

Peramalan Tingkat Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia Berdasarkan Data *Fuzzy Time Series* Multivariat

Forecasting Interest Rate of Bank Indonesia Certificate Based on Multivariate Fuzzy Time Series Data

¹⁾Agus Maman Abadi, ²⁾Subanar, ²⁾Widodo, ³⁾Samsubar Saleh

¹⁾Jurusan Pendidikan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta

²⁾Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

³⁾Jurusan Ilmu Ekonomi, Fakultas Ekonomika dan Bisnis Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

ABSTRACT

The aim of this research is to establish a model for forecasting interest rate of Bank Indonesia Certificate (BIC) based on six-factors one-order fuzzy time series data where the main factor is interest rate of BIC and the secondary factors are interest rate of deposit, exchange rate, deposit supply, inflation rate and money supply. Steps to forecasting interest rate of BIC are based on Wang's method. The result of this research is that prediction of interest rate of BIC using multivariate fuzzy time series model has higher accuracy than that using neural network method with average forecasting error 3.1256% and MSE value = 0.2699.

Keywords: Fuzzy set, fuzzy time series, forecasting, interest rate of BIC

PENDAHULUAN

Salah satu indikator kestabilan perekonomian di Indonesia adalah besarnya tingkat suku bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI). Tingkat suku bunga Sertifikat Bank Indonesia akan mempengaruhi suatu bank dalam menentukan tingkat suku bunga tabungan atau deposito yang akhirnya dapat mempengaruhi nasabah dalam menyimpan dananya di suatu bank. Tingkat suku bunga SBI dapat dipengaruhi oleh tingkat suku bunga SBI sebelumnya, tingkat suku bunga deposito, tingkat inflasi, nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, jumlah tabungan, jumlah uang beredar dan kestabilan perekonomian dunia serta keadaan politik dalam negeri.

Kustono *et al.* (2006) telah menentukan peramalan tingkat suku bunga SBI dengan metode neural network dengan rata-rata tingkat kesalahan prediksinya 6,561%. Kelemahan pemodelan dengan metode neural network ini adalah proses pembelajarannya (*learning*) lambat khususnya untuk ukuran data percobaan yang besar dan pemodelan neural network tidak transparan dalam menggunakan informasi sebelumnya.

Dalam beberapa tahun ini telah berkembang suatu pemodelan yang didasarkan pada data time series dari suatu variabel linguistik (*fuzzy*). Data time series yang demikian disebut data fuzzy time series. Song & Chissom (1993a) telah mengembangkan pemodelan data

fuzzy time series dengan menggunakan persamaan relasi fuzzy. Penentuan relasi fuzzy dalam pemodelan ini menggunakan metode Mamdani yaitu menggunakan komposisi max-min dengan operator gabungan dan irisan. Di dalam pemodelan ini pencarian relasi fuzzy memerlukan banyak perhitungan sehingga tidak efisien. Selanjutnya Song & Chissom (1993b, 1994) mengembangkan model fuzzy time series univariat untuk order satu time-invariant dan time-variant. Pemodelan ini masih memerlukan perhitungan yang kompleks khususnya jika aturan relasinya banyak dan juga hasil pemodelannya belum memberikan tingkat akurasi yang baik. Untuk mengatasi hal ini, Chen (1996) membuat model fuzzy time series dengan mengelompokkan relasi fuzzy berdasarkan antecedennya.

Selanjutnya Hwang *et al.* (1998) menerapkan model fuzzy time series untuk meramalkan jumlah pendaftar di universitas Alabama dengan cara memprediksi variansinya. Kemudian Hwang (2001) mengembangkan model fuzzy time series secara heuristik dan memberikan perhitungan yang lebih efisien dibandingkan model yang dikembangkan oleh Chen (1996). Pada pemodelan fuzzy time series, penentuan panjang interval yang efektif pada pembentukan himpunan fuzzy sangat menentukan ketepatan model untuk peramalan (Hwang 2001). Kemudian Chen (2002) membuat model fuzzy time series order tinggi

untuk meramalkan jumlah pendaftar di universitas Alabama dan memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan model-model sebelumnya.

Model-model *fuzzy time series* order satu juga dikembangkan oleh Sah & Degtiarev (2004), Chen & Hsu (2004). Pemodelan data *fuzzy time series* multivariat telah dilakukan oleh Lee et al. (2006) dan Jilani et al. (2007) yang prosedur perhitungannya masih sangat kompleks khususnya untuk data yang banyak. Selanjutnya Abadi et al. (2007, 2008c, 2009) telah mengembangkan peramalan tingkat suku bunga SBI berdasarkan data *fuzzy time series univariat* dan memberikan tingkat prediksi yang baik. Selanjutnya Abadi et al. (2008a, 2008b) telah menerapkan model *fuzzy* untuk peramalan tingkat inflasi di Indonesia.

Tingkat suku bunga SBI dapat dipengaruhi oleh banyak faktor, oleh karena itu di dalam penelitian ini, akan dikembangkan pemodelan untuk peramalan tingkat suku bunga SBI berdasarkan data *fuzzy time series multivariat*.

METODE

Fuzzy time series multivariat

Jika diberikan himpunan semesta $Y(t) \subset \mathbf{R}, t = \dots, 0, 1, 2, \dots$, dengan $f_i(t)$ ($i = 1, 2, 3, \dots$) adalah himpunan *fuzzy* yang didefinisikan padanya dan jika $F(t)$ adalah koleksi dari $f_i(t)$, maka $F(t)$ disebut *fuzzy time series* pada $Y(t)$. Jadi *fuzzy time series* $F(t)$ dapat dipandang sebagai variable linguistik dengan $f_i(t)$ sebagai nilai linguistik yang mungkin dari $F(t)$. Nilai dari $F(t)$ dapat berbeda-beda tergantung pada waktu t sehingga $F(t)$ merupakan fungsi t . Suatu *fuzzy time series* $F_1(t)$ yang dipengaruhi oleh $(F_1(t-1), F_2(t-1)), (F_1(t-2), F_2(t-2)), \dots, (F_1(t-n), F_2(t-n))$, dapat dinyatakan dengan suatu relasi *fuzzy* $(F_1(t-n), F_2(t-n)), \dots, (F_1(t-2), F_2(t-2)), (F_1(t-1), F_2(t-1)) \rightarrow F_1(t)$ dan relasi *fuzzy* ini disebut model peramalan *fuzzy time series* order- n , 2-faktor dengan $F_1(t), F_2(t)$ berturut-turut sebagai faktor utama dan faktor sekunder. Secara umum suatu relasi *fuzzy* yang dinyatakan dengan $(F_1(t-n), F_2(t-n)), \dots, F_m(t-n), \dots, (F_1(t-2), F_2(t-2)), \dots, F_m(t-2)), (F_1(t-1), F_2(t-1)), \dots, F_m(t-1)) \rightarrow F_1(t)$ (1) disebut model peramalan *fuzzy time series* order- n , m -faktor, dengan $F_1(t)$ sebagai faktor utama dan $F_2(t), \dots, F_m(t)$ sebagai faktor sekunder. Selanjutnya

yang dimaksud dengan *fuzzy time series* multivariat adalah *fuzzy time series* order- n dan m -faktor dengan $m \geq 2$.

Seperti dalam pemodelan data *time series* tradisional, pada pemodelan data *fuzzy time series*, data *training* digunakan untuk menentukan hubungan diantara nilai data pada waktu yang berbeda-beda. Di dalam *fuzzy time series*, selain hubungan diantara nilai data, pengalaman seorang ahli dapat dimasukkan untuk penentuan model. Pengalaman tersebut dinyatakan dalam implikasi “JIKA..., MAKA...” yang disebut relasi *fuzzy*. Jadi langkah utama dalam pemodelan data *fuzzy time series* adalah mengidentifikasi data *training* dengan relasi *fuzzy*.

Misalkan $A_{1,k}(t-i), \dots, A_{N_i,k}(t-i)$ adalah N_i himpunan *fuzzy* pada *fuzzy time series* $F_k(t-i), i = 0, 1, 2, 3, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m$ yang kontinu, normal dan lengkap, maka suatu aturan R^j : Jika $(x_1(t-n)$ adalah $A_{1,1}^j(t-n)$ dan ... dan $x_m(t-n)$ adalah $A_{m,m}^j(t-n)$) dan ... dan $(x_1(t-1)$ adalah $A_{1,1}^j(t-1)$ dan ... dan $x_m(t-1)$ adalah $A_{m,m}^j(t-1)$), maka $x_1(t)$ adalah $A_{1,1}^j(t)$ (2)

ekuivalen dengan relasi *fuzzy* (1) dan sebaliknya. Oleh karena itu (2) dapat dipandang sebagai relasi *fuzzy* pada $U \times V$ dengan $U = U_1 \times \dots \times U_m \subset R^n, V \subset R$ dan

$$\mu_{A_1}(x_1(t-n), \dots, x_1(t-1), \dots, x_m(t-n), \dots, x_m(t-1)) = \mu_{A_{1,1}}(x_1(t-n)) \dots \mu_{A_{1,1}}(x_1(t-1)) \dots \mu_{A_{m,m}}(x_m(t-n)) \dots \mu_{A_{m,m}}(x_m(t-1)),$$

dengan $A = A_{1,1}(t-n) \times \dots \times A_{1,1}(t-1) \times \dots \times A_{m,m}(t-n) \times \dots \times A_{m,m}(t-1)$.

Definisi relasi *fuzzy* pada $U \times V$ ini akan digunakan untuk menentukan langkah-langkah pemodelan data *fuzzy time series*.

Prosedur pemodelan data fuzzy time series multivariat dengan metode Wang

Jika diberikan N data *training*: $(x_{1p}(t-1), x_{2p}(t-1), \dots, x_{mp}(t-1), x_{1p}(t)), p = 1, 2, 3, \dots, N$, maka prosedur pembentukan model *fuzzy time series* order-1, m -faktor dengan metode Wang (Wang 1997) adalah sebagai berikut:

Langkah 1. Definisikan himpunan semesta untuk faktor utama dan faktor sekunder. Misalkan $U = [\alpha_1, \beta_1] \subset R$ adalah himpunan semesta untuk faktor utama dengan $x_{1p}(t-1), x_{1p}(t) \in [\alpha_1, \beta_1]$ dan himpunan semesta untuk faktor sekunder adalah $V_i = [\alpha_i, \beta_i] \subset R, i = 2, 3, \dots, m$, dengan $x_{ip}(t-1) \in [\alpha_i, \beta_i]$.

Langkah 2. Definisikan himpunan *fuzzy* pada setiap himpunan semesta. Misalkan $A_{i,k}(t-i), \dots,$

$A_{N_i,k}(t-i)$ adalah N_i himpunan *fuzzy* pada *fuzzy time series* $F_k(t-i)$ yang kontinu, normal dan lengkap di $[\alpha_k, \beta_k] \subset R, i = 0, 1, k = 1, 2, 3, \dots, m$.

Langkah 3. Tentukan relasi *fuzzy* berdasarkan data *training*. Untuk setiap pasang data *training* $(x_{1,p}(t-1), x_{2,p}(t-1), \dots, x_{m,p}(t-1); x_{1,p}(t))$, tentukan nilai keanggotaan dari $x_{k,p}(t-1)$ di $A_{i,k}(t-1)$ dan nilai keanggotaan dari $x_{1,p}(t)$ di $A_{i,1}(t)$. Untuk setiap $x_{k,p}(t-i)$, tentukan $A_{i,k}(t-i)$ sehingga

$$\mu_{A_{j,k}(t-i)}(x_{k,p}(t-i)) \geq \mu_{A_{i,k}(t-i)}(x_{k,p}(t-i)), j = 1, 2, \dots, N_k.$$

Akhirnya untuk setiap pasang data *training* dapat ditentukan relasi *fuzzy* $((A_{j_1,1}(t-1), A_{j_2,2}(t-1), \dots, A_{j_m,m}(t-1)) \rightarrow A_{i,1}(t))$.

Jika ada relasi *fuzzy* yang antecedennya sama tetapi konsekuensinya berbeda, maka relasi *fuzzy*-relasi *fuzzy* tersebut dikatakan saling konflik. Jika demikian, dipilih satu relasi *fuzzy* yang mempunyai derajat maksimum. Derajat suatu relasi *fuzzy* yang dibangun oleh sepasang data *training* $(x_{1,p}(t-1), x_{2,p}(t-1), \dots, x_{m,p}(t-1); x_{1,p}(t))$

didefinisikan sebagai

$$(\mu_{A_{j_1,1}(t-1)}(x_{1,p}(t-1)) \mu_{A_{j_2,2}(t-1)}(x_{2,p}(t-1)) \dots \mu_{A_{j_m,m}(t-1)}(x_{m,p}(t-1)) \mu_{A_{i,1}(t)}(x_{1,p}(t)))$$

Berdasarkan langkah ini diperoleh M relasi *fuzzy* dalam bentuk:

$$(A'_{j_1,1}(t-1), A'_{j_2,2}(t-1), \dots, A'_{j_m,m}(t-1)) \rightarrow A'_{i,1}(t), l = 1, 2, 3, \dots, M. \tag{3}$$

Langkah 4. Tentukan fungsi keanggotaan untuk setiap relasi *fuzzy* yang dihasilkan dari langkah 3. Setiap relasi *fuzzy* dapat dipandang sebagai relasi pada $U \times V$ dengan $U = U_1 \times \dots \times U_m \subset R^m, V \subset R$, sehingga fungsi keanggotaan untuk relasi *fuzzy* (3) adalah $\mu_{R'}(x_{1,p}(t-1), x_{2,p}(t-1), \dots,$

$$x_{m,p}(t-1); x_{1,p}(t)) = \mu_{A_{j_1,1}(t-1)}(x_{1,p}(t-1)) \mu_{A_{j_2,2}(t-1)}(x_{2,p}(t-1)) \dots \mu_{A_{j_m,m}(t-1)}(x_{m,p}(t-1)) \mu_{A_{i,1}(t)}(x_{1,p}(t))$$

Langkah 5. Jika diberikan *input* himpunan *fuzzy* $A'(t-1)$ pada U , tentukan *output* himpunan *fuzzy* $A'_i(t)$ pada V untuk setiap relasi *fuzzy* (3) yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu_{A'_i}(x_1(t)) = \sup_{x \in U} (\mu_{A'}(x(t-1)) \mu_{R'}(x(t-1); x_1(t)))$$

dengan $x(t-1) = (x_1(t-1), \dots, x_m(t-1))$.

Langkah 6. Tentukan *output* himpunan *fuzzy* $A'(t)$ sebagai kombinasi dari M himpunan *fuzzy* $A'_1(t), A'_2(t), A'_3(t), \dots, A'_M(t)$ dengan

$$\mu_{A'(t)}(x_1(t)) = \max_{i=1}^M (\mu_{A'_i}(t)(x_1(t), \dots, \mu_{A'_i}(t)(x_1(t)))) = \max_{i=1}^M (\sup_{x \in U} (\mu_{A'}(x(t-1)) \mu_{R'}(x(t-1); x_1(t)))) = \max_{i=1}^M (\sup_{x \in U} (\mu_{A'}(x(t-1)) \prod_{j=1}^m \mu_{A_{j,j}(t-1)}(x_j(t-1)) \mu_{A_{i,1}(t)}(x_1(t))))$$

Langkah 7. Tentukan perkiraan *output*. Berdasarkan langkah 6, jika diberikan *input* himpunan *fuzzy* $A'(t-1)$, maka perkiraan *output*nya adalah himpunan *fuzzy* $A'(t)$ dengan

$$\mu_{A'(t)}(x_1(t)) = \max_{i=1}^M (\sup_{x \in U} (\mu_{A'}(x(t-1)) \prod_{j=1}^m \mu_{A_{j,j}(t-1)}(x_j(t-1)) \mu_{A_{i,1}(t)}(x_1(t)))) \tag{4}$$

Langkah 8. Defuzzifikasi *output*. Jika *output* model yang diinginkan adalah himpunan *fuzzy*, maka berhenti di Langkah 7. Jika *output* yang diinginkan adalah suatu bilangan riil, maka dilakukan defuzzifikasi. Di dalam penelitian ini, digunakan fungsi keanggotaan Gaussian

$$\mu_{A'(t-1)}(x(t-1)) = \exp(-\sum_{i=1}^m \frac{(x_i(t-1) - x_i^*(t-1))^2}{a_i^2})$$

untuk *input* himpunan *fuzzy* $A'(t-1)$ dan dengan *defuzzifier* rata-rata pusat, maka perkiraan *output* riilnya adalah

$$x_i(t) = f(x_1(t-1), \dots, x_m(t-1)) = \frac{\sum_{j=1}^M y_j \exp(-\sum_{i=1}^m \frac{(x_i(t-1) - x_i^{*j}(t-1))^2}{a_i^2 + \sigma_{i,j}^2})}{\sum_{j=1}^M \exp(-\sum_{i=1}^m \frac{(x_i(t-1) - x_i^{*j}(t-1))^2}{a_i^2 + \sigma_{i,j}^2})}$$

(5)

dengan y_j adalah pusat dari himpunan *fuzzy* $A_{j,1}^j(t)$. Prosedur pemodelan data *fuzzy time series* dapat dilihat pada Gambar 1.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Menurut Kustono *et al.* (2006), faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat suku bunga SBI adalah tingkat suku bunga SBI sebelumnya, tingkat suku bunga deposito, nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, jumlah deposito, tingkat inflasi dan jumlah uang beredar. Di dalam penelitian ini akan ditentukan model peramalan tingkat suku bunga SBI berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat dengan pengembangan metode Wang yaitu akan diprediksi tingkat suku bunga SBI bulan ke- k berdasarkan tingkat suku bunga SBI, tingkat suku bunga deposito, nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, jumlah deposito, tingkat inflasi dan jumlah uang beredar pada bulan ke- $(k-1)$.

Data dari Januari 1999 sampai Januari 2002 digunakan untuk *training* dan data dari

Tabel 1. Relasi fuzzy yang dibangun berdasarkan data fuzzy time series order-1, 6-faktor untuk tingkat suku bunga SBI dengan metode Wang.

rule	$((x_1(t-1), x_2(t-1), x_3(t-1), x_4(t-1), x_5(t-1), x_6(t-1)) \rightarrow x_1(t))$	rule	$((x_1(t-1), x_2(t-1), x_3(t-1), x_4(t-1), x_5(t-1), x_6(t-1)) \rightarrow x_1(t))$
1	(A14, B14, C7, D12, E11, F1) → A15	19	(A3, B1, C7, D3, E8, F4) → A3
2	(A15, B14, C6, D13, E8, F2) → A15	20	(A3, B2, C6, D2, E6, F4) → A3
3	(A15, B14, C6, D13, E5, F2) → A14	21	(A3, B2, C7, D3, E4, F4) → A3
4	(A14, B13, C6, D15, E4, F2) → A10	22	(A3, B2, C8, D6, E7, F4) → A3
5	(A10, B11, C5, D16, E4, F2) → A7	23	(A3, B2, C8, D7, E8, F5) → A3
6	(A7, B8, C2, D13, E4, F2) → A4	24	(A3, B2, C8, D7, E9, F7) → A3
7	(A4, B5, C3, D13, E3, F2) → A3	25	(A3, B2, C8, D9, E6, F5) → A3
8	(A3, B3, C4, D11, E3, F2) → A3	26	(A3, B3, C9, D11, E7, F5) → A4
9	(A3, B2, C6, D10, E4, F2) → A3	27	(A4, B3, C10, D13, E7, F5) → A4
10	(A3, B2, C3, D4, E5, F3) → A3	28	(A4, B3, C12, D15, E6, F5) → A4
11	(A3, B2, C4, D9, E5, F2) → A2	29	(A4, B3, C11, D14, E7, F6) → A4
12	(A2, B2, C3, D6, E8, F4) → A2	30	(A4, B3, C12, D14, E8, F6) → A5
13	(A2, B2, C4, D7, E8, F3) → A2	31	(A5, B3, C8, D10, E9, F6) → A5
14	(A2, B2, C4, D7, E5, F3) → A2	32	(A5, B3, C7, D10, E5, F7) → A5
15	(A2, B1, C4, D7, E4, F3) → A1	33	(A5, B5, C8, D12, E6, F7) → A5
16	(A1, B1, C5, D7, E6, F3) → A2	34	(A5, B5, C10, D16, E6, F7) → A5
17	(A2, B1, C6, D8, E7, F3) → A2	35	(A5, B5, C10, D17, E8, F8) → A5
18	(A2, B1, C6, D4, E6, F4) → A3	36	(A5, B5, C10, D18, E8, F8) → A5

Februari 2002 sampai Januari 2003 digunakan untuk *testing*. Selanjutnya peramalan tingkat suku bunga SBI dilakukan dengan menggunakan prosedur pemodelan data *fuzzy time series* di atas. Himpunan semesta untuk tingkat suku bunga SBI, tingkat suku bunga deposito, nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, jumlah deposito, tingkat inflasi dan jumlah uang beredar berturut-turut adalah [10, 40], [10, 40], [6000, 12000], [360000, 460000], [-2, 4], [40000, 90000]. Selanjutnya didefinisikan himpunan *fuzzy* dengan fungsi keanggotaan Gaussian pada setiap himpunan semesta. Di dalam penelitian ini didefinisikan 16 himpunan *fuzzy* A_1, A_2, \dots, A_{16} pada himpunan semesta dari tingkat suku bunga SBI, 16 himpunan *fuzzy* B_1, B_2, \dots, B_{16} pada himpunan semesta dari tingkat suku bunga deposito, 13 himpunan *fuzzy* C_1, C_2, \dots, C_{13} pada [6000, 12000], 21 himpunan *fuzzy* D_1, D_2, \dots, D_{21} pada [360000, 460000], 13 himpunan *fuzzy* E_1, E_2, \dots, E_{10} pada [-2, 4], 11 himpunan *fuzzy* F_1, F_2, \dots, F_{11} pada [40000, 90000]. Kemudian berdasarkan data *training* dan langkah 3, diperoleh sebanyak 36 relasi *fuzzy* yang berbentuk:

$$(A'_i(t-1), B'_j(t-1), C'_k(t-1), D'_l(t-1), E'_m(t-1), F'_n(t-1)) \rightarrow A'_p(t))$$

Relasi *fuzzy* yang dibangun dari data *training* dapat dilihat pada Tabel 1. Kemudian dengan menerapkan Langkah 4 sampai Langkah 8 serta dengan persamaan (5) diperoleh perkiraan

tingkat suku bunga SBI dari bulan Februari 2002 sampai Januari 2003 seperti terlihat pada Tabel 2.

Ketepatan model *fuzzy* diukur dengan nilai *mean square error (MSE)* yaitu

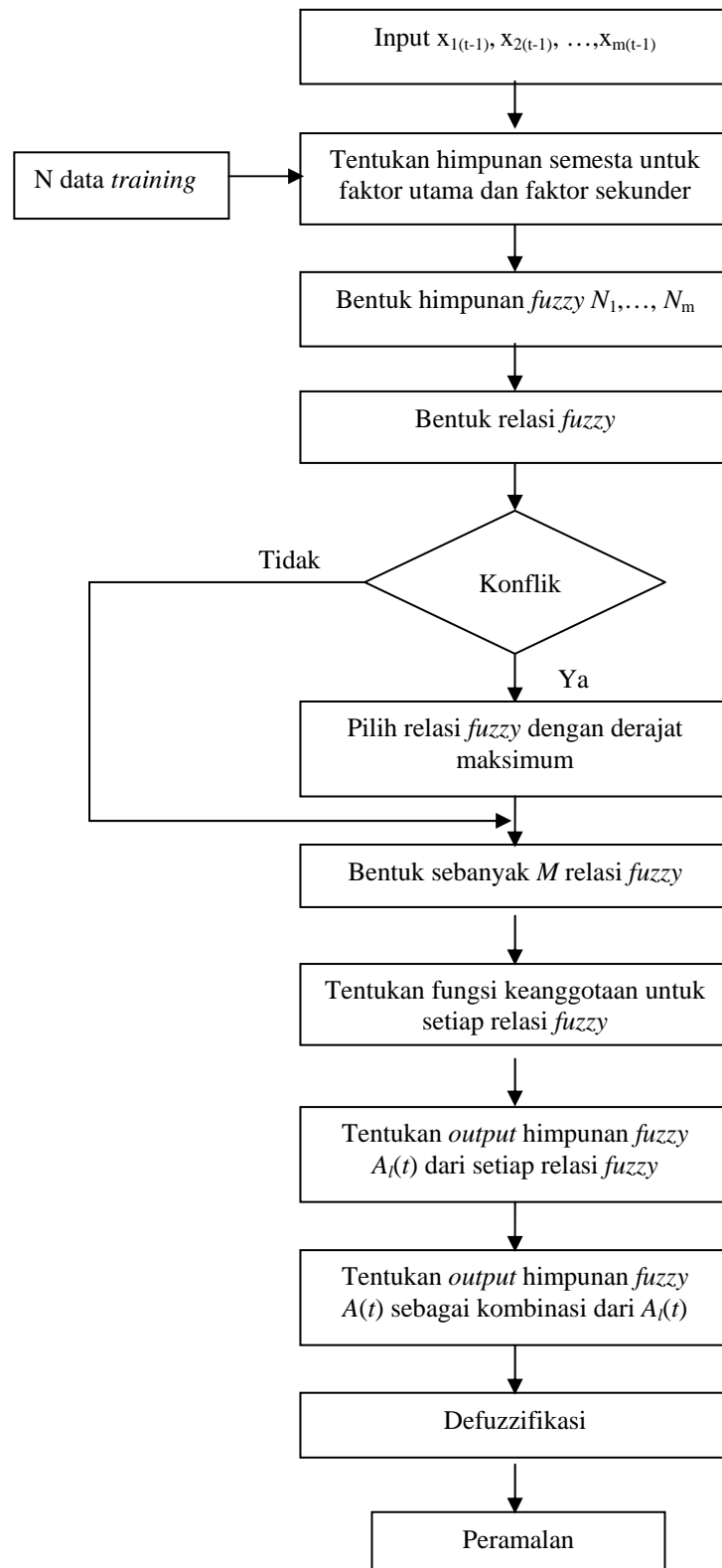
$$MSE = \frac{\sum_{i=37}^{48} (x_1(t) - f(x(t-1)))^2}{12} \text{ dan persentase}$$

rata-rata kesalahan peramalan untuk data *testing* yaitu $\frac{1}{12} \sum_{i=37}^{48} \left| \frac{x_1(t) - f(x(t-1))}{x_1(t)} \right| \times 100\%$

dengan $x_1(t)$ adalah tingkat suku bunga SBI bulan ke- t dan $f(x(t-1))$ adalah perkiraan tingkat suku bunga SBI bulan ke- t berdasarkan model *fuzzy time series* dengan

$$x(t-1) = (x_1(t-1), x_2(t-1), x_3(t-1), x_4(t-1), x_5(t-1), x_6(t-1)) \cdot$$

Berdasarkan Tabel 2, peramalan tingkat suku bunga SBI dengan model *fuzzy time series* mempunyai persentase rata-rata kesalahan peramalan sebesar 3,1256% dan nilai $MSE = 0,2699$. Hasil ini lebih baik jika dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dengan metode *neural network* yang dilakukan oleh Kustono et al. (2006) dengan persentase rata-rata kesalahan peramalan sebesar 6,561% dan nilai $MSE = 1,5109$. Perbandingan hasil peramalan tingkat suku bunga SBI dengan metode *neural network* dan model *fuzzy time series* dapat dilihat pada Tabel 2.

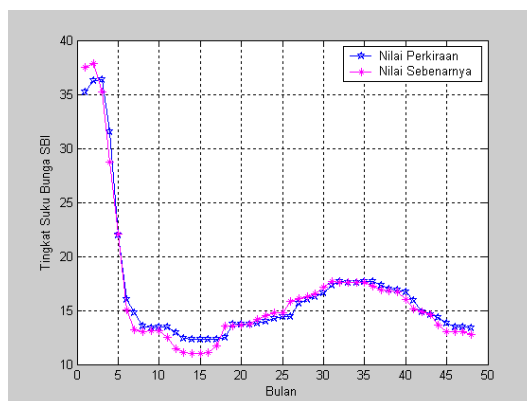


Gambar 1. Prosedur peramalan data *fuzzy time series* multivariat dengan menggunakan metode Wang.

Tabel 2. Perbandingan hasil peramalan tingkat suku bunga SBI dengan metode *neural network* dan model *fuzzy time series*.

No.	Bulan	Tingkat suku bunga SBI sebenarnya (%)	Peramalan tingkat suku bunga SBI (%)	
			Metode <i>neural network</i>	Model <i>fuzzy time series</i>
1.	Februari 2002	16,89	16,263	17,349
2.	Maret 2002	16,82	16,699	16,998
3.	April 2002	16,67	15,579	16,869
4.	Mei 2002	16,03	15,083	16,684
5.	Juni 2002	15,14	14,460	15,963
6.	Juli 2002	14,88	13,751	14,852
7.	Agustus 2002	14,62	13,214	14,569
8.	September 2002	13,64	13,360	14,341
9.	Oktober 2002	13,06	13,253	13,844
10.	November 2002	13,07	13,313	13,459
11.	Desember 2002	13,00	9,847	13,464
12.	Januari 2003	12,79	11,446	13,404
Rata-rata persentase kesalahan peramalan (%)			6,561	3,1256
<i>MSE</i>			1,5109	0,2699

Gambaran tingkat suku bunga SBI yang sebenarnya dengan nilai perkiraannya berdasarkan model *fuzzy time series* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tingkat suku bunga SBI yang sebenarnya dan nilai perkiraannya dengan model *fuzzy time series*.

KESIMPULAN

Pemodelan tingkat suku bunga SBI berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat mempunyai kelebihan dibandingkan pemodelan dengan *neural network* sebab proses pemodelan data *fuzzy time series* menggunakan informasi dalam bentuk aturan yang didasarkan pada data sampel dan pengetahuan ahli serta transparan dalam

pengambilan keputusan sehingga mudah untuk diuji dan dipahami.

Peramalan tingkat suku bunga SBI dilakukan dengan metode Wang yang didasarkan pada data *fuzzy time series* order-1 dan 6-faktor. Berdasarkan persentase rata-rata kesalahan peramalan dan nilai *MSE*, peramalan tingkat suku bunga SBI berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat mempunyai tingkat keakuratan yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode *neural network*.

Pada tulisan ini, banyaknya himpunan *fuzzy* yang dibangun ditetapkan terlebih dahulu. Banyaknya himpunan *fuzzy* yang didefinisikan pada faktor utama dan faktor sekunder mempengaruhi keakuratan model *fuzzy* yang dihasilkan. Oleh karena itu pada penelitian selanjutnya, akan dikembangkan metode untuk menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi AM, Subanar, Widodo & Saleh S. 2007. Forecasting Interest Rate of Bank Indonesia Certificate Based on Univariate Fuzzy Time Series. *International Conference on Mathematics and Its applications SEAMS. Gadjah Mada University.*
- Abadi AM, Subanar, Widodo & Saleh S. 2008a. Constructing Complete Fuzzy Rules of Fuzzy Model Using Singular Value Decomposition. *Proceedings of The International Conference on Mathematics, Statistics and Applications (ICMSA). Syiah Kuala University. 1: 61-66.*

- Abadi AM, Subanar, Widodo & Saleh S. 2008b. *Designing Fuzzy Time Series Model and Its Application to Forecasting Inflation Rate*. 7th World Congress in Probability and Statistics. National University of Singapore.
- Abadi AM, Subanar, Widodo & Saleh S. 2008c. *A New Method for Generating Fuzzy Rule from Training Data and Its Application in Financial Problems*. The Proceedings of The 3rd International Conference on Mathematics and Statistics (ICoMS-3). Institut Pertanian Bogor.
- Abadi AM, Subanar, Widodo & Saleh S. 2009. *Designing Fuzzy Time Series Model Using Generalized Wang's Method and Its Application to Forecasting Interest Rate of Bank Indonesia Certificate*. Proceedings of The First International Seminar on Science and Technology. Islamic University of Indonesia.
- Chen SM. 1996. Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets and Systems*. **81**: 311-319.
- Chen SM. 2002. Forecasting Enrollments Based on High-order Fuzzy Time Series. *Cybernetics and Systems Journal*. **33**: 1-16.
- Chen SM & Hsu CC. 2004. A New Method to Forecasting Enrollments Using Fuzzy Time Series. *International Journal of Applied Sciences and Engineering*. **2**(3): 234-244.
- Huang K. 2001. Heuristic Models of Fuzzy Time Series for Forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*. **123**: 369-386.
- Hwang JR, Chen SM & Lee CH. 1998. Handling Forecasting Problems Using Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets and Systems*. **100**: 217-228.
- Jilani TA, Burney SMA & Ardil C. 2007. Multivariate High Order Fuzzy Time Series Forecasting for Car Road Accidents. *International Journal of Computational Intelligence*. **4**(1): 15-20.
- Kustono, Supriyadi & Sukisno T. 2006. *Peramalan Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*. [Laporan penelitian dosen muda, Universitas Negeri Yogyakarta, Yogyakarta].
- Lee LW, Wang LH, Chen SM & Leu YH. 2006. Handling Forecasting Problems Based on Two-factors High Order Fuzzy Time Series. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. **14**(3): 468 - 477.
- Sah M & Degtiarev KY. 2004. Forecasting Enrollments Model Based on First-order Fuzzy Time Series. *Transaction on Engineering, Computing and Technology VI. Enformatika*. **VI**: 375-378.
- Song Q & Chissom BS. 1993a. Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series, Part I. *Fuzzy Sets and Systems*. **54**: 1-9.
- Song Q & Chissom BS. 1993b. Fuzzy Time Series and Its Models. *Fuzzy Sets and Systems*. **54**: 269-277.
- Song Q & Chissom BS. 1994. Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series, Part II. *Fuzzy Sets and Systems*. **62**: 1-8.
- Wang LX. 1997. *A Course in Fuzzy Systems and Control*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc.