Network dengan Algoritma Backpropagation

4.2.1 Penentuan input jaringan

Dalam penelitian ini, input yang digunakan untuk membangun jaringan *feedforward neural network* dengan algoritma *backpropagation* adalah data bulanan nilai tukar rupiah terhadap dollar periode januari 2009 hingga desember 2018 dan targetnya adalah harga open nilai tukar rupiah terhadap dollar^[16].

4.2.2 Pembagian data

Data yang telah melalui tahapan pengumpulan dan penentuan input jaringan, kemudian dibagi menjadi dua yakni data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan dalam proses pembentukan arsitektur terbaik dalam proses pelatihan, sedangkan data *testing* digunakan dalam pengujian keakuratan dari arsitektur yang telah terbentuk. Pemilihan ukuran data *training* dan *testing* dapat dilakukan menggunakan data 60% *training* dan 40% *testing*, data 75% *training* dan 25% *testing*, data 80% *training* dan 20% *testing*.

4.2.3 Pre-Processing

Penskalaan data (*pre-processing*) dilakukan agar data masuk dalam *range* sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan yakni sigmoid biner. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$x' = \frac{0.8(x-x_{min})}{x_{max}-x_{min}} + 0.1$$

dengan;

x_{min} : nilai data minimum

x_{max} : nilai data maksimum

x' : data asli

atau dapat menggunakan perintah *prestd*.

4.2.4 Penentuan model feedforward neural network yang optimal menggunakan algoritma backpropagation

Membangun jaringan *feedforward neural network* yang akan digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner dengan

pembelajaran traingdx, dimana traingdx merupakan pembelajaran yang menggabungkan pembelajaran adaptif dengan tingkat momentum pelatihan.

4.2.4.1 Menentukan banyaknya neuron pada lapisan tersembunyi

Dalam mendapatkan jumlah neuron tidak ada teori pasti yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah neuron. Tetapi secara praktis dapat dicobakan terlebih dahulu dengan jaringan yang lebih kecil. Dalam penelitian ini dilakukan dengan menentukan banyaknya neuron pada hidden layer dengan cara mencoba neuron pada hidden layer mulai dari 1 neuron sampai 10 neuron, sehingga diperoleh nilai MAPE yang berbeda-beda pada masing-masing neuron yang dicobakan. Jaringan yang memiliki nilai MAPE terkecil dipilih sebagai jaringan yang optimum dan digunakan untuk meramalkan.

Tabel 4.2 Hasil perhitungan MAPE data training dan testing dengan pembagian data 60/40.

Pembagian data (%)	neuron	Training	Testing
		MAPE	MAPE
60/40	1	1.644	2.466
	2	1.631	2.446
	3	1.596	2.395
	4	1.613	2.419
	5	1.673	2.509
	6	1.383	2.075
	7	1.533	2.299
	8	1.399	2.099
	9	1.548	2.321
	10	1.361	2.042

Berdasarkan tabel diatas diketahui nilai MAPE dengan pembagian data 60% untuk data training dan 40% untuk data testing. Didapatkan hasil MAPE terkecil yakni pada pelatihan 10 neuron dengan MAPE training sebesar 1.361 sedangkan MAPE testing sebesar 2.042.

Tabel 4.3 Hasil perhitungan MAPE data training dan testing dengan pembagian data 75/25.

Pembagian data (%)	neuron	Training	Testing
		MAPE	MAPE
1		1.726	5.178
2		1.646	4.938
3		1.720	5.159
4		1.645	4.934
5		1.702	5.105
6		1.651	4.952
7		1.644	4.931
8		1.558	4.673
9		1.602	4.804
10		1.560	4.681

75/25

1	1.726	5.178
2	1.646	4.938
3	1.720	5.159
4	1.645	4.934
5	1.702	5.105
6	1.651	4.952
7	1.644	4.931
8	1.558	4.673
9	1.602	4.804
10	1.560	4.681

Berdasarkan tabel diatas diketahui nilai MAPE dengan pembagian data 75% untuk data training dan 25% untuk data testing. Didapatkan hasil MAPE terkecil yakni pada pengujian 8 neuron dihasilkan nilai MAPE training sebesar 1.558 sedangkan MAPE testing sebesar 4.673.

Tabel 4.4 Hasil perhitungan MAPE data training dan testing dengan pembagian data 80/20.

Pembagian data (%)	neuron	Training	Testing
		MAPE	MAPE
80/20	1	1.705	6.818
	2	1.632	6.528
	3	1.707	6.829
	4	1.612	6.447
	5	1.685	6.739
	6	1.648	6.590
	7	1.648	6.590
	8	1.566	6.263
	9	1.582	6.326
	10	1.684	6.734

Berdasarkan tabel diatas diketahui nilai MAPE dengan pembagian data 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Didapatkan hasil MAPE terkecil yakni pada pengujian 8 neuron dengan MAPE training sebesar 1.566 sedangkan MAPE testing sebesar 6.263.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan MAPE Terkecil Data Training dan Testing dengan Pembagian Data 60/40, 75/25 dan 80/20.

Pembagian data (%)	neuron	Training	Testing
		MAPE	MAPE
60/40	10	1.361	2.042
75/25	8	1.558	4.673
80/20	8	1.566	6.263

60/40	10	1.361	2.042
75/25	8	1.558	4.673
80/20	8	1.566	6.263

Berdasarkan tabel 4.5 didapatkan nilai MAPE minimum dari masing-masing pembentukan neuron dan pembagian data, dari ketiga pembagian data diperoleh hasil MAPE minimum yakni pada pembagian data 60% untuk data training dan 40% untuk data testing dengan 10 neuron.

4.2.4.2 Menentukan bobot model dan input yang optimal

berdasarkan solusi terbaik didapatkan nilai estimasi bobot-bobot jaringan yang optimum.

Tabel 4.11 Estimasi Bobot Jaringan

Vji	vj0	Wkj	wk0
-5.804	17.619	-0.542	
6.872	-14.080	0.691	
-5.683	11.482	0.038	
-6.638	8.294	1.789	
-5.927	6.270	-2.121	
-6.163	1.420	0.531	0.586
-6.515	0.624	-0.744	
6.236	3.742	0.223	
5.896	7.501	0.732	
6.027	10.429	-0.059	

Setelah diperoleh estimasi bobot jaringan optimum, selanjutnya dapat dibuat model *backpropagation* dengan 10 neuron dan input x_1 . Fungsi secara sistematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_k = \varphi_o \{ w_{k0} + \sum_{j=1}^H w_{kj} \varphi_j (v_{j0} +$$

$$\sum_{i=1}^p v_{ji} X_i) \}$$

$$y_k = \varphi_o \{ w_{k0} + \sum_{j=1}^{10} w_{kj} \varphi_j (v_{j0} + \sum_{i=1}^{10} v_{ji} X_i) \}$$

$$y_k = 0.586$$

$$+ \frac{-0.542}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{0.691}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{0.038}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{1.789}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{-2.121}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{0.531}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{-0.744}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{0.223}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{0.732}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

$$+ \frac{-0.059}{1+e^{-\left[\begin{array}{c} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{array} \right] + \sum_{i=1}^{10} \left[\begin{array}{c} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{array} \right]}}$$

4.2.5 Post-Processing

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian pada data, kemudian data tersebut dikembalikan/ditransformasikan ke bentuk semula menggunakan perintah `poststd` atau dapat menggunakan rumus:

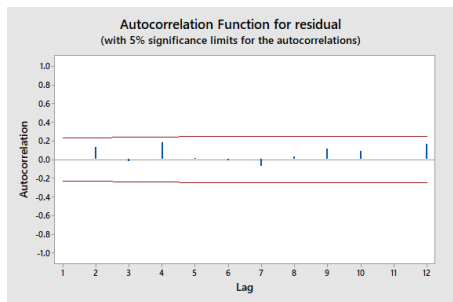
$$x = \frac{(x-0.1)(x_{max}-x_{min})}{0.8} + x_{min}$$

Dengan;

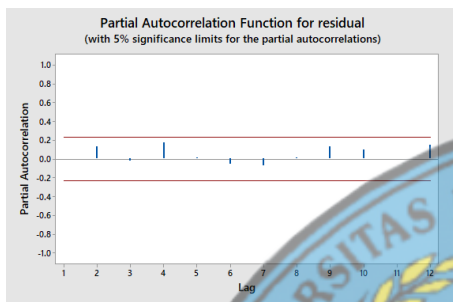
- x_{min} : nilai data minimum
- x_{max} : nilai data maksimum
- x : data asli

4.2.6 Uji Kesesuaian Model

Sebelum model FFNN yang terbentuk dari 10 neuron pada lapisan tersembunyi dengan input x_1 digunakan sebagai model untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar, terlebih dilakukan pengujian terhadap error model tersebut. Pengujian dapat dilihat dari plot ACF dan PACF dari error yang dihasilkan pada data *training*.



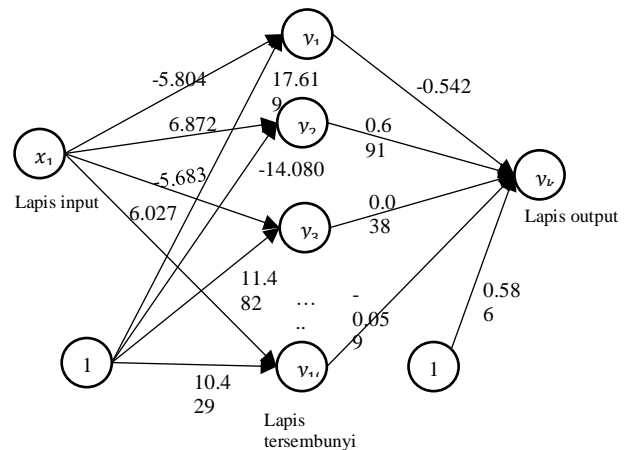
Gambar 4.1 Plot ACF Model FFNN dengan *Algoritma Backpropagation*



Gambar 4.2 Plot PACF Model FFNN dengan *Algoritma Backpropagation*

Berdasarkan gambar 4.1 dan gambar 4.2, Plot ACF dan PACF terlihat bahwa semua *lag* berada didalam selang kepercayaan, sehingga model *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation* yang dibangun dari 10 neuron pada lapisan tersembunyi dengan x_1 sebagai input dapat digunakan sebagai model peramalan nilai tukar rupiah.

Berdasarkan model FFNN yang telah terbentuk, kemudian didapatkan arsitektur jaringan untuk *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma Backpropagation* adalah sebagai berikut:



Gambar 4.3 Jaringan *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma Backpropagation*

Gambar diatas menunjukkan jaringan yang terbentuk menggunakan satu lapisan *input* dimana dalam penelitian ini nilai input yang digunakan adalah data nilai tukar rupiah terhadap dollar dengan 10 neuron pada lapisan tersembunyi dan satu neuron pada lapisan *output*. Didapatkan hasil arsitektur jaringan terbaik seperti diatas dengan masing-masing nilai bobotnya.

4.3 Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika

Proses peramalan ini menggunakan arsitektur jaringan terbaik yang terbangun dari 10 neuron pada *hidden layer/lapisan tersembunyi* dengan *input* x_1 merupakan data nilai tukar rupiah dan *output* y_k . Dalam penelitian ini akan diramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar dari bulan Januari 2019 sampai Juni 2019. Lapisan *output* merupakan hasil prediksi *feedforward neural network* menggunakan algoritma *backpropagation* dengan rumus sebagai berikut:

$$y_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^{10} \frac{1}{1 + e^{-v_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}}} w_{kj}$$

Operasi keluaran dari lapisan input ke-j ke lapisan tersembunyi sebagai berikut:

$$Z_{net} = v_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}$$

$$= \begin{bmatrix} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{10} [14420] \begin{bmatrix} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner diperoleh,

$$Z_j = f(Z_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net}}}$$

$$= f \left[\begin{bmatrix} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{10} [14420] \begin{bmatrix} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{bmatrix} \right]$$

$$= \frac{1}{1 + e^{\begin{bmatrix} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{10} [14420] \begin{bmatrix} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{bmatrix}}}$$

$$Z_j = \begin{bmatrix} 1.000 \\ \vdots \\ 1.000 \end{bmatrix}$$

Operasi keluaran pada lapisan tersembunyi dengan neuron tambahan menuju lapisan output :

$$y_k = y_{netk} = wk0 + \sum_{j=1}^p w_{kj}Z_j$$

$$= [0.586] + \sum_{j=1}^p [-0.542 \quad 0.691 \quad \dots \quad -0.059] \begin{bmatrix} 1.000 \\ \vdots \\ 1.000 \end{bmatrix}$$

$$= 1.100$$

Hasil dari $y_k = 1.100$ kemudian dinormalisasi atau ditransformasi kebentuk semula menggunakan perintah *poststd* menjadi Rp. 1.4172,28 per *USD*. Hasil prediksi tersebut merupakan hasil prediksi pada bulan Januari 2019 menggunakan *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation*, selanjutnya untuk hasil prediksi pada bulan Febuari hingga Juni 2019 dilakukan dengan cara yang sama dan didapatkan hasil prediksi yang disajikan dalam bentuk tabel sebagai berikut:

Tabel 4.12 Hasil Peramalan

Tahun	Periode	Hasil Peramalan
2019	Januari	14172.28
	Februari	14185.86
	Maret	13752.4
	April	14185.88
	Mei	14064.56

Mei	14064.56
Juni	14155.16

Berdasarkan tabel diatas didapatkan hasil peramalan untuk bulan Januari 2019 hingga Juni 2019. Peramalan untuk bulan Januari 2019 sebesar Rp. 14172.28, Febuari 2019 sebesar Rp. 14185.86, Maret 2019 sebesar Rp. 13752.4, April 2019 sebesar Rp. 14185.88, Mei 2019 sebesar Rp. 14064.56 dan Juni 2019 sebesar Rp. 14155.16.

V. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika menggunakan *Feedforward Neural Network* dengan *Algoritma Backpropagation* adalah sebagai berikut:

1. Nilai tukar rupiah terhadap dollar setiap tahunnya mengalami kenaikan dan penurunan. Berdasarkan rata-rata nilai tukar rupiah terhadap dollar, pada tahun 2011 nilai tukar rupiah mengalami penguatan dan mengalami pelemahan tahun 2018.
2. Model terbaik yang didapatkan dari hasil bobot optimal adalah sebagai berikut:

$$y_k = 0.586 + \sum_{j=1}^{10} [-0.542 \quad 0.691 \quad \dots \quad -0.059]$$

$$\frac{1}{1 + e^{\begin{bmatrix} 17.619 \\ -14.080 \\ \vdots \\ 10.429 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{10} \begin{bmatrix} 12667.5 \\ 12925 \\ \vdots \\ 14380 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -5.804 \\ 6.872 \\ \vdots \\ 6.027 \end{bmatrix}}}$$

3. Hasil peramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar menggunakan *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation* untuk meramalkan enam bulan kedepan didapatkan hasil peramalan berada pada selang Rp. 13.752,4 hingga Rp. 14.185,88.

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian tersebut, ada beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai dasar

pengembangan dalam penelitian menggunakan *feedforward neural network* dengan *algoritma backpropagation* antara lain:

1. Penambahan jumlah data *input* untuk menghasilkan pola jaringan syaraf tiruan yang dapat melakukan pembelajaran dan pengenalan yang lebih baik.

2. Melakukan penggabungan atau kombinasi antara metode *feedforward neural network algoritma backpropagation* dengan metode lain sehingga, diharapkan dapat meningkatkan akurasi dengan menutupi kekurangan-kekurangan yang ada pada metode tersebut.

VI. Daftar Pustaka

- [1]Krugman, P.R. & Maurice, O. 1994. *Ekonomi Internasional: Teori dan Kebijakan*. Erlangga : Jakarta.
- [2]Sartono, A. 2001. *Manajemen Keuangan*. BPFE : Yogyakarta.
- [3]Prasetya, H dan Lukiasuti, F . 2009. *Manajemen Operasi*. Media Pressindo : Yogyakarta.
- [4]Siang, J.J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Andi : Yogyakarta.
- [5]Romdhoni, A.A. 2013. Peramalan Nilai Tukar Mata Uang Dollar AS terhadap Rupiah Menggunakan Neural Network Ensemble Bagging. *Jurnal ITSMART* 2(2).
- [6]Azam, D.F. 2018. Prediksi Harga Emas Batang Menggunakan Feed Forward Neural Network Dengan Algoritme Genetika. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* 2(8).
- [7]Kusumadewi, F.. 2014. Peramalan Harga Emas Menggunakan Feedforward Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation. *Skripsi*. Universitas Negeri Yogyakarta. Yogyakarta.
- [8]Dewi, C.. 2013. Perbandingan Akurasi Backpropagation Neural Network dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca. *Journal of Scientific Modeling & Computation* 1(1).
- [9]Hanke, John E and Winchern, Dean W., 2004. *Business Forecasting Eight Edition*. United States of Amerika : Pearson Education, Inc.
- [10]Hota, Shrivastava & Singhai. 2013. Artificial Neural Network, Decision Tree and Statistic Techniques Applied for Designing and Developing E-mail Classifier. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 6.
- [11]Warsito, B. 2009. *Kapita Selekta Statistika Neural Network*. BP Universitas Diponegoro. Semarang.
- [12]Makridakis, et.al. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Erlangga. Jakarta.
- [13]Ripley, B.D. 1996. *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [14]Rumelhart, D. and McClelland, J. 1986. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Vol. 1., Cambridge: MIT Press.
- [15] Fusion Media Limited. 2019. Data Historis USD/IDR. Dikutip 11 Februari 2019 dari : <https://id.investing.com/currencies/usd-idr-historical-data>.
- [16]Subintara, R.. 2016. Prediksi Pergerakan Harga Harian Nilai Tukar Rupiah (IDR) Terhadap Dollar Amerika (USD) Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Universitas Dian Nuswantoro.