

Perbandingan Performansi Metode Peramalan *Fuzzy Time Series* yang Dimodifikasi dan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* (Studi Kasus: Penutupan Harga IHSG)

Yongky Ujianto dan M. Isa Irawan

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,

Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: mii@its.ac.id

Abstrak— Sebagai indikator pergerakan saham di bursa efek Indonesia, pemantauan pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) sangat diperlukan. Nilai IHSG yang selalu berubah merupakan dasar dibutuhkannya metode peramalan untuk memprediksi nilai yang akan datang. Pencatatan harga penutupan yang fluktuatif tersebut dilakukan setiap hari yaitu setelah penutupan perdagangan sehingga data IHSG dapat digolongkan menjadi data deret waktu (*time series*). Dalam memproses data *time series* para peneliti mengadopsi berbagai metode analisis data *time series* yang bertujuan untuk menentukan pola dan keteraturan yang dapat digunakan untuk meramalkan kejadian mendatang. Penelitian ini dilakukan perbandingan antara metode *fuzzy time series* dan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk mendapatkan performansi terbaik untuk meramalkan IHSG. Dengan menggunakan nilai ketepatan metode peramalan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) didapatkan performansi terbaik adalah metode *fuzzy time series* dengan MAPE peramalan jangka panjang sebesar 0,4755 dan untuk peramalan jangka pendek sebesar 0,3951.

Kata Kunci— peramalan, *time series*, *fuzzy time series*, *backpropagation*

I. PENDAHULUAN

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pertama kali diperkenalkan pada tanggal 1 April 1983 sebagai indikator pergerakan harga saham yang tercatat di bursa. Nilai yang tercatat tersebut merupakan data fluktuatif. Pencatatan nilai yang fluktuatif tersebut dilakukan setiap hari yaitu setelah penutupan perdagangan yang biasa disebut *closing price*. Data *closing price* dapat digolongkan menjadi data deret waktu (*time series*). Untuk memproses data *time series* para peneliti mengadopsi berbagai metode analisis data *time series* yang bertujuan untuk menentukan pola dan keteraturan yang dapat digunakan untuk meramalkan kejadian mendatang.

Sebagai indikator pergerakan saham di Bursa Efek Indonesia, proses peramalan IHSG sangat penting untuk memantau pergerakan nilai tersebut sehingga para investor mempunyai dasar dalam perencanaan dan pengambilan keputusan. Perkembangan metode peramalan data *time series* yang cukup pesat mengakibatkan terdapat banyak pilihan metode yang digunakan untuk meramalkan data sesuai dengan kebutuhan. Sehingga perlu dibandingkan metode satu dengan metode yang lain untuk mendapatkan hasil ramalan dengan *error* terkecil. *Fuzzy time series* dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan metode yang dapat digunakan dalam peramalan.

Fuzzy time series merupakan suatu metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip fuzzy sebagai dasarnya.

Peramalan dengan menggunakan *fuzzy time series* menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang. Sedangkan untuk metode *backpropagation* merupakan salah satu metode pembelajaran jaringan syaraf tiruan *multi layer* dengan perhitungan dan propagasi balik dari *error* yang ditemukan sehingga didapatkan bobot yang sesuai dengan pola data yang ada [1][2].

Dalam penelitian ini dibandingkan performansi ramalan antara metode peramalan *fuzzy time series* dengan *backpropagation* untuk kasus peramalan IHSG dengan tujuan mendapatkan metode terbaik untuk memprediksi nilai penutupan harga IHSG.

II. URAIAN PENELITIAN

A. Peramalan Time Series

Peramalan merupakan suatu proses pendugaan terhadap kejadian yang akan terjadi pada masa depan. Peramalan juga dapat diartikan sebagai proses yang dilakukan ketika ada kesenjangan waktu (*lag*) dari data aktual pada waktu tertentu dengan data yang ingin diketahui pada waktu yang akan datang. Peramalan diperlukan untuk mengetahui kapan atau bagaimana suatu peristiwa akan terjadi sehingga tindakan yang tepat dapat dilakukan[3]. Peramalan identik dengan analisis data *time series* (deret waktu). Data *time series* merupakan serangkaian data yang berupa nilai pengamatan yang diukur selama kurun waktu tertentu berdasarkan interval waktu yang tetap[4].

B. Metode Fuzzy Time Series yang dimodifikasi

Fuzzy time series yang dimodifikasi merupakan *fuzzy time series* yang dikerjakan berdasarkan model ekspektasi adaptif. *Fuzzy time series* ini memperbaiki model sebelumnya yang dilakukan oleh Chen. Ada dua kelemahan model *Fuzzy time series* Chen.

1. Kurangnya pertimbangan dalam menentukan semesta pembicaraan dan panjang interval.
2. Pola perubahan trend data sebelumnya diabaikan.

Untuk menyelesaikan masalah tersebut ada tiga proses yang ditambahkan dalam *fuzzy time series* yang dimodifikasi ini.

1. Menentukan panjang interval yang sesuai untuk nilai linguistik.
2. Menetapkan bobot yang tepat untuk masing-masing relasi fuzzy.
3. Memodifikasi nilai peramalan dengan model ekspektasi adaptif.

Tahap-tahap peramalan pada data time series menggunakan fuzzy time series yang dimodifikasi adalah sebagai berikut[5]:

1. Mendefinisikan semesta pembicaraan dan membaginya kedalam beberapa interval. Jika ada jumlah data dalam satu interval lebih besar dari nilai rata-rata banyaknya data pada setiap interval, maka pada interval tersebut dapat dibagi lagi menjadi interval yang lebih kecil dengan membagi dua.
2. Mendefinisikan himpunan fuzzy pada semesta pembicaraan dan melakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati. Misalkan A_1, A_2, \dots, A_k adalah himpunan fuzzy yang di tentukan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= a_{11}/u_1 + a_{12}/u_2 + \dots + a_{1m}/u_m \\
 A_2 &= a_{21}/u_1 + a_{22}/u_2 + \dots + a_{2m}/u_m \\
 &\vdots \\
 A_k &= a_{k1}/u_1 + a_{k2}/u_2 + \dots + a_{km}/u_m
 \end{aligned}$$

dengan $a_{ij} \in [0,1]$ adalah nilai keanggotaan dari u_j pada himpunan fuzzy A_i , $1 \leq i \leq k$ dan $1 \leq j \leq m$

3. Menetapkan relasi fuzzy berdasarkan data historis. Pada data yang telah difuzzifikasi dua himpunan fuzzy yang berurutan $A_i(t-1)$ dan $A_j(t)$ dapat dinyatakan sebagai fuzzy logical relationship (FLR) $A_i \rightarrow A_j$.
4. Menetapkan kelompok relasi fuzzy untuk semua FLR. FLR dengan Left Hand Sides (LHS) yang sama dapat di kelompokkan kedalam kelompok FLR. Contoh: $A_i \rightarrow A_j$, $A_i \rightarrow A_k$, $A_i \rightarrow A_m$ dapat dikelompokkan kedalam $A_i \rightarrow A_j, A_k, A_m$. Semua kelompok FLR dengan LHS yang sama dapat dinyatakan dalam bentuk matriks.
5. Menetapkan bobot pada kelompok relasi fuzzy logic. Misalkan terdapat suatu urutan FLR yang sama,

t	FLR	Bobot
1	$A_1 \rightarrow A_1$	1
2	$A_2 \rightarrow A_1$	1
3	$A_1 \rightarrow A_1$	2
4	$A_1 \rightarrow A_1$	3
5	$A_1 \rightarrow A_1$	4

6. Membuat suatu matriks pembobotan $W(t) = [w_1, w_2, \dots, w_j]$ dari bobot yang telah ditentukan pada langkah ke lima. Kemudian matriks tersebut dinormalisasi ($W_n(t)$) dengan menerapkan pembobotan matriks standar.

$$\begin{aligned}
 W_n(t) &= [w_1, w_2, \dots, w_j] \\
 &= \left[\frac{w_1}{\sum_{k=1}^j w_k}, \frac{w_2}{\sum_{k=1}^j w_k}, \dots, \frac{w_j}{\sum_{k=1}^j w_k} \right] \quad (2.1)
 \end{aligned}$$

7. Untuk mendapatkan nilai peramalan digunakan persamaan:

$$F(t) = L_{df}(t-1) * W_n(t-1) \quad (2.2)$$

dimana L_{df} adalah matriks defuzzifikasi dan $W_n(t-1)$ adalah matriks pembobotan yang telah dinormalisasi.

8. Menerapkan persamaan peramalan adaptif untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik

$$P(t) = P(t-1) + h_0 \varepsilon(t-1) \quad (2.3)$$

dengan $P(t)$ adalah harga pada saat t , $P(t-1)$ adalah harga pada saat $t-1$, h_0 adalah parameter tertimbang dan $\varepsilon(t-1)$ adalah error peramalan pada saat $t-1$.

C. Metode Backpropagation

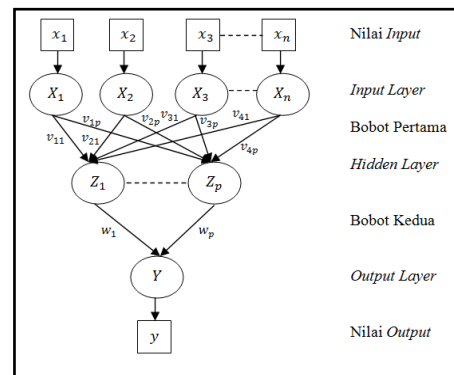
Secara garis besar, training jaringan dengan dengan metode backpropagation meliputi tiga tahap [6]:

1. Tahap maju (feedforward)

Tahap feedforward yang dimaksud adalah proses pengolahan input dari pola input training pada input layer sampai respon yang dihasilkan mencapai output layer
2. Tahap perhitungan error propogasi balik (backpropagation of error)

Respon yang dihasilkan pada output layer akan dibandingkan dengan output target, kemudian dihitung errornya. Bila kriteria untuk kondisi berhenti (stopping condition) belum terpenuhi, maka dilanjutkan ke tahap ketiga (adjustment of the weights and biases). Namun jika kondisi berhenti sudah terpenuhi, maka proses perhitungan berhenti.
3. Tahap pembaharuan bobot dan bias (adjustment of the weights and biases)

Kondisi ini terjadi jika output yang diharapkan tidak sesuai, maka jaringan akan bergerak mundur (backward) dari output layer menuju ke input layer dan akan melakukan update bobot dan bisa serta mengulangi proses dari tahap 1.



Gambar 2.1 Jaringan backpropagation yang dipakai

D. Algoritma Backpropagation

Training Backpropagation

Langkah 0 : Inialisasi nilai bobot

Langkah 1 : Selama kondisi berhenti masih belum terpenuhi, kerjakan langkah 2 sampai langkah 9

Langkah 2 : Untuk setiap pasangan pelatihan, kerjakan langkah 3 sampai langkah 9

1. Tahap Feedforward

Langkah 3 : Setiap node di input layer ($X_i, i = 1,2,3, \dots, n$) menerima signal input x_i dan menyebarkan signal itu keseluruh node pada layer berikutnya (hidden layer)

Langkah 4 : Setiap node di hidden layer ($Z_j, j = 1,2,3, \dots, p$) hitung nilai input dengan menggunakan nilai bobotnya

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

Selanjutnya hitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dipilih

$$z_j = f(z_{in_j})$$

Hasil fungsi tersebut dikirim ke semua *node* pada *layer* berikutnya (*output layer*)

Langkah 5: Untuk setiap *node* di output layer ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) hitung nilai input dengan menggunakan nilai bobotnya

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}$$

kemudian hitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi

$$y_k = f(y_{in_k})$$

2. Tahap Backpropagation of Error

Langkah 6 : Setiap *node* di output layer ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) menerima pola target yang bersesuaian dengan pola *input* dan kemudian dihitung *error*nya

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$$

kemudian hitung koreksi nilai bobot yang akan digunakan untuk memperbaharui nilai bobot w_{jk} :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

hitung koreksi nilai bias yang akan digunakan untuk memperbaharui nilai w_{0k} :

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

dan nilai δ_k dikirim ke *node* pada *layer* sebelumnya

Langkah 7 : Setiap *node* di hidden layer ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) hitung delta input yang berasal dari *node* pada *layer* di atasnya

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung error informasi

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j})$$

hitung koreksi nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui nilai v_{ij}

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

dan hitung nilai koreksi bias yang kemudian digunakan untuk memperbaharui v_{0j}

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

3. Tahap memperbaharui nilai bobot dan bobot bias

Langkah 8 : Setiap *node* di output layer ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) memperbaharui bias dan bobotnya ($j = 0, 1, 2, 3, \dots, p$)

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$$

Setiap *node* di hidden layer ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) memperbaharui bias dan bobotnya ($i = 0, 1, 2, 3, \dots, n$)

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$$

Langkah 9 : Uji *stopping condition*

Testing Backpropagation

Langkah 0 : Inisialisasi nilai bobot (dari algoritma training)

Langkah 1 : Untuk setiap input, kerjakan langkah 2 sampai langkah 4

Langkah 2 : Untuk $i = 0, 1, 2, \dots, n$ set aktivasi dari *node* input x_i

Langkah 3 : Untuk $j = 0, 1, 2, \dots, p$

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

$$z_j = f(z_{in_j})$$

Langkah 4 : Untuk $k = 0, 1, 2, \dots, m$

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}$$

$$y_k = f(y_{in_k})$$

Dalam metode backpropagation fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner dengan persamaan sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

$$f'(x) = f_1(x) [1 - f_1(x)]$$

Sedangkan inisialisasi bobot yang digunakan adalah Inisialisasi Nguyen-Widrow

Langkah 1 : Menentukan $v_{ij}(\text{lama})$ yaitu dengan nilai acak.

Langkah 2 : Hitung v_{ij}

$$v_{ij} = \frac{\beta v_{ij}(\text{lama})}{\|v_{j}(\text{lama})\|} \tag{2.4}$$

dengan

$$\|v_{j}(\text{lama})\| = \sqrt{v_{1j}(\text{lama})^2 + v_{2j}(\text{lama})^2 + \dots + v_{nj}(\text{lama})^2}$$

$$\beta = 0,7(p)^{1/n}$$

dengan:

β = faktor skala

n = banyaknya *unit input*

p = banyaknya *unit hidden*

Untuk bias v_{0j} adalah bilangan acak antara $-\beta$ dan β . Untuk bobot dari *hidden unit* ke *unit output* adalah bilangan acak antara $-0,5$ dan $0,5$.

E. Nilai Ketepatan Metode Peramalan

Ukuran ketepatan peramalan dipandang sebagai kriteria penolakan untuk memilih suatu metode peramalan sehingga dapat digunakan untuk menentukan metode yang lebih baik dalam membandingkan beberapa metode. Jika X_i merupakan data aktual untuk periode i dan F_i merupakan ramalan atau (nilai kecocokan/*fitted value*) untuk periode yang sama, maka kesalahan didefinisikan sebagai :

$$e_i = X_i - F_i$$

Jika terdapat nilai pengamatan dan ramalan untuk n periode waktu, maka akan terdapat n buah galat dan beberapa kriteria yang digunakan untuk menguji ketepatan ramalan diantaranya adalah sebagai berikut[3].

1. Galat Persentase (*Percentage Error*)

$$PE_t = \left(\frac{X_t - F_t}{X_t} \right) \quad (2.5)$$

2. Nilai Tengah Galat Persentase Absolut (*Mean Absolute Percentage Error*)

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |PE_i|}{n} \quad (2.6)$$

III. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Data Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder diambil dari website *finance.yahoo.com* periode 2 Januari 2014 sampai dengan 23 Maret 2015 sebanyak 300 data. Untuk metode *fuzzy time series* 300 data akan dibuat himpunan *fuzzy* dan diambil 100 data untuk *testing*. Sedangkan untuk metode *backpropagation* data tersebut dipartisi menjadi 200 data *training* dan 100 data *testing*.

B. Metode Fuzzy Time Series Yang Dimodifikasi

Langkah awal dari peramalan fuzzy timeseries adalah mentukan semesta pembicaraan (*universe of discourse*). Pada penelitian ini semesta pembicaraannya adalah $U = [4175, 5519]$. kemudian semesta pembicaraan tersebut dibagi kedalam beberapa interval linguistik. Hasil pembagian adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1 Interval Linguistik

Interval Linguistik	Kejadian
$U_1 = [4175, 4367)$	10
$U_2 = [4367, 4559)$	23
$U_3 = [4559, 4751)$	22
$U_4 = [4751, 4943)$	62
$U_5 = [4943, 5135)$	76
$U_6 = [5135, 5327)$	78
$U_7 = [5327, 5519]$	29

Dari Tabel 3.1 terdapat jumlah data yang lebih dari rata-rata interval linguistik yaitu untuk interval linguistik U_3, U_5 dan U_6 . Sehingga interval tersebut dibagi menjadi interval yang lebih kecil.

Tabel 3.2 Interval Linguistik Setelah Pembagian

Interval Linguistik	Kondisi Pembagian	Kejadian
$U_1 = [4175, 4367)$	Pertama	10
$U_2 = [4367, 4559)$	Pertama	23
$U_3 = [4559, 4751)$	Pertama	22
$U_4 = [4751, 4847)$	Kedua	14
$U_5 = [4847, 4895)$	Ketiga	25
$U_6 = [4895, 4943)$	Ketiga	23
$U_7 = [4943, 5039)$	Kedua	32
$U_8 = [5039, 5087)$	Ketiga	18
$U_9 = [5087, 5135)$	Ketiga	26
$U_{10} = [5135, 5183)$	Ketiga	36
$U_{11} = [5183, 5231)$	Ketiga	27
$U_{12} = [5231, 5327)$	Kedua	15
$U_{13} = [5327, 5519]$	Pertama	29

Langkah selanjutnya adalah membentuk himpunan *fuzzy* untuk sepuluh interval linguistik yang terbentuk.

$$A_1 = 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_2 = 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_3 = 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + 0,5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_4 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0,5/u_3 + 1/u_4 + 0,5/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_5 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0,5/u_4 + 1/u_5 + 0,5/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_6 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0,5/u_5 + 1/u_6 + 0,5/u_7 + 0/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_7 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0,5/u_6 + 1/u_7 + 0,5/u_8 + 0/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_8 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0,5/u_7 + 1/u_8 + 0,5/u_9 + 0/u_{10}$$

$$A_9 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0,5/u_8 + 1/u_9 + 0,5/u_{10}$$

$$A_{10} = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8 + 0,5/u_9 + 1/u_{10}$$

Dari himpunan *fuzzy* yang telah ditentukan akan dilakukan fuzzifikasi dan dicari relasi *fuzzy* untuk periode 2 Januari 2014 sampai dengan 23 Maret 2015.

Tabel 3.3 Hasil Fuzzifikasi Data

Periode	Harga	Fuzzifikasi
02/01/2014	4.327,27	A_1
03/01/2014	4.257,66	A_1
.	.	.
.	.	.
23/03/2015	5.437,10	A_{13}

Tabel 3.4 Relasi Fuzzy

Periode(t - 1)	Periode(t)	Relasi Fuzzy
02/01/2014	03/01/2014	$A_1 \rightarrow A_1$
03/01/2014	06/01/2014	$A_1 \rightarrow A_1$
.	.	.
.	.	.
20/03/2015	23/03/2015	$A_{13} \rightarrow A_{13}$

Dari relasi *fuzzy* tersebut dibentuk suatu matriks pembobotan. Matriks pembobotan digunakan untuk mendapatkan bobot masing-masing untuk meramalkan nilai yang akan datang sesuai himpunan *fuzzy* yang terbentuk. Hasil matriks pembobotan dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Setelah didapatkan matriks pembobotan, dilakukan normalisasi. Bentuk normalisasi matriks pembobotan dapat dilihat pada Tabel 3.6.

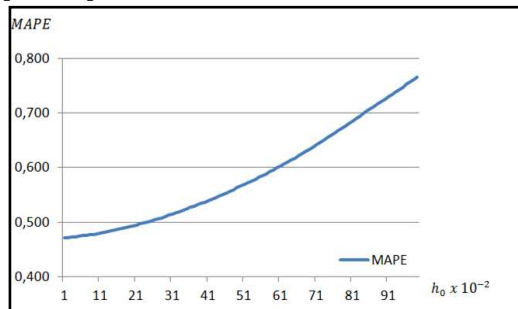
Tabel 3.5 Matriks Pembobotan

$X(t-1)$	$X(t)$						
	A_1	A_2	A_3	...	A_{11}	A_{12}	A_{13}
A_1	7	3	0	...	0	0	0
A_2	2	19	2	...	0	0	0
A_3	0	1	19	...	0	0	0
A_4	0	0	1	...	0	0	0
A_5	0	0	0	...	0	0	0
A_6	0	0	0	...	0	0	0
A_7	0	0	0	...	0	0	0
A_8	0	0	0	...	0	0	0
A_9	0	0	0	...	1	0	0
A_{10}	0	0	0	...	9	0	0
A_{11}	0	0	0	...	15	3	0
A_{12}	0	0	0	...	2	10	3
A_{13}	0	0	0	...	0	2	26

Tabel 3.6 Matriks Pembobotan Ternormalisasi

$X(t-1)$	$X(t)$						
	A_1	A_2	A_3	...	A_{11}	A_{12}	A_{13}
A_1	0,7	0,3	0	...	0	0	0
A_2	0,086	0,826	0,086	...	0	0	0
A_3	0	0,04	0,04	...	0	0	0
A_4	0	0	0,07	...	0	0	0
A_5	0	0	0	...	0	0	0
A_6	0	0	0	...	0	0	0
A_7	0	0	0	...	0	0	0
A_8	0	0	0	...	0	0	0
A_9	0	0	0	...	0,03	0	0
A_{10}	0	0	0	...	0,25	0	0
A_{11}	0	0	0	...	0,55	0,11	0
A_{12}	0	0	0	...	0,13	0,66	0,2
A_{13}	0	0	0	...	0	0,07	0,92

Langkah berikutnya adalah menentukan h_0 terbaik yang akan digunakan dalam proses peramalan adaptif. Proses peramalan adaptif menggunakan Persamaan 2.3 dengan $h_0 = [0,01; 1]$.



Gambar 3.1 Grafik MAPE Peramalan Adaptif

Dari Gambar 3.1 didapatkan h_0 terbaik adalah 0,01. Sehingga digunakan dalam proses peramalan adaptif. Untuk hasil peramalan jangka pendek *fuzzy time series* didapatkan MAPE sebesar 0,3951 dan MAPE peramalan jangka panjang

sebesar 0,4755. Hasil peramalan jangka panjang dan pendek dapat dilihat pada Gambar 3.2 dan 3.3.

C. Metode Backpropagation

Sebelum masuk kedalam peramalan backpropagation data akan di normalisasi antara 0 dan 1. Setelah itu akan dibentuk partisi untuk peramalan time series sebagai berikut:

Tabel 3.7 Pola Unit Input Metode Backpropagation

Partisi Data	Unit input						target
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	
Data training	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7
	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7	d_8

	d_{k-6}	d_{k-5}	d_{k-4}	d_{k-3}	d_{k-2}	d_{k-1}	d_k
Data testing	d_{k+1}	d_{k+2}	d_{k+3}	d_{k+4}	d_{k+5}	d_{k+6}	d_{k+7}
	d_{k+2}	d_{k+3}	d_{k+4}	d_{k+5}	d_{k+6}	d_{k+7}	d_{k+8}

	d_{n-5}	d_{n-5}	d_{n-4}	d_{n-3}	d_{n-2}	d_{n-1}	d_n

Setelah data dipartisi akan masuk kedalam algoritma *backpropagation*. Pertama akan ditentukan struktur jaringan *backpropagation*. Pada *input layer* terdapat enam buah *input unit*, untuk *hidden unit* akan dilakukan uji coba untuk satu sampai sepuluh *hidden unit*. Untuk *output layer* sebanyak satu *unit*. Setelah jumlah *unit* pada masing-masing *layer* ditentukan akan dilakukan pemilihan bobot v_{ij} untuk $i = 1,2,3,4,6$ dan $j = 1,2, \dots, 10$ untuk proses *training* antara *input layer* dan *hidden layer* secara acak. Untuk bobot v_{ij} dilakukan *trial and error random* pada interval $(-1,1)$. Sedangkan untuk bobot bias v_{0j} didapat *trial and error random* pada interval $(-\beta, \beta)$. Untuk β didapat dari Persamaan 2.11. Untuk pemilihan bobot w_j dan bobot bias w_0 antara *hidden layer* dan *output layer* dilakukan dengan cara nilai random pada interval $(-0,5;0,5)$.

Setelah menentukan bobot untuk masing-masing *unit*, dilakukan inisialisasi Nguyen-Widraw dengan menggunakan Persamaan 2.9.

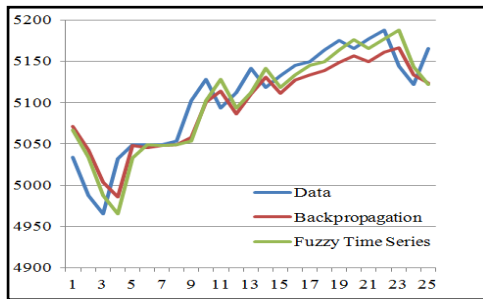
Untuk hasil MAPE *testing* peramalan jangka panjang dan pendek *backpropagation* dengan *unit input* sebanyak enam dan *hidden unit* 1 sampai 10 dapat dilihat pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 MAPE masing-masing *hidden unit*

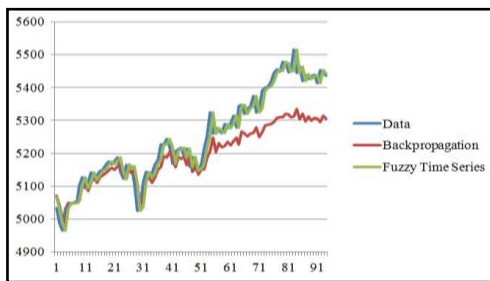
Jumlah Hidden Unit	MAPE Peramalan Jangka Panjang	MAPE Peramalan Jangka Pendek
Hidden Unit 1	1,17749	0,46713
Hidden Unit 2	1,27867	0,49315
Hidden Unit 3	1,36057	0,49775
Hidden Unit 4	1,23288	0,48931
Hidden Unit 5	1,25218	0,48823
Hidden Unit 6	1,24485	0,48897
Hidden Unit 7	1,26212	0,49364
Hidden Unit 8	1,21773	0,48805
Hidden Unit 9	1,22463	0,48453
Hidden Unit 10	1,23483	0,48868

Hasil yang didapat MAPE untuk *hidden unit* 1 sampai 10 menunjukkan suatu nilai fluktuatif. Dengan MAPE terkecil

untuk peramalan jangka panjang dan jangka pendek didapatkan pada *hidden unit* 1. Hasil peramalan jangka panjang dan pendek dapat dilihat pada Gambar 3.2 dan 3.3.



Gambar 3.2 Grafik perbandingan peramalan jangka pendek



Gambar 3.3 Grafik perbandingan peramalan jangka panjang

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode *fuzzy time series* yang digunakan untuk peramalan jangka panjang dan peramalan jangka pendek adalah *fuzzy time series* yang dimodifikasi dengan menggunakan parameter tertimbang $h_0 = 0,01$. Untuk peramalan jangka panjang didapatkan MAPE sebesar 0,4755 dan untuk peramalan jangka pendek sebesar 0,3951.
2. Metode *backpropagation* yang digunakan untuk peramalan jangka panjang dan peramalan jangka pendek adalah *backpropagation* dengan *hidden unit* 1. Untuk peramalan jangka panjang didapatkan MAPE sebesar 1,17749 dan untuk peramalan jangka pendek sebesar 0,46713.
3. Metode peramalan yang sesuai untuk meramalkan penutupan harga IHSG adalah metode *fuzzy time series*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Tauryawati, M dan M Isa Irawan. 2014. Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins Untuk Memprediksi IHSG. Jurnal Sains dan Seni POMITS vol.3 No.2 hal A34-A39.
- [2] Wong, F.S. 1990. Time Series Forecasting Using Backpropagation Neural Networks. Neurocomputing 2 Hal 147-159.
- [3] Makridakis, S., Wheelwright, S.C. dan McGee, V.E. 1998. Metode dan Aplikasi Peramalan, Edisi Kedua. Jakarta: Binarupa Aksara.

- [4] Wei, W.W.S. 2006. Time Series Analysis Univariate and Multivariate methods 2nd Edition. New York: Addison Wesley Publishing Company, Inc.
- [5] Cheng et al. 2008. Fuzzy-Time Series Based on Adaptive Expectation Model for TAIEX forecasting. Expert System Application Vol. 34. Hal. 1126-1132.
- [6] Fausett, L.V. 1994. Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications. New Jersey: Prentice Hall.