

OPTIMALISASI MODEL *NEURO FUZZY* UNTUK DATA *TIME SERIES* DENGAN METODE DEKOMPOSISI NILAI SINGULAR

Agus Maman Abadi, Dhoriva Urwatul Wutsqa

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta
Jl. Colombo No. 1 Yogyakarta, 55281
e-mail: agusmaman@uny.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series*. Secara khusus dalam penelitian ini dilakukan pengembangan prosedur baru dalam pemodelan *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang order satu untuk data *time series* yang penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular dan *neural network*, sehingga diperoleh metode pembentukan model *neuro fuzzy* untuk data *time series* yang optimal. Pada penelitian ini telah dikembangkan prosedur untuk mendapatkan model *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang yang optimal untuk data *time series* yaitu dengan mengoptimalkan pencarian nilai parameter pada konsekuen dari aturan *fuzzy* menggunakan metode dekomposisi nilai singular. Kemudian telah dibentuk suatu prosedur baru pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal yaitu model *fuzzy* yang pengoptimalan parameter-parameternya didasarkan pada *neural network* dengan metode dekomposisi nilai singular. Parameter-parameter pada bagian konsekuen dari aturan *fuzzy* dioptimalkan dengan metode dekomposisi nilai singular dan parameter-parameter pada bagian *antecedent* dari aturan *fuzzy* dioptimalkan berdasarkan *neural network backpropagation* dengan metode *gradient descent*.

Kata kunci: optimalisasi, *neuro fuzzy*, *time series*, dekomposisi nilai singular

Abstract

The aim of this research is to develop a new procedure to optimize neuro fuzzy modeling for time series data. The procedure is developed to determine parameters of fuzzy model of first order Takagi-Sugeno-Kang by using combination of singular value decomposition and neural network methods. First, the pre-processing is done to select significant inputs using backpropagation neural network. Then, antecedent parameters of fuzzy rules is determined by fuzzy clustering. Singular value decomposition method is used to optimize consequent parameters of fuzzy rules. Based on consequent parameters determined, the antecedent parameters of fuzzy rules is optimized by backpropagation neural network of descending gradient method. Center average defuzzifier method is used to determine the output of neuro fuzzy model.

Keywords: optimization, neuro fuzzy, time series, singular value decomposition

PENDAHULUAN

Pada bidang ekonomi, model-model *time series* konvensional banyak digunakan dalam peramalan antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autore-*

gressive), ARCH (*autoregressive conditional heteroskedastic*), *generalized* ARCH (GARCH) dan VARMA (*Vector Autoregressive Moving Average*). Model-model ini memerlukan asumsi yang cukup ketat,

seperti stasioneritas dan normalitas serta didasarkan pada data empirik.

Pada pemodelan *fuzzy* asumsi-asumsi tersebut tidak diperlukan. Kelebihan dari pemodelan *fuzzy* adalah mampu memodelkan data-data yang didasarkan pada gabungan dari data empirik dan pengetahuan ahli dalam bentuk logika *fuzzy*. Proses transparansi dalam pemodelan ini dapat dilihat dari logika-logika *fuzzy* yang digunakan dalam pemodelan. Model *fuzzy* ini telah banyak diaplikasikan seperti pada pemodelan data *fuzzy time series*. Penentuan relasi *fuzzy* yang lengkap pada pemodelan data *fuzzy time series* dengan metode dekomposisi nilai singular dan *firing strength of rule* telah dilakukan Abadi *et al* (2008a, 2008b, 2008c, 2008d) yang diterapkan untuk peramalan tingkat inflasi. Metode ini untuk mengatasi kelemahan metode *table lookup scheme* yang dikembangkan Wang (1997). Kemudian Abadi *et al* (2009) menentukan peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan metode Wang yang diperluas berdasarkan data *fuzzy time series* multivariat yang memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode *neural network* yang dilakukan oleh Kustono *et al* (2006).

Dewasa ini telah berkembang suatu pendekatan yang lebih fleksibel untuk memodelkan hubungan linear maupun nonlinear

yang dikenal dengan model *neural network* (NN). Model NN merupakan alternatif yang banyak menarik perhatian, karena beberapa alasan seperti NN tidak memerlukan asumsi-asumsi pada data yang seringkali sulit dipenuhi. Kelemahan model NN adalah pada proses yang tidak transparan dalam suatu *black box*.

Untuk mengatasi kelemahan model-model konvensional dan model NN, telah dikembangkan suatu pemodelan *neuro fuzzy* yaitu pemodelan *fuzzy* yang parameter-parameternya ditentukan dengan NN. Model *neuro fuzzy* telah diterapkan di banyak bidang seperti pada model kebangkrutan bank di Turki oleh Yildiz dan Akkoc (2010), prediksi nilai kredit oleh Odeh *et al* (2010), prediksi nilai tukar oleh Marwan dan Alakhras (2005), prediksi Bucharest *stock exchange* oleh Trifan (2011) dan prediksi krisis ekonomi di USA oleh Giovanis (2010). Penggunaan *neuro fuzzy* di bidang teknik antara lain untuk sistem *monitoring* (Samhuri *et al*, 2009), untuk desain bumper jalan (Oke *et al*, 2007). Di bidang kesehatan, *neuro fuzzy* digunakan untuk diagnosis leukemia oleh Obi dan Imianvan (2011), dan untuk diagnosis diabetes oleh Ubeyli (2010). Perakakis *et al* (2005) mengaplikasikan model *neuro fuzzy* untuk menghitung indeks internasionalitas jurnal.

Inti pada pemodelan *neuro fuzzy* adalah bagaimana menentukan parameter-parameter pada *antecedent* dan konsekuen dari aturan *fuzzy* IF-THEN dengan menggunakan NN yang menghasilkan model yang akurat. Pada pemodelan *neuro fuzzy* yang telah dilakukan oleh para peneliti, penentuan parameter-parameter pada *antecedent* dilakukan dengan NN yaitu dengan pembelajaran mundur (*backpropagation*), penentuan parameter-parameter konsekuen dengan menggunakan metode Kalman filter atau Recursively Least Square Estimator (RLSE) dan Ortogonal Least Square (OLS). Penentuan parameter konsekuen dengan metode tersebut didasarkan pada minimalisasi kesalahan dari setiap data *training* sedemikian sehingga model mencapai optimal lokal.

Metode dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear yang didasarkan pada nilai-nilai singular matriks tersebut. Untuk mendapatkan parameter-parameter konsekuen yang mencapai optimal global, maka pembentukan model *neuro fuzzy* akan dilakukan dengan metode dekomposisi nilai singular. Berdasarkan uraian tersebut timbul permasalahan "Bagaimana menentukan prosedur pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time series* dengan metode dekomposisi nilai singular".

Keistimewaan dari model *neuro fuzzy* adalah mampu memformulakan pemikiran dan persepsi manusia seperti pada pengambilan keputusan yang faktor manusia mempunyai pengaruh yang besar. Dengan kata lain model *neuro fuzzy* mampu memformulakan suatu permasalahan yang hanya didasarkan pada pengetahuan para ahli di bidangnya atau yang didasarkan pada data empirik.

Sistem *fuzzy* adalah suatu sistem dengan *inputnya* adalah n-tupel bilangan real dan *outputnya* adalah bilangan real yang dibentuk dengan menggunakan fuzzifikasi, basis aturan *fuzzy*, mesin inferensi *fuzzy* dan defuzzifikasi. Suatu basis aturan *fuzzy* terdiri dari himpunan aturan JIKA-MAKA *fuzzy* yang berbentuk:

Jika x_1 adalah A_1^l dan x_2 adalah A_2^l dan ... dan x_n adalah A_n^l , maka y adalah B^l (1) dengan A_i^l, B^l berturut-turut adalah himpunan *fuzzy* di $U_i \subset \mathbf{R}$ dan $V \subset \mathbf{R}$, (x_1, x_2, \dots, x_n) dan y adalah variabel *input output* dari sistem *fuzzy* tersebut, $l = 1, 2, \dots, M$ yaitu banyaknya aturan dalam basis aturan *fuzzy*.

Sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat mempunyai keunggulan dalam hal perhitungannya yang sederhana. Misal-

kan $\mu_{A_i'}$ dan $\mu_{B_i'}$ adalah fungsi keanggotaan Gaussian, yaitu:

$$\mu_{A_i'}(x_i) = a_i' \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i'}{\sigma_i'}\right)^2\right) \quad (2)$$

$$\text{dan } \mu_{B_i'}(y) = \exp\left(-\frac{(y - \bar{y}_i')^2}{\sigma_i'^2}\right) \quad (3)$$

dengan $a_i' \in (0, 1]$, $\sigma_i' \in (0, \infty)$, $\bar{x}_i', \bar{y}_i' \in \mathbb{R}$, maka sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasi singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat adalah

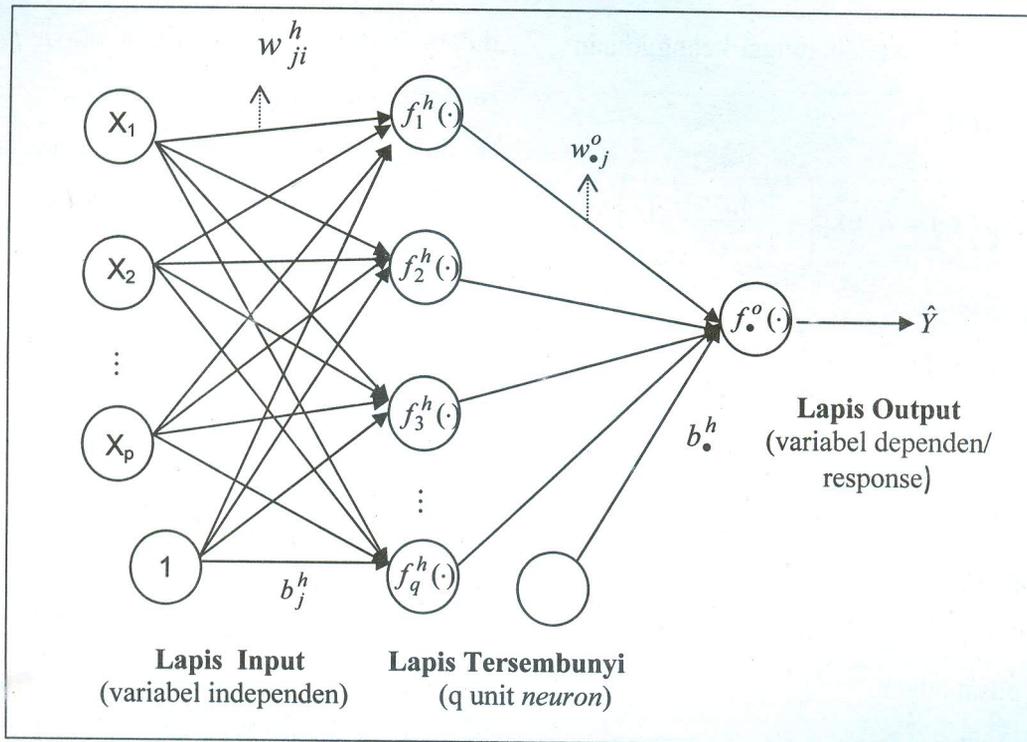
$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}_l' \left(\prod_{i=1}^n a_i' \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i'}{\sigma_i'}\right)^2\right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n a_i' \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i'}{\sigma_i'}\right)^2\right) \right)} \quad (4)$$

(Wang, 1997). Sistem *fuzzy* pada persamaan (4) adalah suatu pemetaan tak linear yang memetakan $x \in U \subset \mathbb{R}^n$ ke $f(x) \in V \subset \mathbb{R}$. Selanjutnya berdasarkan Teorema Stone-Weierstrass (Hewitt dan Stromberg, 1969), untuk setiap fungsi kontinu real $g(x)$ pada himpunan kompak U bagian dari \mathbb{R}^n dan untuk setiap $\varepsilon > 0$, selalu dapat ditemukan sistem *fuzzy* $f(x)$ yang berbentuk persamaan (4) sedemikian sehingga $\sup_{x \in U} |f(x) - g(x)| < \varepsilon$ (Wang, 1997).

Neural network (NN) adalah suatu model nonlinear yang telah diaplikasikan

dalam berbagai bidang diantaranya *pattern recognition*, *medical diagnostic*, seleksi produk, dan peramalan. Proses komputasi dalam *neural network* dirancang menyerupai sistem kerja *neuron* pada otak manusia yang sangat kompleks.

Neural network terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuron*, unit, sel atau *node*. Setiap *neuron* dihubungkan dengan *neuron* lainnya dengan suatu *connection link*, yang direpresentasikan dengan *weight/bobot*. Metode untuk menentukan nilai *weight* disebut dengan *training*, *learning*, atau algoritma. Setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi pada net *input* (jumlah dari *input* terboboti) untuk menentukan prediksi *output*. Tipe NN dibedakan oleh arsitektur, *training*, dan fungsi aktivasi. *Feedforward neural network* (FFNN) merupakan salah satu model *neural network* yang banyak dipakai dalam berbagai bidang, khususnya pada peramalan data *time series*. Model ini biasa disebut dengan *multilayer perceptrons* (MLP). Arsitektur model ini terdiri atas satu *lapis input*, satu atau lebih lapis tersembunyi, dan *lapis output*. MLP dengan satu lapis tersembunyi. Gambar 1 adalah suatu contoh dari bentuk khusus FFNN dengan satu lapis tersembunyi yang terdiri dari q unit *neuron* dan *lapis output* yang hanya terdiri dari satu unit *neuron*.



Gambar 1. Arsitektur FFNN dengan Satu Lapis Tersembunyi, p unit input, q unit di Lapis Tersembunyi dan Satu Unit Output

dengan:

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

f_j^h = fungsi aktivasi di neuron ke- j pada lapis tersembunyi

w_{j^o} = bobot dari neuron ke- j di lapis tersembunyi yang menuju neuron pada lapis output

b^o = bias pada neuron di lapis output

f^o = fungsi aktivasi pada neuron di lapis output

Dalam arsitektur ini, nilai-nilai respon atau output $y(x)$ dihitung melalui persamaan:

$$\hat{y}_{(k)} = f^o \left[\sum_{j=1}^q [w_{j^o} f_j^h (\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(k)} + b_j^h) + b^o] \right] \quad (5)$$

dengan :

$x_{i(k)}$ = variabel input sebanyak p ,

($i = 1, 2, \dots, p$).

Model *neuro fuzzy* adalah suatu model *fuzzy* yang dalam penentuan parameter-parameternya dilakukan melalui pembelajaran NN. Algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan untuk menentukan parameter-parameter pada bagian *antecedent* dari setiap aturan *fuzzy* yang dibangun sedangkan penentuan parameter-parameter pada bagian konsekuensi dari setiap

aturan *fuzzy* dilakukan dengan perambatan maju.

Ada tiga tipe *fuzzy modeling networks* (FMN) yaitu FMN Tipe I yaitu konsekuen berupa variabel *fuzzy*, Tipe II yaitu konsekuen berupa suatu nilai tunggal, dan Tipe III yaitu konsekuen berupa persamaan linear orde pertama. FMN ini akan mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan secara otomatis dengan cara memodifikasi bobot-bobot jaringan syaraf melalui algoritma pembelajaran *backpropagation*.

Bentuk aturan *fuzzy* untuk FMN tipe III dengan m input adalah (Lin, 1996):

$R^i = \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ AND } x_2 \text{ is } A_{i2}, \dots, \text{ AND } x_m \text{ is}$

$A_{im}, \text{ THEN } y = f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)$

dengan: $i = 1, 2, \dots, n$ dan *output* jaringannya adalah

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (6)$$

$$= \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i(x_1, x_2, \dots, x_m)$$

dengan $f_i(x_1, x_2, \dots, x_m) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{im}x_m$ dan a_{ij} adalah suatu konstanta untuk $j = 1, 2, \dots, m$.

Beberapa definisi dan sifat-sifat yang mendasari tentang dekomposisi nilai singular akan diberikan dalam subbab ini yang merujuk pada Scheick (1997). Jika A adalah matriks berukuran $m \times n$ atas bilangan kompleks, maka ada matriks-matriks unitary

U dan V berturut-turut berukuran $m \times m$ dan $n \times n$ sedemikian sehingga

$$A = USV^H \quad (7)$$

dengan S adalah matriks berukuran $m \times n$ yang entri-entrinya 0 kecuali $s_{ii} = \sigma_i$, $i = 1, 2, \dots, r$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, $r \leq \min\{m, n\}$.

Persamaan (7) disebut dekomposisi nilai singular dari matriks A dan bilangan σ_i disebut nilai singular tak nol dari A . Misalkan U_i dan V_i berturut-turut adalah kolom-kolom dari U dan V , maka persamaan (7) dapat ditulis menjadi

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i U_i V_i^H \quad (8)$$

Dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear $Ax = d$. Jika A matriks invertibel berukuran $n \times n$, maka $r = n$, sehingga penyelesaian $Ax = d$ adalah

$$x = A^{-1}d = \sum_{i=1}^n \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i \text{ dengan } \langle, \rangle$$

adalah *inner product* standar di \mathbf{R}^n . Jika A matriks singular dan berdimensi sembarang, maka penyelesaian $Ax = d$ adalah

$$x^+ = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, U_i \rangle V_i. \quad (9)$$

Selanjutnya

$$\min \{ \| Ax - d \|_2 : x \in F^n \} = \| Ax^+ - d \|_2.$$

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian *research and development* yaitu dimulai dari mengkaji dan meneliti model-model yang sudah ada, kemudian mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan. Pada penelitian ini akan dikembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* untuk data *time series* yang optimal berdasarkan data training dengan tahap-tahap sebagai berikut. *Pertama*, melakukan *pre-processing* data yaitu menentukan variabel-variabel *input* yang signifikan. *Kedua*, menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada domain variabel *input*. *Ketiga*, menentukan pusat dan lebar dari himpunan *fuzzy* dengan menggunakan metode *fuzzy clustering*. *Keempat*, mengoptimalkan parameter-parameter dari semua konsekuen dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data *training* dengan metode dekomposisi nilai singular. *Kelima*, mengoptimalkan parameter-parameter pada semua *antecedent* dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data *training* dengan *backpropagation neural network*. *Keenam*, membentuk basis aturan *fuzzy* berdasarkan aturan *fuzzy* yang diperoleh dengan metode dekomposisi nilai singular dan *neural network*. *Ketujuh*, membentuk *output* model *neuro fuzzy* Takagi Sugeno Kang order satu yang optimal berdasarkan basis aturan *fuzzy* yang dibentuk

pada tahap 6, *fuzzifier singleton*, defuzzifikasi rata-rata pusat dan mesin inferensi pergandaan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model *neuro fuzzy* yang dibangun dalam penelitian ini adalah model *neuro fuzzy* Takagi Sugeno Kang (TSK) order satu khususnya model *adaptive network-based fuzzy inference system* (ANFIS). Diberikan N data *training* dengan n *input*-satu *output* dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$. Misalkan suatu aturan *fuzzy* ke- i untuk model TSK order satu ditulis

R^i : x_1 adalah A_{i1} dan ... dan x_n adalah A_{in} ,
maka $y_i = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n$ (10)

dengan $i = 1, 2, \dots, L$ dan L adalah banyaknya aturan *fuzzy*, A_{ij} adalah himpunan *fuzzy* pada *input* ke- j , aturan ke- i , y_i adalah *output* aturan *fuzzy* ke- i , b_{ij} adalah parameter real yang akan dicari. *Output* model *fuzzy* dengan *fuzzifier singleton*, mesin inferensi pergandaan dan *defuzzifier* rata-rata pusat berbentuk:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^L (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}$$

$$= \sum_{i=1}^L w_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{in}x_n) \quad (11)$$

dengan $w_i = \frac{\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)}$ dan

$$\mu_{ij}(x_j) = \mu_{A_{ij}}(x_j)$$

Selanjutnya akan dibentuk model (11) yang meminimumkan fungsi tujuan J dengan

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 \quad (12)$$

dengan $d(k)$ adalah *output* sebenarnya untuk pasangan data ke- k , dan $y(k)$ adalah *output* model TSK untuk pasangan data ke- k . Jadi $y(k)$ adalah nilai y pada persamaan (11) untuk data *input* ke- k ($x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k$).

Persamaan (12) dapat ditulis kembali dalam bentuk: (Yen, dkk., 1998)

$$J = \sum_{k=1}^N (d(k) - y(k))^2 = (d - Xb)^T (d - Xb) \quad (13)$$

$$X = \begin{bmatrix} w_1(1) & w_1(1)x_1(1) & \dots & w_1(1)x_n(1) & \dots & w_L(1) & w_L(1)x_1(1) & \dots & w_L(1)x_n(1) \\ w_1(2) & w_1(2)x_1(2) & \dots & w_1(2)x_n(2) & \dots & w_L(2) & w_L(2)x_1(2) & \dots & w_L(2)x_n(2) \\ \vdots & \vdots \\ w_1(N) & w_1(N)x_1(N) & \dots & w_1(N)x_n(N) & \dots & w_L(N) & w_L(N)x_1(N) & \dots & w_L(N)x_n(N) \end{bmatrix}$$

Persamaan 13a.

dengan $d = \begin{bmatrix} d(1) \\ d(2) \\ \vdots \\ d(N) \end{bmatrix}$ dan X bisa dilihat pada

persamaan (13a). Jadi X adalah matriks ukuran $N \times [(n+1) \times L]$.

dan $b = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{11} \\ \vdots \\ b_{1n} \\ \vdots \\ b_{L0} \\ b_{L1} \\ \vdots \\ b_{Ln} \end{bmatrix}$, suatu matriks ukuran

$$[(n+1) \times L] \times 1 \quad (14)$$

Selanjutnya fungsi J pada (13) akan mencapai minimum jika $d - Xb = 0$ sehingga diperoleh

$$Xb = d \quad (15)$$

Kemudian untuk mencari matriks b , ditentukan dekomposisi nilai singular dari matriks X yaitu

$$X = U \Sigma V^T \quad (16)$$

dengan U dan V adalah matriks ortogonal dan $U = [u_1, \dots, u_N]$ berukuran $N \times N$

$V = [v_1, \dots, v_{(n+1)L}]$ berukuran

$[(n+1)L] \times [(n+1)L]$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_{(n+1)L})$

matriks ukuran $N \times [(n+1)L]$ dengan nilai singular $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_{(n+1)L} \geq 0$.

Selanjutnya dengan menggunakan persamaan (9), maka penyelesaian optimal dari (15) adalah

$$\hat{b} = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} \langle d, u_i \rangle v_i = \sum_{i=1}^r \frac{u_i^T d}{\sigma_i} v_i \quad (17)$$

dengan r adalah banyaknya nilai singular tak nol.

Jadi parameter-parameter b_{ij} yang merupakan entri-entri matriks b diestimasi dengan entri-entri matriks \hat{b} .

Untuk menyederhanakan penulisan, suatu arsitektur ANFIS dengan dua input-satu output dan dua aturan fuzzy dapat dilihat pada Gambar 2. Misalkan dua aturan fuzzy tersebut adalah

R^1 : x_1 adalah A_{11} dan x_2 adalah A_{21} , maka

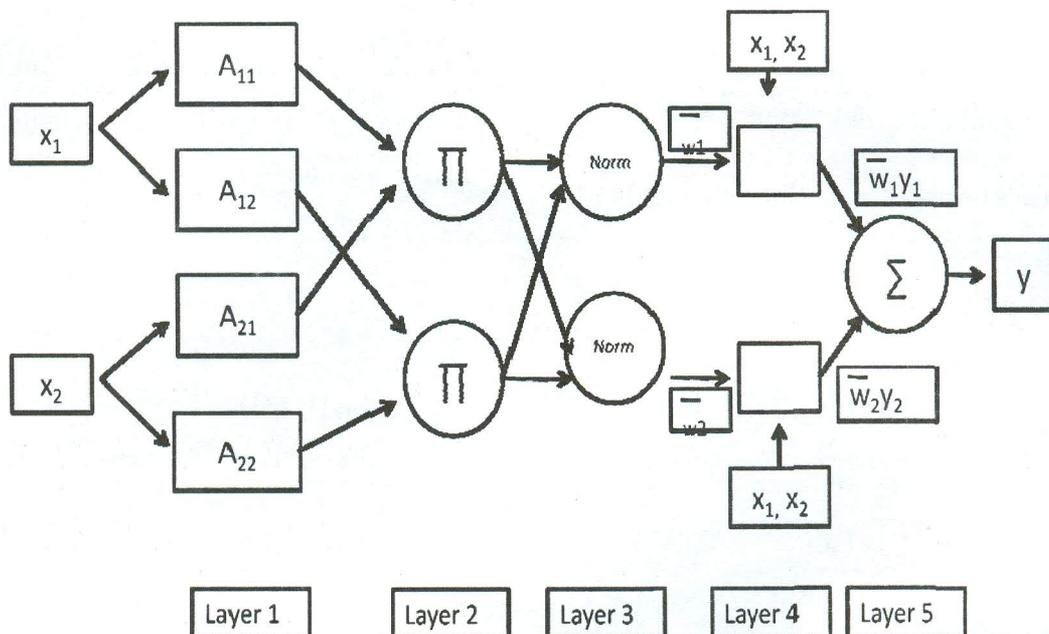
$$y_1 = b_{10} + b_{11}x_1 + b_{12}x_2$$

R^2 : x_1 adalah A_{12} dan x_2 adalah A_{22} , maka

$$y_2 = b_{20} + b_{21}x_1 + b_{22}x_2$$

Selanjutnya akan ditentukan suatu prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Diberikan N data training dengan n input-satu output dari suatu data *time series*, $(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k; d^k)$ untuk $k = 1, 2, \dots, N$.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan ANFIS untuk Dua Input-Satu Output (Lin, 1996)

Langkah 1. Lakukan *pre-processing* untuk menentukan variable-variabel *input* x_1, x_2, \dots, x_n yang signifikan berdasarkan data training dengan menggunakan *backpropagation network* yang meminimumkan SSE data training. *Langkah 2.* Tentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada setiap *input* yang terpilih. *Langkah 3.* Tentukan bagian *antecedent* calon aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan *fuzzy clustering*. *Langkah 4.* Tentukan parameter-parameter konsekuen dari setiap aturan *fuzzy* dengan metode dekomposisi nilai singular yaitu tentukan nilai parameter-parameter b_{ij} pada aturan *fuzzy* (10) dengan menggunakan persamaan (16) dan (17). *Langkah 5.* Optimalkan parameter-parameter pada himpunan *fuzzy* di setiap *antecedent* dengan menggunakan *backpropagation network* berdasarkan metode *gradient descent*. *Langkah 6.* Tentukan *output* model *neuro fuzzy*

$$y = \frac{\sum_{i=1}^L y_i (\mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n))}{\sum_{i=1}^L \mu_{i1}(x_1) \mu_{i2}(x_2) \dots \mu_{in}(x_n)} \quad \text{dengan}$$

nilai-nilai parameternya diperoleh dari langkah 4 dan 5.

KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dibentuk prosedur pemodelan *neuro fuzzy* TSK order satu untuk data *time series*. Hasil pencarian parameter-parameter pada konsekuen dari setiap aturan *fuzzy* dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular mencapai nilai optimal berdasarkan persamaan (9) untuk data training dari data *time series*. Pada penelitian ini, optimalisasi parameter-parameter dilakukan secara bertahap yaitu pertama dilakukan optimalisasi parameter pada bagian konsekuen dan selanjutnya dilakukan optimalisasi parameter pada bagian *antecedent*. Keluaran model dimungkinkan akan lebih optimal jika optimalisasi parameter-parameternya dilakukan secara bersama-sama berdasarkan data training untuk data *time series*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, A.M, Subanar, Widodo, Saleh, S. 2008. Constructing complete fuzzy rules of fuzzy model using singular value decomposition. *Proceeding of International Conference on Mathematics, Statistics and Applications (ICMSA)*. Banda Aceh: Syiah Kuala University, Indonesia.

- Abadi, A.M. 2008. Designing fuzzy time series model and its application to forecasting inflation rate. *7th World Congress in Probability and Statistics*. Singapore: National University of Singapore.
- Abadi, A.M. 2008. A new method for generating fuzzy rule from training data and its application in financial problems. *The 3rd International Conference on Mathematics and Statistics (ICoMS-3)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor, Indonesia
- Abadi, A.M. 2008. Kontruksi model fuzzy time series dan aplikasinya pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia. *Laporan Penelitian Hibah Bersaing*, Universitas Negeri Yogyakarta.
- Abadi, A.M. 2009. Peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia berdasarkan data fuzzy time series multivariat. *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, FMIPA Universitas Jember.
- Giovanis, E. 2010. Application of adaptive neuro fuzzy inference system in the prediction of economic crisis periods in USA. *International Journal of Human and Social Science*, Vol. 5, No. 14, 899-904.
- Hewitt, E. and Stromberg, K. 1969. *Real and abstract analysis*, Springer-Verlag, New York.
- Kustono, Supriyadi & Sukisno. 2006. Peramalan suku bunga sertifikat Bank Indonesia dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan. *Laporan Penelitian*. Yogyakarta: FT UNY.
- Lin, C.T and Lee, C.S.G. 1996. *Neural fuzzy systems: A neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc.
- Marwan, N. and Alakhras, Y. 2005. Neural network-based fuzzy inference system for exchange rate prediction. *Journal of Computer Science (Special Issue)*, 112-120.
- Obi, J.C. and Imianvan, A.A. 2011. Interactive neuro fuzzy expert system for diagnosis of leukimia. *Global Journal of Computer Science and Technology*, Vol. 11, 42-50.
- Odeh, O.O., Featherstone, A.M., Das, S.. 2010. Predicting credit default: comparative results from an artificial neural network, logistic regression and adaptive neuro fuzzy inference system. *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 42, 7-18.
- Oke, S.A., Johnson, A.O., Salau, T.A.O., Adeyefa, A.O. 2007. Application of neuro fuzzy in the development of road bump designs. *The Pacific Journal of Science and Technology*, vol 8, No. 1, 73-79.
- Perakakis, P., Taylor, M., Buella-Casal, G., Checa, P. 2005. A neuro fuzzy system to calculate a journal internationality index. *Proceeding of the 1st Congreso Nacional de Informatica, Symposium on Fuzzy Logic and Soft Computing*, vol. 1, 157-163.
- Samhour, M., Al-Ghandour, A., Alhaj Ali, S., Hinti, I., Massad, W. 2009. An intelligent machine condition monitoring system using time-based analysis: Neuro fuzzy versus neural network. *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, Vol. 3, No. 4, 294-305.
- Scheick, J.T. 1997. *Linear algebra with applications*. Singapore: McGraw-Hill.
- Trifan A.L. 2011. Financial time series forecasting using neuro fuzzy approach for the bucharest stock exchange. *Annual*

- of DAAAM and Proceeding of the 22nd International DAAAM Symposium, Vol. 22, No.1.*
- Ubeyli, E.D. 2010. Automatic diagnosis of diabetes using adaptive neuro fuzzy inference systems. *Expert System, The Journal of Knowledge Engeering*, vol. 27, No. 4, 259-267.
- Wang, L.X. 1997. *A course in fuzzy systems and control*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- Yen, J., Wang, L., and Gillespie, W. 1998. Improving the interpretability of TSK fuzzy models by combining global learning and local learning. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 6(4): 530-537.
- Yildiz, B., Akkoc, S. 2010. Bankruptcy prediction using neuro fuzzy: An application in Turkish Banks. *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 60, 114-126.