

OPTIMASI FUZZY BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK DENGAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK MEMPREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLLAR AMERIKA

OPTIMIZATION OF FUZZY BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK WITH GENETIC ALGORITHM TO FORECAST THE IDR TO USD EXCHANGE RATE

Oleh: Geri Wiliansa¹, Rosita Kusumawati²

Program Studi Matematika, Jurusan Pendidikan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Yogyakarta

¹wiliansageri@gmail.com, ²rosita.kusumawati@gmail.com

Abstrak

Tujuan penelitian ini adalah memprediksi kurs IDR/USD dengan model *Fuzzy Backpropagation Neural Network* (FBPNN) yang dioptimasi dengan Algoritma Genetika. Variabel *input* yang digunakan adalah data kurs IDR/USD, inflasi, jumlah uang beredar, dan suku bunga Indonesia. Semua data diperoleh dari <http://www.bi.go.id> pada periode Januari 2006 hingga Juli 2016. Pemodelan FBPNN terdiri dari penentuan input dengan melihat *autokorelasi* yang signifikan pada plot ACF sehingga terpilih 33 variabel *input*, data *input* dibagi menjadi 2 dengan komposisi 75% data *training* dan 25% data *testing*, *fuzzifikasi* dengan menggunakan fungsi keanggotaan kurva S pertumbuhan, estimasi model terbaik dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner* (*logsig*) pada lapisan tersembunyi dan lapisan *output* sehingga terpilih model dengan 4 variabel input, 14 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 *output*, selanjutnya *defuzzifikasi*. Prosedur optimasi FBPNN dengan Algoritma Genetika adalah pembentukan populasi awal yang berupa bobot dari hasil pemodelan FBPNN dan bilangan acak, menghitung nilai *fitness* masing-masing individu, individu dengan nilai *fitness* terbaik disimpan, menyeleksi individu dengan teknik seleksi *ranking*, pindah silang dengan teknik pindah silang aritmatika, mutasi dengan teknik *random mutation*, pembentukan populasi baru. Optimasi FBPNN dengan Algoritma Genetika memberikan nilai MAPE yang lebih kecil dibanding FBPNN tanpa Algoritma Genetika. Prediksi kurs IDR/USD untuk bulan Agustus 2016 hingga Januari 2017 secara berurutan adalah sebesar Rp14.280, Rp14.388, Rp14.431, Rp14.457, Rp14.460, dan Rp14.497 dengan MAPE sebesar 8,04%.

Kata kunci: FBPNN, Algoritma Genetika, prediksi

Abstract

This study aimed to forecast the IDR/USD exchange rate using Fuzzy Backpropagation Neural Network (FBPNN) model optimized with Genetic Algorithm. The input variables of this study were the IDR/USD exchange rate data, inflation, amount of circulate money, and Indonesia interest rate. All data were gained from <http://www.bi.go.id> at January 2006 till July 2016 period. The FBPNN modelling process consists of determining the input by looking at the significant autocorrelation at ACF plot where 33 input variables were chosen, dividing input data becomes 2 composition of 75% training data and 25% testing data, fuzzification using the membership function of S growth curve, estimating the best model by sigmoid biner activation function (logsig) in hidden layer and output layer so the model with 4 input variables, 14 neurons in hidden layer, and 1 output was choosen, then defuzzification. The FBPNN optimization procedure with Genetic Algorithm was forming first population contained of FBPNN weight and random numbers, calculating fitness value of each individual, saving the individual with the best fitness value, selecting the individual by ranking selection technique, crossing over using arithmetic crossing over, mutation with mutation random technique, and forming new population. The FBPNN optimization with Genetic Algorithm gave less MAPE value than FBPNN without using Genetic Algorithm. The forecasting result of IDR/USD for August 2016 until January 2017 were Rp14.280, Rp14.388, Rp14.431, Rp14.457, Rp14.460, and Rp14.497 with MAPE 8,04%.

Keywords: FBPNN, Genetic Algorithm, forecasting

PENDAHULUAN

Nilai mata uang suatu negara memiliki kaitan yang sangat erat dengan perekonomian suatu negara. Pertumbuhan nilai mata uang yang stabil

menunjukkan bahwa negara tersebut memiliki kondisi ekonomi yang relatif baik atau stabil (Triyono, 2008: 156). Kondisi ekonomi yang baik akan menarik para pemegang modal untuk

berinvestasi pada negara tersebut. Hal ini dikarenakan kondisi ekonomi yang baik memberikan peluang keuntungan yang lebih besar bagi pelaku ekonomi. Dengan demikian penting bagi para pemegang modal untuk mengetahui nilai mata uang suatu negara di masa yang akan datang. Sehingga dapat digunakan sebagai pertimbangan untuk berinvestasi yang menguntungkan.

Prediksi merupakan alat/teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data atau informasi yang relevan, baik data/informasi masa lalu maupun data/informasi saat ini (Nachrowi & Usman, 2004: 226). Dengan proses prediksi ini akan diperoleh nilai perkiraan mata uang di masa yang akan datang. Dimana hasil perkiraan nilai ini dapat digunakan bagi para pemegang modal untuk menentukan keputusan terkait investasi yang akan dilakukan.

Penelitian terhadap prediksi nilai tukar uang terus dilakukan dengan berbagai model. Beberapa penelitian terdahulu tentang prediksi nilai tukar mata uang yang telah dilakukan yaitu, Sela (2006) memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagasi*. Anwary (2011), memprediksi kurs rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan model *Fuzzy Time Series*. Pacelli dkk (2011) memprediksi nilai tukar Euro terhadap USD dengan *Artificial Neural Network*. Septiarini dkk (2016) memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika menggunakan *Fuzzy Wavelet*.

Model jaringan syaraf tiruan atau *Neural Network* (NN) adalah sistem selular fisik yang

Optimasi Fuzzy Backpropagation.... (Geri Wiliansa) 11 dapat memperoleh, menyimpan, dan memanfaatkan pengetahuan pengalaman (Fuller, 1995: 158). NN memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola, namun tidak pandai dalam menjelaskan bagaimana mencapai keputusan sedangkan sistem logika *fuzzy* dapat menjelaskan keputusan dengan baik dari data-data dengan informasi yang tidak tepat namun tidak dapat secara otomatis memperoleh aturan yang digunakan untuk membuat keputusan (Fuller, 1995:206). Kedua model tersebut memiliki kelemahan dan kelebihan yang saling melengkapi sehingga untuk memperoleh model yang lebih baik NN diintegrasikan dengan sistem logika *fuzzy* menghasilkan *Fuzzy Neural Network*.

Fuzzy Neural Network adalah suatu arsitektur NN yang digunakan untuk memproses data-data *fuzzy* (Park & Han, 2000:266). Pada *Fuzzy Neural Network*, parameter-parameter yang dimiliki NN yang biasanya disajikan secara *crisp*, dapat diganti dengan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* (Lin & Lee, 1996: 609). Pada skripsi ini akan digunakan model *Fuzzy Neural Network* dengan algoritma pembelajaran *Backpropagation* yang menghasilkan model *Fuzzy Backpropagation Neural Network* (FBPNN).

Berdasarkan penelitian Stoeva dan Nikov (2000: 37) tentang model FBPNN, menunjukkan bahwa model tersebut memiliki beberapa kelebihan, yaitu kecepatan konvergensi yang lebih besar sehingga waktu yang dibutuhkan untuk komputasi lebih sedikit, selalu konvergen ke target tanpa osilasi (variasi periodik terhadap waktu dari suatu hasil pengukuran) dan tidak ada kemungkinan untuk jatuh ke lokal minimum, tidak membutuhkan asumsi tentang distribusi

probabilitas dan independensi data *input* (pola masukan). Peramalan dengan model *Fuzzy Backpropagation Neural Network* yang telah dilakukan adalah peramalan index harga harian 500 S & P oleh Chuang dan Lee (2014).

Pada kasus prediksi, model yang baik adalah model yang menghasilkan *error* kecil. Untuk mendapatkan *error* yang lebih kecil pada prediksi model FBPNN dapat dilakukan dengan mengoptimasi bobot yang diperoleh. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk optimasi adalah Algoritma Genetika.

Algoritma Genetika adalah algoritma optimasi yang meniru proses seleksi alam dan evolusi biologis. Menurut Suyanto (2014: 3), algoritma genetika dapat diimplementasikan dengan mudah dan memiliki kemampuan yang baik untuk menemukan solusi yang ‘bagus’ (dapat diterima) secara cepat untuk masalah-masalah berdimensi tinggi. Beberapa penelitian tentang optimasi dengan Algoritma Genetika yang telah dilakukan adalah optimasi Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Genetika untuk peramalan curah hujan (Apriyanti, 2005). Optimasi bobot Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Algoritma Genetika dalam identifikasi suara (Silvana, 2006). Optimasi *Artificial Neural Network* dengan Algoritma Genetika untuk memprediksi gempa bumi (Zhang & Wang, 2008). Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan optimasi model FBPNN dengan Algoritma Genetika untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika. Optimasi dilakukan untuk memperoleh model dengan *error* yang lebih kecil.

KAJIAN PUSTAKA

Berikut ini akan dijelaskan teori tentang *Fuzzy Backpropagation Neural Network* dan Algoritma Genetika.

Fuzzy Backpropagation Neural Network (FBPNN)

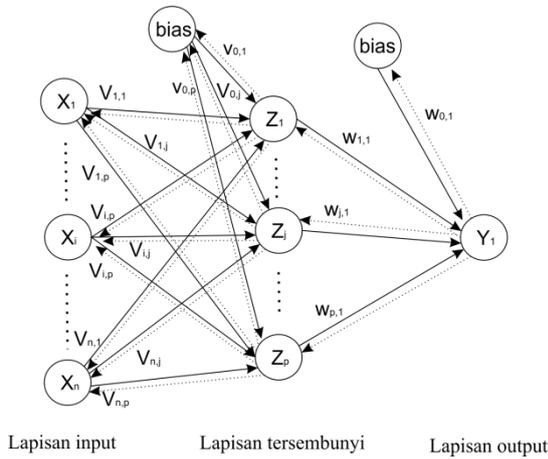
FBPNN adalah salah satu model prediksi dari *Neural Network* dengan algoritma pembelajaran *backpropagation* diman nilai *input* dan *outputnya* berupa derajat keanggotaan himpunan *fuzzy*. Pada penelitian ini fungsi keanggotaan yang digunakan untuk merubah nilai *input* dan *output* pada FBPNN ke dalam derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* adalah kurva S pertumbuhan dengan persamaan:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{\gamma-a} \right)^2; & a \leq x \leq \beta \\ 1 - 2 \left(\frac{\gamma-x}{\gamma-a} \right)^2; & \beta \leq x \leq \gamma \\ 1; & x \geq \gamma \end{cases} \quad (1)$$

FBPNN pada dasarnya merupakan jaringan syaraf tiruan yang didasari oleh arsitektur jaringan dengan banyak lapisan yang dirancang untuk memproses data-data pada himpunan *fuzzy*. Secara umum jaringan dengan banyak lapisan terdiri atas 3 lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*.

Pada penelitian ini pembelajaran *backpropagation* dipercepat menggunakan teknik *gradient descent dengan momentum* dan *adaptive learning rate (traingdx)*. Teknik ini memperbaiki bobot berdasarkan *gradient descant* dengan laju pembelajaran yang bersifat *adaptive (adaptive learning rate)* dan menggunakan momentum (mc).

Arsitektur FBPNN dengan 1 output terlihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1 Arsitektur FBPNN

Setiap neuron antar lapisan pada FBPNN dihubungkan oleh bobot-bobot yang bersesuaian. Untuk menghitung keluaran pada lapisan tersembunyi dan lapisan *output* digunakan fungsi aktivasi. Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* pada lapisan tersembunyi dan lapisan *output* agar nilai *output* berada pada selang $[0,1]$ seperti derajat keanggotaan himpunan *fuzzy*. Persamaan fungsi aktivasi *sigmoid biener* adalah sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

Model FBPNN berdasarkan gambar 1 dan fungsi aktivasi *sigmoid biner* pada lapisan tersembunyi dan lapisan *output*, secara matematis dapat dirumuskan dengan persamaan:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(w_{0k} + \sum_{j=1}^p \frac{1}{1 + e^{-(v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij})} w_{jk})}} \quad (3)$$

dengan y_k adalah nilai *output* ke- k , v_{0j} adalah bobot bias lapisan tersembunyi, v_{ij} adalah bobot yang menghubungkan *input* ke- i dengan neuron ke- j pada lapisan tersembunyi, w_{0k} adalah bobot bias lapisan *output*, dan w_{jk} adalah bobot yang menghubungkan neuron ke- j pada lapisan tersembunyi dengan neuron ke- k pada lapisan *output*.

Langkah awal prosedur pembentukan

model FBPNN untuk prediksi adalah penentuan *input*, penentuan *input* dilakukan dengan melihat plot *Autocorrelation Function* (ACF). Penentuan *input* dilakukan dengan melihat *autokorelasi lag-lag* yang signifikan pada plot ACF, yaitu ditentukan oleh banyaknya *autokorelasi lag* yang keluar melebihi batas garis signifikansi pada ACF. Pembagian data menjadi dua yaitu 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*. *Fuzzifikasi* dilakukan menggunakan persamaan 1. Data yang telah *difuzzifikasi* kemudian digunakan untuk pembentukan model.

Pembentukan model terbaik dilakukan dengan menentukan banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan eliminasi *input* secara *trial* dan *error* yang menghasilkan nilai MAPE terkecil.

Nilai MAPE yaitu persentase nilai rata-rata *Absolute Error* dari kesalahan prediksi tanpa menghiraukan tanda positif atau negative dan MSE yaitu jumlah kuadrat selisih dari kesalahan prediksi dibagi dengan banyak pengamatan yang dirumuskan (Hanke & Wichern, 2005: 80):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100\% \quad (4)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (5)$$

dengan y_t adalah data sebenarnya, \hat{y}_t adalah hasil peramalan dihitung dari model yang digunakan pada waktu t , n adalah banyak pengamatan.

Nilai *output* yang diperoleh dari estimasi *input* dan bobot menggunakan model pada persamaan (3) masih berupa derajat keanggotaan himpunan *fuzzy*. Nilai ini selanjutnya

didefuzifikasi untuk memperoleh nilai dalam himpunan *crisp*.

Algoritma Genetika

Menurut Wati (2011: 162), Algoritma Genetika merupakan sebuah metode untuk menyelesaikan masalah optimasi dengan meniru proses seleksi alam, proses yang menyebabkan evolusi biologis. Dalam proses evolusi hanya individu-individu yang kuat yang akan bertahan dalam poses seleksi alam. Konsep dasar algoritma genetika adalah untuk memperoleh individu terbaik sebagai solusi dari permasalahan melalui proses seleksi, *crossover*, dan mutasi pada algoritma genetika.

Pada penelitian ini yang akan dioptimasi adalah bobot akhir dari model FBPNN. Bobot dikatakan optimal jika menghasilkan *error* yang lebih kecil dibanding *error* dari FBPNN tanpa optimasi dengan Algoritma Genetika. *Error* pada penelitian ini direpresentasikan dengan nilai MAPE. Nilai MAPE diperoleh dengan persamaan (4) dengan \hat{Y}_t merupakan nilai prediksi menggunakan model pada persamaan (3).

Prosedur penerapan Algoritma Genetika dalam optimasi adalah sebagai berikut:

1. Penyandian Gen (Pengkodean)

Gen menyimpan nilai-nilai dari variabel yang akan dioptimasi. Pada penelitian ini setiap gen merepresentasikan sebuah bobot pada FBPNN.

2. Membangkitkan Populasi Awal (*Spanning*)

Populasi adalah kumpulan dari individu dimana setiap individu tersusun dari beberapa gen. Pada penelitian ini bobot akhir dari model FBPNN digunakan sebagai individu pertama pada populasi awal sedangkan individu kedua hingga terakhir dibangkitkan dari nilai acak.

3. Evaluasi Nilai *Fitness* (*Fitness Value*)

Nilai *fitness* digunakan untuk mengetahui baik tidaknya suatu individu. Individu terbaik ditunjukkan dengan nilai *fitness* yang paling besar dalam populasi. Tujuan dari optimasi ini adalah mencari bobot yang menghasilkan *error* terkecil, sehingga nilai *fitness* pada penelitian ini dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$f = \frac{1}{MAPE + a} \quad (6)$$

a adalah nilai yang cukup kecil, pada penelitian ini digunakan 0,001.

4. Elitism

Individu dengan nilai *fitness* terbaik akan dipertahankan karena proses seleksi dilakukan secara acak sehingga tidak ada jaminan bahwa individu dengan *fitness* terbaik akan selalu terpilih. Jika nilai *fitness* terbaik terpilih, mungkin nilai *fitness* tersebut dapat rusak karena proses pindah silang dan mutasi.

5. Seleksi (Selection)

Seleksi merupakan proses untuk memilih individu (induk) yang akan digunakan pada proses pindah silang dan mutasi. Teknik seleksi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Rank-Based Fitness Assignment* (Seleksi *Ranking*). Probabilitas terpilih individu pada seleksi ini berdasarkan *ranking* dari nilai *fitness*nya, bukan berdasar nilai objektif *fitness*nya.

6. Pindah Silang (*Crossover*)

Pindah silang digunakan untuk membentuk individu baru dari dua induk yang terseleksi. Pada penelitian ini teknik pindah silang yang digunakan adalah pindah silang aritmatika dengan persamaan:

$$x'_1(k) = r \cdot x_1(k) + (1 - r) \cdot x_2(k) \quad (7)$$

$$x'_2(k) = r \cdot x_2(k) + (1 - r) \cdot x_1(k) \quad (8)$$

denag x'_1 adalah nilai gen pada anak 1, x'_2 adalah nilai gen pada anak 2, r adalah nilai acak [0 1], k adalah posisi gen yang dilakukan pindah silang, x_1 adalah nilai gen pada induk 1 yang akan dipindah silangkan, dan x_2 adalah nilai gen pada induk 2 yang akan dipindah silangkan.

7. Mutasi

Mutasi merupakan proses mengubah nilai dari gen dalam suatu anak yang telah dihasilkan pada pindah silang. Mutasi bertujuan untuk memperoleh individu-individu baru sebagai kandidat solusi pada generasi mendatang dengan *fitness* yang lebih baik. Teknik mutasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *random mutation* dimana nilai gen yang terpilih diganti dengan nilai random.

8. Pembentukan Populasi Baru

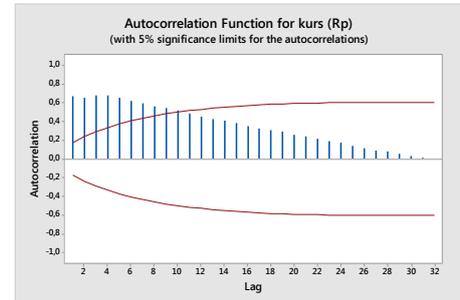
Pembentukan populasi baru ini didasarkan pada keturunan-keturunan baru hasil mutasi ditambah dengan individu terbaik setelah dipertahankan dengan proses elitism. Setelah populasi baru terbentuk, dilakukan pengulangan langkah 3 hingga 8. Proses ini berlangsung hingga diperoleh solusi yang optimal atau mencapai generasi yang telah ditentukan.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini akan digunakan model FBPNN yang telah dioptimasi dengan Algoritma Genetika untuk prediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dengan prosedur yang telah diterangkan sebelumnya. Variabel *input* yang digunakan adalah nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, inflasi, jumlah uang beredar, dan suku bunga Indonesia. Semua data diperoleh dari <http://www.bi.go.id> dengan periode data bulan Januari 2006 hingga bulan Juli 2016.

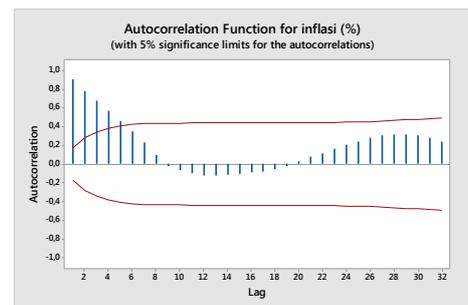
1. Membangun model FBPNN

Pertama menentukan variabel *input* dengan menggunakan plot ACF. Plot ACF dari variabel *input* disajikan pada gambar 2 hingga gambar 5 berikut:



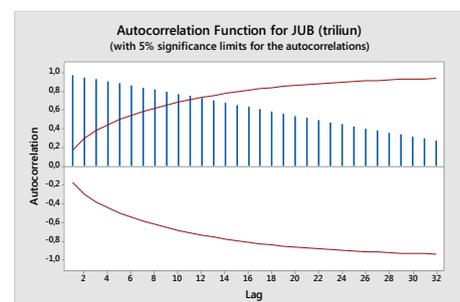
Gambar 2 Plot ACF kurs (nilai tukar) rupiah terhadap dollar Amerika periode Januari 2006 sampai Juli 2016

Pada plot tersebut menunjukkan bahwa lag-lag yang signifikan yaitu pada lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, lag 5, lag 6, lag 7, lag 8, lag 9 dan lag 10.



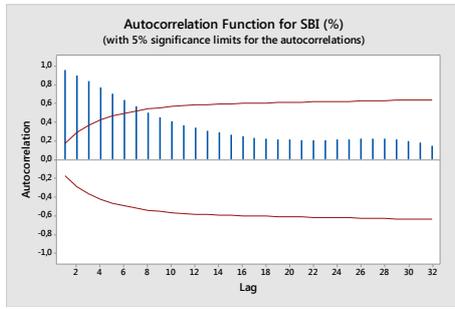
Gambar 3 Plot ACF data inflasi Indonesia periode Januari 2006 hingga Juli 2016

Pada plot tersebut menunjukkan bahwa lag-lag yang signifikan yaitu pada lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, dan lag 5.



Gambar 4 Plot ACF Jumlah Uang Beredar (JUB) di Indonesia periode Januari 2006 hingga Juli 2016

Pada plot tersebut menunjukkan bahwa lag-lag yang signifikan yaitu pada lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, lag 5, lag 6, lag 7, lag 8, lag 9, lag 10 dan lag 11.



Gambar 5 Plot ACF tingkat Suku Bunga Indonesia (SBI) periode Januari 2006 hingga Juli 2016

Pada plot tersebut menunjukkan bahwa *lag-lag* yang signifikan yaitu pada *lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, lag 5, lag 6, dan lag 7*. Dari plot ACF masing-masing variabel maka diperoleh 33 variabel *input* sebagai berikut: X_1 data kurs ke t-1, $X_2 =$ data kurs ke t-2, $X_3 =$ data kurs ke t-3, $X_4 =$ data kurs ke t-4, $X_5 =$ data kurs ke t-5, $X_6 =$ data kurs ke t-6, $X_7 =$ data kurs ke t-7, $X_8 =$ data kurs ke t-8, $X_9 =$ data kurs ke t-9, $X_{10} =$ data kurs ke t-10, $X_{11} =$ data inflasi ke t-1, $X_{12} =$ data inflasi ke t-2, $X_{13} =$ data inflasi ke t-3, $X_{14} =$ data inflasi ke t-4, $X_{15} =$ data inflasi ke t-5, $X_{16} =$ data JUB ke t-1, $X_{17} =$ data JUB ke t-2, $X_{18} =$ data JUB ke t-3, $X_{19} =$ data JUB ke t-4, $X_{20} =$ data JUB ke t-5, $X_{21} =$ data JUB ke t-6, $X_{22} =$ data JUB ke t-7, $X_{23} =$ data JUB ke t-8, $X_{24} =$ data JUB ke t-9, $X_{25} =$ data

JUB ke t-10, $X_{26} =$ data JUB ke t-11, $X_{27} =$ data SBI ke t-1, $X_{28} =$ data SBI ke t-2, $X_{29} =$ data SBI ke t-3, $X_{30} =$ data SBI ke t-4, $X_{31} =$ data SBI ke t-5, $X_{32} =$ data SBI ke t-6, $X_{33} =$ data SBI ke t-7. Dengan variabel *output/targetnya* adalah $Y_t =$ data kurs ke-t. Dimana t adalah waktu pengamatan.

Pada penelitian ini data yang digunakan sebanyak 127 pengamatan, sehingga t dimulai pada pengamatan ke 12 hingga ke 127 (116 pengamatan). Pembagian data dilakukan dengan komposisi 75% (87 pengamatan) untuk data *training* dan 25% (29 pengamatan) untuk data *testing*. *Fuzzifikasi* data kemudian dilakukan menggunakan fungsi keanggotaan kurva S pertumbuhan. Data hasil *fuzzifikasi* selanjutnya digunakan untuk membentuk model FBPNN.

Pembentukan model dilakukan dengan menentukan banyak neuron pada lapisan tersembunyi terlebih dahulu. Penentuan ini dilakukan dengan percobaan dan dilihat nilai MAPE yang dihasilkan. Percobaan dilakukan dengan mengganti banyak neuron pada lapisan tersembunyi dari 1 hingga 15. Hasil percobaan tersaji dalam tabel 1 berikut:

Table 1 Hasil MAPE data *training* dan *testing*

neuron	Output dalam derajat keanggotaan himpunan fuzzy				Output dalam himpunan crisp			
	Training		Testing		training		Testing	
	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE
1	2,07E-04	5,2145	0,0532	31,2311	1,83E+04	1,0914	2,78E+06	11,7844
2	2,89E-04	5,6285	0,2049	59,7876	2,40E+04	1,1741	1,11E+07	23,3072
3	4,60E-04	6,715	0,0064	10,637	3,65E+04	1,3955	4,80E+05	4,5744
4	3,05E-04	5,9567	0,1234	44,014	2,47E+04	1,2591	6,48E+06	16,8869
5	2,52E-04	5,4885	0,0118	14,1644	2,25E+04	1,1437	9,68E+05	6,4777
6	2,89E-04	5,7009	0,0849	35,5744	2,38E+04	1,1953	4,40E+06	13,6096
7	3,32E-04	6,1397	0,191	59,365	2,65E+04	1,2939	1,03E+07	22,9226
8	1,93E-04	5,2413	0,0172	16,6332	1,80E+04	1,0853	1,06E+06	6,32
9	3,08E-04	6,3465	0,1191	43,6265	2,71E+04	1,3166	6,19E+06	16,5829
10	1,77E-04	5,0766	0,1726	49,8786	1,63E+04	1,058	9,29E+06	19,6413
11	2,47E-04	5,436	0,0374	27,3419	1,96E+04	1,1463	2,01E+06	10,2622
12	3,82E-04	6,1866	0,1849	54,4809	2,94E+04	1,297	1,04E+07	21,6131
13	3,29E-04	6,0646	0,1001	42,1485	2,70E+04	1,2745	5,08E+06	15,8657
14*	1,72E-04	4,992	0,00452	8,3235	1,67E-04	1,0285	2,90E-04	3,2064
15	2,06E-04	5,1539	0,0149	16,2944	1,72E+04	1,0791	1,36E+06	7,6196

*banyak neuron pada lapisan tersembunyi yang terbaik

Dari percobaan tersebut diperoleh 14 neuron pada lapisan tersembunyi yang menghasilkan MAPE terkecil.

Selanjutnya adalah menentukan *input* yang

optimal. Penentuan *input* ini berdasarkan hasil percobaan dengan mengeliminasi beberapa *input*. Diperoleh hasil percobaan seperti pada tabel 2

berikut:

Table 2 Hasil eliminasi *input*

variabel <i>input</i>	Output dalam derajat keanggotaan himpunan <i>fuzzy</i>				Output dalam himpunan <i>crisp</i>			
	Training		testing		training		Testing	
	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE	MSE	MAPE
X ₁ , X ₂ , X ₃ , . . . , X ₃₃	0,00017	4,9919	0,00452	8,3233	16.688,51	1,0285	289.216,70	3,2064
X ₁ , X ₁₁ , X ₁₆ , X ₃₃	0,00053	6,8765	0,00305	7,3368	36.618,10	1,4202	257.528,78	2,9578
X ₁ , X ₁₁ , X ₁₆ , X ₂₈	0,00070	7,7803	0,00619	9,602	47.146,47	1,6684	308.601,26	3,5418
X ₁ , X ₁₃ , X ₂₁ , X ₃₂ *	0,00048	6,0614	0,00241	5,3044	29.243,22	1,3191	198.484,30	2,3529
X ₄ , X ₁₂ , X ₂₁ , X ₂₇	0,00049	7,0511	0,00664	10,7206	39.631,17	1,4412	486.762,79	3,8839
X ₄ , X ₁₂ , X ₂₁ , X ₂₈	0,00073	7,2132	0,00642	9,8097	41.397,08	1,4672	319.367,83	3,6878
X ₄ , X ₁₂ , X ₂₁ , X ₃₀	0,00083	7,0836	0,00461	8,8095	40.431,65	1,4471	301.678,67	3,4754
X ₄ , X ₁₂ , X ₂₂ , X ₃₀	0,00064	7,4264	0,00593	9,2498	44.813,79	1,4752	311.958,92	3,6438
X ₆ , X ₁₁ , X ₁₆ , X ₂₈	0,00072	8,4963	0,00710	11,5842	62.376,71	1,5106	565.896,47	3,9586
X ₆ , X ₁₄ , X ₂₃ , X ₃₁	0,00086	8,2751	0,00671	10,7225	58.452,88	1,5002	498.425,86	3,8875
X ₆ , X ₁₄ , X ₂₃ , X ₂₉	0,00072	6,6496	0,07111	31,6124	31.423,78	1,4289	2.386.729,81	10,0176

*model dengan *input* optimal

Dari hasil percobaan diatas dapat dilihat bahwa variabel *input* X₁ (kurs lag ke-1), X₁₃ (inflasi lag ke 2), X₂₁ (JUB lag ke-6), dan X₃₂ (SBI lag ke-6) memberikan model yang lebih baik. Sehingga model FBPNN yang terbentuk untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika yaitu dengan 4 variabel *input* X₁ (kurs lag ke-1), X₂ (inflasi lag ke 2), X₃ (JUB lag ke-6), dan X₄ (SBI lag ke-6), 14 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*. Model yang diperoleh secara matematis adalah:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(w_{0k} + \sum_{j=1}^{14} \frac{1}{1 + e^{-(v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij})}} w_{jk})}} \quad (9)$$

Bobot akhir yang diperoleh dari model FBPNN selanjutnya dioptimasi dengan Algoritma Genetika.

2. Optimasi FBPNN dengan Algoritma Genetika

Langkah pertama dalam optimasi ini adalah

membentuk populasi awal. Pada pembentukan populasi awal bobot akhir FBPNN digunakan sebagai individu pertama. Untuk individu ke dua hingga seterusnya dibangkitkan dengan nilai acak. Kemudian populasi awal tersebut digunakan untuk mencari bobot yang lebih baik dengan tahapan-tahapan pada Algoritma Genetika. Dengan beberapa percobaan algoritma genetika diperoleh hasil sebagai berikut:

Table 3 Hasil percobaan algoritma genetika

Percobaan ke-	Ukuran populasi	Jumlah generasi	Nilai <i>fitness</i>	Nilai MAPE
1	25	200	0,1674	5,9713
2	25	500	0,1703	5,8721
3	25	1000	0,1679	5,9557
4	25	2000	0,1724	5,7986
5	30	200	0,1698	5,8895
6	30	500	0,1750	5,7133
7	30	1000	0,1771	5,6460
8	30	2000	0,1769	5,6512
9	40	200	0,1698	5,8883
10	40	500	0,1718	5,8211
11*	40	1000	0,1807	5,5333
12	40	2000	0,1766	5,6608

*hasil terbaik

Bobot hasil optimasi dengan Algoritma Genetika pada percobaan ke 11 kemudian digunakan untuk menghitung nilai MAPE pada

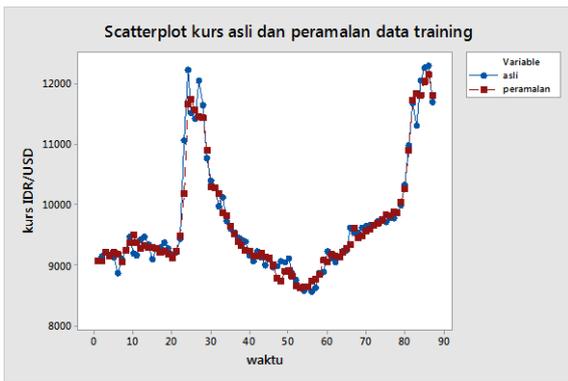
data *training* dan *testing*. MAPE hasil perhitung terlihat pada tabel 4 berikut:

Table 4 Perbandingan nilai MAPE

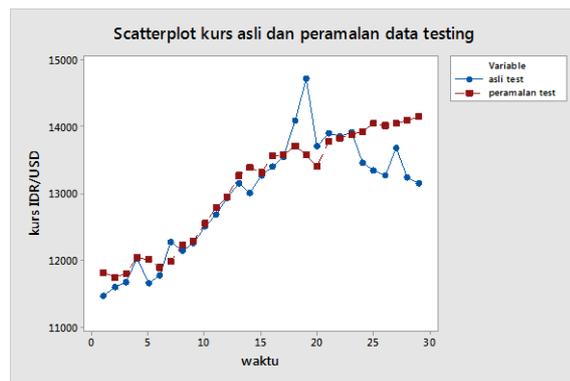
Model	MAPE <i>output</i> dalam derajat keanggotaan himpunan <i>fuzzy</i>		MAPE <i>output</i> dalam bentuk rupiah	
	<i>training</i>	<i>testing</i>	<i>training</i>	<i>Testing</i>
FBPNN tanpa optimasi dengan Algoritma Genetika	6,0611	5,3052	1,3191	2,3529
FBPNN yang dioptimasi dengan Algoritma Genetika	5,5333	5,0910	1,2399	2,2515

Pada tabel 4 terlihat bahwa bobot hasil optimasi FBPNN menggunakan Algoritma Genetika memberikan nilai MAPE yang lebih kecil dibanding bobot FBPNN tanpa optimasi dengan Algoritma Genetika.

Scatterplot nilai kurs asli dan kurs prediksi dari model FBPNN yang telah dioptimasi dengan Algoritma Genetika tersaji dalam gambar 6 dan gambar 7 berikut berikut:



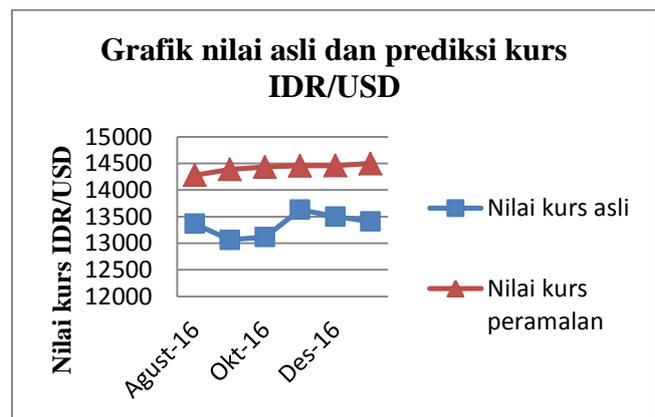
Gambar 6 Scatterpot kurs asli dan peramalan data *training*



Gambar 7 Scatterpot kurs asli dan peramalan data *testing*

3. Prediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika

Setelah diperoleh model FBPNN dan bobot yang dioptimasi kemudian bobot dan model pada persamaan (9) digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika pada periode Agustus 2016 hingga Januari 2017. Secara berurutan diperoleh nilai prediksi kurs IDR/USD sebesar Rp14.280, Rp14.388, Rp14.431, Rp14.457, Rp14.460, dan Rp14.497 dengan MAPE sebesar 8,04%. Grafik perbandingan nilai kurs IDR/USD asli dan prediksi tersaji pada gambar 8 berikut:



Gambar 8 Grafik nilai asli dan peramalan kurs IDR/USD

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Prosedur pembentukan model FBPNN untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap

dollar Amerika adalah menentukan *input* dengan melihat *autokorelasi* yang signifikan pada plot ACF, pembagian data *input* menjadi 2 dengan komposisi yaitu 75% data *training* dan 25% data *testing*, *fuzzifikasi* dengan menggunakan fungsi keanggotaan kurva S pertumbuhan, estimasi model terbaik untuk menentukan bobot-bobot dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner (logsig)* pada lapisan tersembunyi dan lapisan *output*, penentuan *output* jaringan berdasarkan struktur jaringan yang terbaik, *defuzzifikasi*.

Prosedur optimasi FBPNN dengan Algoritma Genetika adalah dengan pembentukan populasi awal dengan banyak gen setiap individu sebanyak bobot pada FBPNN, individu pertama diisi dengan nilai bobot yang diperoleh dari FBPNN, individu ke-2 dan seterusnya diisi dengan bilangan acak, mengitung nilai *fitness* masing-masing individu, individu dengan nilai *fitness* terbaik disimpan, menyeleksi individu dengan teknik seleksi *ranking* untuk memperoleh induk, pindah silang dengan teknik pindah silang aritmatika, mutasi dengan teknik *random mutation*, pembentukan populasi baru, mengulangi langkah evaluasi nilai *fitness* sampai pembentuk populasi baru, pengulangan ini dilakukan hingga mencapai generasi yang ditentukan.

Hasil optimasi FBPNN menggunakan Algoritma Genetika untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika memberikan bobot yang lebih baik dibanding tanpa Algoritma Genetika dengan ditunjukkan nilai MAPE data *training* dari 6,0611% menjadi 5,5333% dan nilai MAPE pada data *testing* dari 5,3052% menjadi 5,0910%. Hasil prediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika pada

Optimasi Fuzzy Backpropagation.... (Geri Wiliansa) 19
periode Agustus 2016 hingga Januari 2017 yaitu Rp14.280, Rp14.388, Rp14.431, Rp14.457, Rp14.460, dan Rp14.497 dengan MAPE sebesar 8,04%. yaitu Rp14.280.

Saran

Untuk penelitian model FBPNN selanjutnya dapat mencoba menggunakan fungsi keanggotaan dengan banyak himpunan *fuzzy* yang berbeda seperti fungsi keanggotaan segitiga dengan 6 himpunan *fuzzy*. Proses eliminasi pada penelitian ini belum dilakukan hingga mencoba seluruh kombinasi variabel *input*. Untuk penelitian berikutnya dapat mencoba mengeliminasi seluruh kombinasi variabel *input* dan menggunakan pembelajaran yang lain pada model FBPNN seperti *traingda* atau *trainrp*. Sedangkan pada Algoritma Genetika dapat menggunakan teknik seleksi lain seperti *Roulette wheel* dan pada mutasi dapat menggunakan *shift mutation*.

DAFTAR PUSTAKA

- Anwary, A. A. (2011). *Prediksi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan Metode Fuzzy Time Series*. Skripsi. Semarang: Universitas Diponegoro. (eprints.undip.ac.id).
- Chuang, S. J., & Lee, C. Y. (2014). S&P 500 Forecasting by Fuzzy Neural Network. *Lecture Notes on Software Engineering*, Vol. 2, No. 2, 130-132.
- Fuller, R. (1995). *Neural Fuzzy Systems*. Åbo: Åbo Akademi.
- Hanke, J.E. & Wichern, D.W. (2005). *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Lin, & Lee. (1996). *Neuro Fuzzy Systems*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Nachrowi, N. D., & Usman, H. (2004). *Teknik Pengambilan Keputusan: Dilengkap Teknik Analisis dan Pengolahan Data*

Menggunakan Paket Program LINDO dan SPSS. Jakarta: Gramedia Widiasarana Indonesia.

- Pacelli, V., Bevilacqua, V., & Azzollini, M. (2011). An Artificial Neural Network Model to Forecast Exchange Rates. *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 3, 57-69.
- Park, S., & Han, T. (2000). Iterative Inversion of Fuzzified Neural Networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, VOL. 8, NO. 3, 266-280.
- Sela, E. I. (2006). Prediksi Nilai Tukar rupiah Terhadap Mata Uang Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropagasi. *Majalah Ilmiah Informatika, komputer dan bisnis*, No.2 Vol. 7.
- Septiarini, T. W., Abadi, A. M., & Taufik, M. R. (2016). Application of Wavelet Fuzzy Model to Forecast the Exchange Rate IDR of USD. *International Journal of*

Modeling and Optimization, Vol. 6, No.1 , 66-70.

- Stoeva, S., & Nikov, A. (2000). A Fuzzy Backpropagation Algorithm. *Fuzzy Sets and System*, 27-39.
- Suyanto. (2014). *Artificial Intelligence Searching, Reasoning, Planning, dan Learning Revisi Kedua*. Bandung: Informatika Bandung.
- Triyono. (2008). Analisis Perubahan Kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, vol. 9 No. 2 hal. 156 - 167.
- Zhang, Q., & Wang, C. (2008). Using Genetic Algorithm to Optimize Artificial Neural Network: A Case Study on Earthquake Prediction. *Second International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, Hubei*, 128-131.