

FUZZY FEED FORWARD NEURAL NETWORK UNTUK PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) DENGAN ALGORITMA GENETIKA MENGGUNAKAN VARIASI SELEKSI

FUZZY FEED FORWARD NEURAL NETWORK FOR FORECASTING OF COMPOSITE STOCK PRICE INDEX WITH GENETIC ALGORITHM USING SELECTION VARIATION

Oleh: Bhiwararasri Galuh Ar Rizka¹, Rosita Kusumawati, M.Sc², Universitas Negeri Yogyakarta, bhiwa.raras@gmail.com¹, rosita.kusumawati@gmail.com²

Abstrak

Fuzzy Feed Forward Neural Network (Fuzzy FFNN) merupakan model FFNN dengan *input-output* berupa himpunan *fuzzy*. Tujuan dari penelitian ini adalah menjelaskan prosedur pembentukan *Fuzzy FFNN* dengan algoritma *backpropagation* yang kemudian dilanjutkan dengan algoritma genetika menggunakan variasi seleksi *Roulette Wheel* dan *Rank-based* untuk meramalkan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Prosedur pembentukan model tersebut antara lain penentuan input, pembagian data *training* dan *testing*, *fuzzifikasi*, pembentukan model FFNN, optimasi bobot model FFNN dengan algoritma genetika, peramalan, dan *defuzzifikasi*. Model *Fuzzy FFNN* dengan algoritma genetika diterapkan pada data IHSG bulan Januari 2007-Juli 2016 dengan variabel *input* nilai IHSG, Indeks Dow Jones, Indeks Hang Seng, Tingkat Bunga, Tingkat Inflasi, dan Nilai Tukar Rupiah terhadap USD. Hasil MAPE *training* yang diperoleh dalam penelitian ini secara berturut-turut untuk *Fuzzy FFNN*, *Fuzzy FFNN* menggunakan algoritma genetika seleksi *Roulette Wheel*, dan *Fuzzy FFNN* menggunakan algoritma genetika seleksi *Rank-based* yaitu 8,6605%, 7,8736%, dan 7,7220%. Sedangkan untuk MAPE *testing* sebesar 5,4216%, 4,9087%, dan 4,9139%.

Kata kunci: *Fuzzy Feed Forward Neural Network*, Algoritma Genetika, Peramalan

Abstract

Fuzzy Feed Forward Neural Network (Fuzzy FFNN) is a FFNN model with *input-output fuzzy set*. The purpose of this research is to explain the *Fuzzy FFNN* formation procedure with *backpropagation* algorithm which continued by genetic algorithm using *Roulette Wheel* and *Rank-based* selection variation for forecasting Composite Stock Price Index. The formation procedure are input determination, training and testing data division, *fuzzification*, FFNN model formation, weight optimization of FFNN model with genetic algorithm, forecasting, and *defuzzification*. *Fuzzy FFNN* model with genetic algorithm applied to Composite Stock Price Index data from January 2007 – July 2016 using Composite Stock Price Index, Dow Jones Index, Hang Seng Index, interest rate, inflation rate, and the IDR of USD exchange rate as input variables. MAPE training for *Fuzzy FFNN*, *Fuzzy FFNN* with *Roulette Wheel* and *Fuzzy FFNN* with *Rank-based* genetic algorithm selection were 8,6605%, 7,8736%, and 7,7220%. Whereas MAPE testing were 5,4216%, 4,9087%, and 4,9139%.

Keywords: *Fuzzy Feed Forward Neural Network*, Genetic Algorithm, Forecasting

PENDAHULUAN

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan indikator utama dalam perekonomian. IHSG dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor yang mempengaruhi IHSG menurut Deddy Azhar Mauliano (2012) yaitu faktor internal yang terdiri dari nilai tukar mata uang negara terhadap negara lain, tingkat suku

bunga, dan inflasi yang terjadi di negara tersebut. Serta faktor internal antara indeks bursa asing negara lain, *trend* pergerakan harga minyak luar negeri, dan *trend* harga emas luar negeri.

Peramalan IHSG diperlukan sebagai pedoman bagi investor untuk melakukan investasi di pasar modal, khususnya saham. Salah satu

teknik untuk peramalan yakni *Neural Network* (NN).

Neural Network (NN) atau jaringan saraf tiruan (JST) merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk menyimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia (Kusumadewi S. , 2004: 207). Model NN dapat dibedakan menjadi 2 yaitu *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) (Jang, *et al*, 1997: 201). FFNN merupakan model JST dimana proses pembelajarannya berjalan maju dari lapisan *input* menuju lapisan *output* selanjutnya. Sedangkan RNN yaitu model JST dimana proses pembelajarannya paling sedikit ada satu koneksi umpan balik supaya terjadi proses siklis (Fausett, 1994: 12).

Dalam FFNN ini, input jaringan menggunakan pendekatan logika *fuzzy*. Logika *fuzzy* merupakan salah satu pembentuk *soft computing*. Logika *fuzzy* digunakan sebagai suatu cara untuk memetakan permasalahan dari *input* menuju ke *output* yang diharapkan (Kusumadewi & Purnomo, 2013: 1).

Penggunaan *Fuzzy* FFNN telah banyak dilakukan oleh banyak peneliti. Dong Yeong Kim, Ju Hyun Kim, Kwae Hwan Yoo, dan Man Gyun Na pada tahun 2014 melakukan penelitian tentang peramalan kandungan hidrogen menggunakan *fuzzy neural network*. Dalam penelitian tersebut diperoleh nilai RMS (*Root Mean Square*) sebesar 1,83%. Selanjutnya, pada penelitian Park, Seop Kim, Hwan Kim, dan Gyun Na (2014: 373-380) tentang peramalan tingkat air reaktor bejana menggunakan *fuzzy neural network* menghasilkan nilai RMS pada data

training sebesar 0,2346 dan RMS pada data *testing* sebesar 0,3256 pada generator uap.

Dengan *Fuzzy* FFNN, sebenarnya peramalan sudah dapat dilakukan. Akan tetapi, untuk lebih meminimumkan nilai MAPE dari model yang diperoleh dalam *Fuzzy* FFNN dapat digunakan Algoritma Genetika. Algoritma genetika merupakan algoritma pencarian heuristik dan teknik optimasi yang cara kerjanya meniru proses evolusi dan perubahan struktur genetik pada makhluk hidup (Arkeman, dkk, 2012: 13). Proses pencarian solusi optimum yang dilakukan oleh Algoritma Genetika adalah proses pencarian individu baru yang mempunyai nilai *fitness* yang sangat baik.

Ding, Cai, Sun, dan Chen (2014: 493-499) melakukan penelitian tentang tentang penggunaan kombinasi *neural network* dengan algoritma genetika untuk prediksi kualitas air sungai. Dalam penelitiannya dihasilkan nilai MSE pada *neural network* dengan algoritma genetika sebesar 0,0032. Sedangkan nilai MSE pada *neural network* tanpa algoritma genetika sebesar 0,0740. Z. Sarafraz, H. Sarafraz, Sayeh, dan Nicklow (2015: 341-348) dalam penelitian tentang memaksimumkan hasil belajar menggunakan algoritma genetika pada prediksi pendaftaran model *neural network*. Dalam penelitian tersebut algoritma genetika meningkatkan hasil total sebesar 12% pada hasil yang sebenarnya.

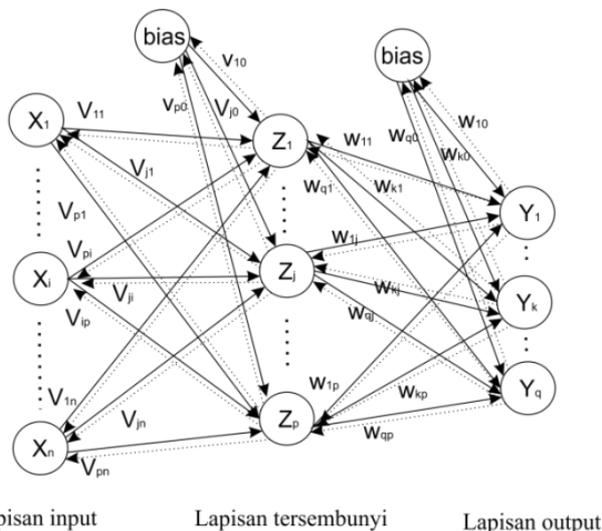
Dari uraian di atas melatarbelakangi peneliti untuk melakukan penelitian tentang "*Fuzzy Feed Forward Neural Network* untuk Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Dengan Algoritma Genetika Menggunakan Variasi Seleksi".

FUZZY FEED FORWARD NEURAL NETWORK

Fuzzy FFNN merupakan merupakan model FFNN dengan *input-output* berupa himpunan fuzzy. Dalam Fuzzy FFNN ini, digunakan fungsi keanggotaan kurva-S pertumbuhan, dengan persamaan:

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0 & x \leq \alpha \\ 2 \left[\frac{(x-\alpha)}{(\gamma-\alpha)} \right]^2 & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - 2 \left[\frac{(\gamma-x)}{(\gamma-\alpha)} \right]^2 & \beta \leq x \leq \gamma \\ 1 & x \geq \gamma \end{cases} \quad (1)$$

Fuzzy FFNN sebenarnya didasari pada arsitektur jaringan dengan banyak lapisan. Secara umum, jaringan dengan banyak lapisan terdiri dari 3 lapisan, yaitu lapisan input, lapisan *hidden* (tersembunyi), dan lapisan *output*. Algoritma pembelajaran yang digunakan dalam Fuzzy FFNN ini adalah algoritma *Backpropagation*. Dalam penelitian ini, Algoritma *Backpropagation* dipercepat dengan pembelajaran *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). Gambar 1 merupakan arsitektur jaringan dalam algoritma *backpropagation*.



Gambar 1. Arsitektur jaringan Algoritma *Backpropagation*

Setiap neuron antar lapisan pada Fuzzy FFNN 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 biner adalah sebagai berikut:

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

Model yang diperoleh dari Fuzzy FFNN secara sistematis dirumuskan sebagai berikut:

$$y_k = \frac{1}{1+e^{-\sigma(w_0 + \sum_{i=1}^6 \frac{1}{1+e^{-\sigma(v_{0j} + \sum_{i=1}^6 x_i v_{ij}) \cdot w_j}})}} \quad (3)$$

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-langkah dalam pembentukan model Fuzzy FFNN yaitu menentukan *input* dengan melihat autokorelasi lag yang signifikan berdasarkan plot ACF atau PACF, pembagian data menjadi data *training* dan data *testing*. Proses selanjutnya adalah *fuzzyfikasi* data. Proses *fuzzyfikasi* data ini menggunakan fungsi keanggotaan kurva-S pertumbuhan. Setelah dilakukan *fuzzyfikasi*, maka dibangun model Fuzzy FFNN. Model yang diperoleh digunakan untuk peramalan. Setelah dilakukan peramalan, maka dilakukan proses *defuzzyfikasi*. Pembentukan model Fuzzy FFNN dilakukan

dengan menentukan banyak neuron terbaik dalam lapisan tersembunyi menggunakan algoritma *backpropagation* dan penentuan input yang optimal dengan eliminasi.

Penentuan *input* yang optimal dinilai tingkat keakuratannya dengan menggunakan MAPE dan MSE. Penilaian tingkat keakuratan ini dilihat dari nilai MAPE dan MSE yang kecil. Nilai MAPE yaitu persentase nilai rata-rata *Absolute Error* dari kesalahan prediksi, sedangkan MSE yaitu jumlah kuadrat selisih dari kesalahan prediksi dibagi dengan banyak pengamatan yang dirumuskan (Hanke & Wichern, 2005: 79):

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

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

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

ALGORITMA GENETIKA

Algoritma genetika merupakan algoritma pencarian heuristik dan teknik optimasi yang cara kerjanya meniru proses evolusi dan perubahan struktur genetik pada makhluk hidup (Arkeman, dkk, 2012: 13). Komponen-komponen utama dalam algoritma genetika antara lain pembangkitan populasi awal, evaluasi nilai *fitness*, seleksi, pindah silang, mutasi, elitisme, dan pembentukan populasi baru. Pada penelitian ini nilai MAPE yang diperoleh dari model *Fuzzy FFNN* akan diminimumkan menggunakan algoritma genetika untuk memperoleh nilai MAPE yang lebih baik. Dalam proses meminimumkan nilai MAPE, dihasilkan bobot-bobot yang akan digunakan untuk peramalan IHSG.

Prosedur penerapan algoritma genetika pada masalah 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 akhir yang diperoleh pada *Fuzzy FFNN*. Dalam penelitian ini bobot akhir yang diperoleh sejumlah 65.

2. Membangkitkan Populasi Awal

Populasi adalah kumpulan dari individu dimana setiap individu tersusun dari beberapa gen. Pada penelitian ini bobot akhir dari model *Fuzzy FFNN* digunakan sebagai bagian dari generasi pertama yaitu menempati posisi individu pertama pada populasi awal sedangkan individu kedua hingga terakhir dibangkitkan dari nilai acak. Populasi awal yang digunakan dalam penelitian ini ada sebanyak 20 populasi.

3. Evaluasi Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* digunakan untuk mengetahui baik tidaknya suatu individu. Individu terbaik adalah individu dengan nilai MAPE terkecil, sehingga nilai *fitness* pada penelitian ini dapat dihitung menggunakan persamaan:

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

nilai MAPE diperoleh dengan persamaan (4), sedangkan \hat{Y}_t diperoleh dengan persamaan (3).

4. Elitisme

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.

Fuzzy Feed Forward.... (Bhiwararastri Galuh Ar Rizka) 5
 sebesar ε , dimana ε adalah bilangan kecil yang ditentukan. Persamaan dalam mutasi *shift* sebagai berikut:

$$a(k) = a(k) + \varepsilon \quad (9)$$

5. Seleksi

Seleksi merupakan proses untuk memilih individu (induk) yang akan digunakan pada proses pindah silang dan mutasi. Teknik seleksi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Roulette Wheel* dan *Rank-Based Fitness Assignment* (Seleksi *Ranking*). Pada seleksi *Roulette Wheel*, probabilitas terpilih individu berdasarkan nilai obyektif *fitness*nya. Sedangkan pada seleksi *Rank-based* probabilitas terpilih individu pada seleksi ini berdasarkan *ranking* dari nilai *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

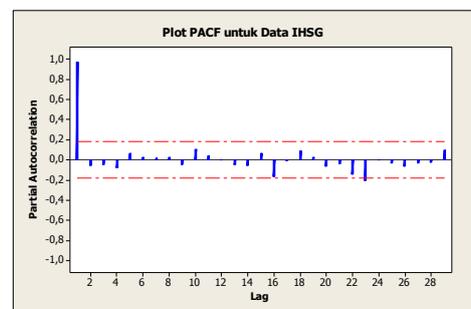
Mutasi merupakan proses mengubah nilai dari gen dalam suatu anak yang telah dihasilkan pada pindah silang. Mutasi bertujuan untuk memperoleh individu-individu baru sebagai kandidat solusi pada generasi mendatang dengan *fitness* yang lebih baik. Teknik mutasi yang digunakan pada penelitian ini adalah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

8. Pembentukan Populasi Baru

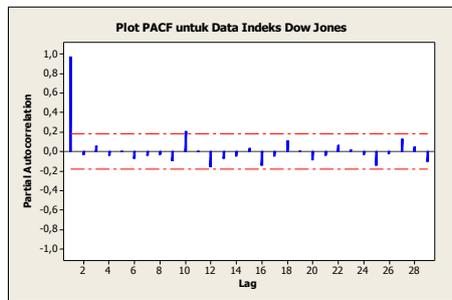
Proses pembentukan populasi baru bertujuan untuk membentuk populasi baru yang berbeda dengan populasi awal. Proses pembentukan populasi baru ini dilakukan sebanyak 1000 generasi. Pembentukan populasi baru ini didasarkan pada hasil proses mutasi ditambah dengan individu yang terbaik setelah dipertahankan dalam proses elitisme.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

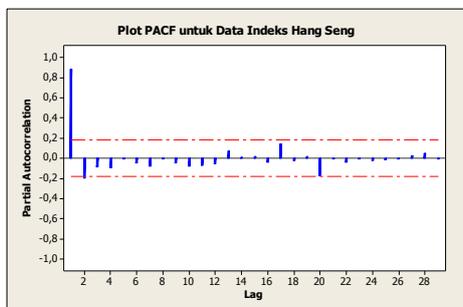
Pada penelitian ini akan digunakan model *Fuzzy FFNN* yang telah dioptimasi dengan algoritma genetika untuk peramalan IHSG dengan prosedur yang telah diterangkan sebelumnya. Variabel *input* yang digunakan adalah nilai IHSG, Indeks Dow Jones, Indeks Hang Seng, tingkat inflasi, tingkat bunga, dan nilai tukar rupiah terhadap USD. Data diperoleh dari *finance.yahoo.com* dan <http://www.bi.go.id> dengan periode data bulan Januari 2007 hingga bulan Juli 2016. Data *input* ditentukan dengan menggunakan plot PACF. Berikut plot PACF dari variabel *input*:



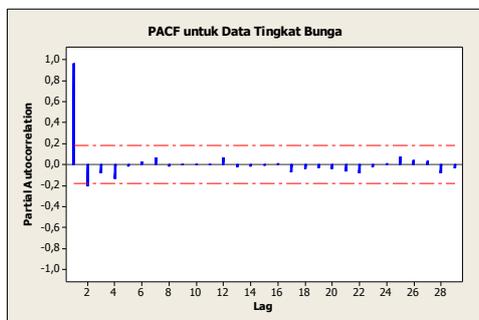
Gambar 2. Plot PACF pada data IHSG



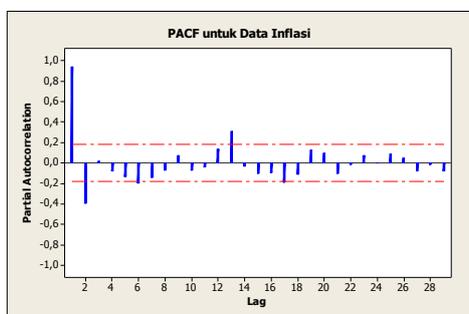
Gambar 3. Plot PACF pada data Indeks Dow Jones



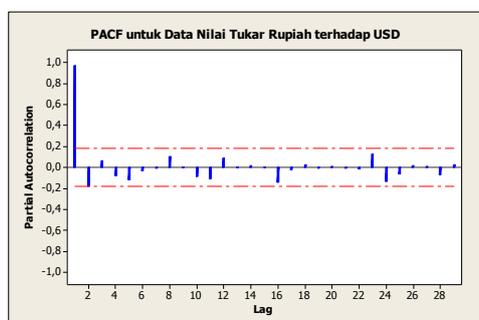
Gambar 4. Plot PACF pada data Indeks Hang Seng



Gambar 5. Plot PACF pada data Tingkat Bunga



Gambar 6. Plot PACF pada data Tingkat Bunga



Gambar 7. PACF pada data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Dari plot PACF yang diperoleh pada gambar di atas, terlihat bahwa plot PACF untuk data IHSG yang signifikan adalah pada lag 1 dan lag 23. Plot PACF untuk data Indeks Dow Jones

yang signifikan adalah pada lag 1 dan lag 10. Plot PACF untuk data Indeks Hang Seng yang signifikan adalah pada lag 1 dan lag 2. Plot PACF untuk data Tingkat Bunga yang signifikan adalah pada lag 1 dan lag 2. Plot PACF untuk data Inflasi yang signifikan adalah pada lag 1, 2, 6, 13, dan lag 17. Sedangkan, plot PACF untuk data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD yang signifikan adalah pada lag 1 dan lag 2.

Pada penelitian ini data yang digunakan sebanyak 115 pengamatan dan lag terbesar yang diperoleh dari plot PACF adalah 23. Sehingga, data yang digunakan sebanyak 92 pengamatan. Pembagian data dilakukan dengan komposisi 75% (69 pengamatan) untuk data *training* dan 25% (23 pengamatan) untuk data *testing*. Proses selanjutnya yaitu *fuzzifikasi* data menggunakan fungsi keanggotaan kurva-S pertumbuhan. Data hasil *fuzzifikasi* selanjutnya digunakan untuk membentuk model *Fuzzy* FFNN.

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

Tabel 1. Hasil MAPE data *training* dan *testing*

Neuron	MSE Training	MAPE Training	MSE Testing	MAPE Testing
1	0,0021	99,9032	0,0048	6,1425
2	0,0009	16,7023	0,0407	15,6204
3	0,0009	17,4774	0,0511	17,5777
4	0,0006	26,3576	0,0242	10,5260
5	0,0005	11,2886	0,0374	12,5992
6	0,0005	18,0336	0,0163	9,5266
7	0,0006	13,2262	0,0311	13,7792
8*	0,0006	9,1668	0,0047	5,4172
9	0,0005	14,0281	0,0201	9,1248
10	0,0006	15,9721	0,0188	10,0857
11	0,0006	14,3765	0,0070	7,9087
12	0,0005	20,3325	0,0125	9,0765
13	0,0003	18,2322	0,0078	6,5688
14	0,0004	15,7741	0,0215	11,9267
15	0,0005	19,9071	0,0357	13,4755

*banyaknya neuron pada lapis tersembunyi yang terbaik

Dari percobaan tersebut diperoleh 8 neuron pada lapisan tersembunyi yang menghasilkan MAPE terkecil.

Selanjutnya adalah menentukan *input* yang optimal. Penentuan *input* ini berdasarkan hasil percobaan dengan mengeliminasi beberapa *input*. Tabel 2 merupakan tabel hasil percobaan proses eliminasi beberapa *input*.

Tabel 2. Tabel MSE dan MAPE *input* optimal

Eliminasi	MSE	MAPE	MSE	MAPE
	Training	Training	Testing	Testing
-*	0,0006	9,1668	0,0047	5,4172
X ₂ , X ₄ , X ₆ , X ₈ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₅ *	0,0010	8,6605	0,0044	5,4216
X ₂ , X ₃ , X ₅ , X ₇ , X ₉ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₄	0,0015	9,9799	0,0039	4,9986
X ₁ , X ₃ , X ₅ , X ₇ , X ₉ , X ₁₀ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₅	0,0012	12,3682	0,0054	6,3703
X ₁ , X ₄ , X ₆ , X ₈ , X ₉ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₃ , X ₁₄	0,0014	29,3574	0,0042	5,5366
X ₁ , X ₃ , X ₆ , X ₇ , X ₉ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₄	0,0013	17,4785	0,0046	6,2657
X ₂ , X ₄ , X ₅ , X ₈ , X ₉ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₅	0,0011	10,1677	0,0038	4,7063
X ₂ , X ₃ , X ₆ , X ₈ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₅	0,0012	12,6289	0,0021	3,8940
X ₁ , X ₃ , X ₆ , X ₈ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₃ , X ₁₅	0,0010	9,5254	0,0024	4,3626

Keterangan : *model dengan *input* optimal

Dari hasil percobaan diatas diperoleh variabel x₁, x₃, x₅, x₇, x₉, dan x₁₄ memberikan model yang optimal. Sehingga model *Fuzzy* FFNN yang terbentuk untuk memprediksi nilai IHSG yaitu dengan 6 variabel *input* x₁, x₃, x₅, x₇, x₉, dan x₁₄, 8 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*. Model yang diperoleh secara matematis adalah:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-\sigma(w_0 + \sum_{i=1}^6 \frac{1}{1 + e^{-\sigma(v_{0j} + \sum_{i=1}^6 x_i v_{ij})}} w_j)}} \quad (10)$$

Setelah memperoleh bobot dan model *Fuzzy* FFNN, selanjutnya bobot akhir yang diperoleh dari hasil pembentukan model dioptimasi dengan

Fuzzy Feed Forward.... (Bhiwararastri Galuh Ar Rizka) 7 algoritma genetika untuk meminimumkan nilai MAPE yang diperoleh. Pada pembentukan populasi awal yaitu bobot akhir pada *Fuzzy* FFNN 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.

Dalam penelitian ini, digunakan variasi seleksi dalam algoritma genetika, yaitu seleksi *Roulette Wheel* dan *Rank-based*. Hasil yang diperoleh dalam seleksi *Roulette Wheel* maupun *Rank-based* tersaji pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Tabel MAPE *training* dan MAPE *testing* pada seleksi *Roulette Wheel*

Bobot	MAPE	
	Training	Testing
Sebelum digunakan Algoritma Genetika	8,6605	5,4216
Sesudah digunakan Algoritma Genetika	7,8736	4,9087

Tabel 4. Tabel MAPE *training* dan MAPE *testing* pada seleksi *Rank-based*

Bobot	MAPE	
	Training	Testing
Sebelum digunakan Algoritma Genetika	8,6605	5,4216
Sesudah digunakan Algoritma Genetika	7,7220	4,9139

Berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh, model terbaik diperoleh dari model *Fuzzy* FFNN menggunakan algoritma genetika dengan seleksi *Rank-based*. Maka dari itu, digunakan model dengan *Fuzzy* FFNN menggunakan algoritma genetika dengan seleksi *Rank-based* untuk melakukan peramalan.

Untuk melakukan peramalan pada bulan Agustus 2016, maka digunakan data nilai IHSG bulan Juli 2016, nilai Indeks Dow Jones bulan Juli 2016, nilai Indeks Hang Seng bulan Juli

2016, nilai tingkat bunga bulan Juli 2016, nilai tingkat inflasi bulan Juli 2016, dan nilai tukar rupiah bulan Juli 2016 yaitu $X_1=5.027,62$; $X_2=17.924,24$; $X_3=20.967,47$; $X_4=6,5$; $X_5=3,21$; $X_6=13.165$. Variabel-variabel *input* tersebut kemudian diubah ke dalam bentuk *fuzzy* menghasilkan nilai $X_1=0,9653$; $X_2=0,9653$; $X_3=0,5647$; $X_4=0,5000$; $X_5=0,0266$; $X_6=0,8728$. Dari data tersebut diperoleh nilai *output* sebesar 0,9530.

Hasil peramalan tersebut masih berupa dalam derajat keanggotaan himpunan *fuzzy*. Untuk mendapatkan nilai dalam himpunan *crisp*, maka dilakukan proses *defuzzifikasi*. Hasil prediksi yang diperoleh untuk bulan Agustus 2016 adalah 4.930,65. Dengan proses yang sama diperoleh hasil prediksi bulan September 2016 hingga Januari 2017 secara berurutan adalah sebesar 4.896,46; 4.928,46; 4.988,57; 4.965,86; dan 4.910,51 dengan MAPE sebesar 7,7220%.

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan pembahasan mengenai *Fuzzy* FFNN yang dioptimasi dengan Algoritma Genetika untuk memperdiksi IHSG, maka dapat diambil kesimpulan bahwa prosedur pembentukan model *Fuzzy* FFNN untuk memperdiksi IHSG antara lain: penentuan *input* dengan melihat autokorelasi yang signifikan pada plot PACF, 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, dan *defuzzifikasi*.

Prosedur optimasi *Fuzzy* FFNN dengan Algoritma Genetika menggunakan variasi seleksi untuk memprediksi IHSG adalah dengan pembentukan populasi awal dengan banyak gen setiap individu sebanyak bobot pada *Fuzzy* FFNN, individu pertama diisi dengan nilai bobot yang diperoleh dari *Fuzzy* FFNN, individu ke-2 dan seterusnya diisi dengan bilangan real acak, mengitung nilai *fitness* masing-masing individu, individu dengan nilai *fitness* terbaik disimpan, menyeleksi individu dengan teknik seleksi *Roulette Wheel* dan *Rank-based* untuk memperoleh induk, pindah silang dengan teknik pindah silang aritmatika, mutasi dengan teknik *shiftmutation*, pembentukan populasi baru, mengulangi langkah evaluasi nilai *fitness* sampai pembentuk populasi baru, pengulangan ini dilakukan hingga mencapai generasi yang ditentukan.

Hasil optimasi *Fuzzy* FFNN menggunakan Algoritma Genetika dengan seleksi *Rank-based* untuk memprediksi nilai IHSG memberikan nilai MAPE yang lebih kecil dibanding tanpa Algoritma Genetika dan *Fuzzy* FFNN dengan algoritma genetika menggunakan seleksi *Roulette Wheel* dengan ditunjukkan nilai MAPE data *training* dari 8,6605% menjadi 7,7720% dan nilai MAPE data *testing* dari 5,4216% menjadi 4,9139%. Hasil prediksi nilai IHSG pada periode Agustus 2016 yaitu 4.930,65.

Saran

Pada skripsi ini membahas prediksi IHSG menggunakan model *Fuzzy Feed Forward Neural Network* yang dioptimasi menggunakan

Algoritma Genetika dengan variasi seleksi dengan variabel *input* IHSG, Indeks Dow Jones, Indeks Hang Seng, Tingkat Bunga, Tingkat Inflasi, dan Nilai tukar Rupiah terhadap USD. Untuk penelitian berikutnya dapat menambahkan variabel-variabel yang mempengaruhi IHSG seperti kinerja perusahaan. Selain itu bagi pembaca juga dapat menggunakan metode seleksi algoritma genetika yang lain seperti seleksi lokal maupun seleksi turnamen. Serta dalam pembagian data *training* dan *testing* dapat menggunakan kombinasi komposisi yang lainnya seperti 50% untuk data *training* dan 50% data *testing*, 60% untuk data *training* dan 40% data *testing*, 70% untuk data *training* dan 30% data *testing*, dan seterusnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Arkeman, Y., Seminar, K. B., & Gunawan, H. (2012). *Algoritma Genetika Teori dan Aplikasinya untuk Bisnis dan Industri*. Bogor: PT Penerbit IPB Press Kampus IPB Taman Kencana Bogor.
- Ding, Y., Cai, Y., Sun, P., & Chen, B. (2014). The Use of Combined Neural Networks and Genetic Algorithms for Prediction of River Water Quality. *Journal of Applied Research and Technology Vol 12* , 493-499.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks (Architectures, Algorithms, and Applications)*. Upper Saddle River, New-Jersey: Prentice-Hall.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. (2005). *Business Forecasting Eighth Edition*. New Jersey: Pearson Education.
- Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Upper Saddle River: Prentice-Hall.
- Fuzzy Feed Forward.... (Bhiwararastri Galuh Ar Rizka) 9
- Kim, D. Y., Kim, J. H., Yoo, K. H., & Na, M. G. (2014). Prediction of Hydrogen Concentration in Containment During Severe Accidents Using Fuzzy Neural Network. *Nucl Eng Technol* , 139-147.
- Kusumadewi, S. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab & Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Purnomo, H. (2013). *Aplikasi Logika Fuzzy : Untuk Pendukung Keputusan Edisi 2*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Mauliano, D. A. (2012). Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan di Bursa Efek Jakarta.
- Park, S. H., Kim, D. S., Kim, J. H., & Na, M. G. (2014). Prediction of The Reactor Vessel Water Level Using Fuzzy Neural Network in Severe Accident Circumstances of NPPS. *Nuclear Engineering and Technology, Vol.46 No.3* , 373-380.
- Sarafraz, Z., Sarafraz, H., Sayeh, M., & Nicklow, J. (2015). Student Yield Maximization Using Genetic Algorithm on a Predictive Enrollment Neural Network Model. *Procedia Computer Science* , 341-348.
- Sawitri, N. A. (2015). *Model Fuzzy Neural Network Untuk Memprediksi Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Internasional Adi Sucipto Yogyakarta*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.