**Optimalisasi Model *Neuro Fuzzy* untuk Data *Time Series***

**dengan Metode Dekomposisi Nilai Singular**

Agus Maman Abadi1, Dhoriva Urwatul Wutsqa2

1,2Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY

1agusmaman@uny.ac.id, 2dhoriva@yahoo.com

**Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro fuzzy* yang optimal untuk data *time* *series*. Secara khusus dalam penelitian akan dikembangkan 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* dengan 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 anteceden dari aturan *fuzzy* dioptimalkan berdasarkan *neural network backpropagation* dengan metode *gradient descent*.

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

**1. Pendahuluan**

Pada bidang ekonomi, model-model *time series* konvensional banyak digunakan dalam peramalan antara lain dengan menggunakan ARIMA, ECM, VAR (*Vector Autoregressive*), 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 dan 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* (2009b) 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 prosesnya 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 kebankrutan 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 (Samhouri 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), untuk diagnosis diabetes oleh Ubeyli (2010). Kemudian Perakakis et al (2005) mengaplikasikan model *neuro* *fuzzy* untuk menghitung indek internasionalitas jurnal.

Inti pada pemodelan *neuro* *fuzzy* adalah bagaimana menentukan parameter-parameter pada anteceden 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 anteceden 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 meminimalkan 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”.

**2. Model *Fuzzy***

 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 x1 adalah  dan x2 adalah  dan ….dan xn adalah , maka y adalah  (1)

dengan  berturut-turut adalah himpunan *fuzzy* di Ui  **R** danV **R**, ( x1, x2, …, xn) dan *y* adalah variabel input output dari sistem *fuzzy* tersebut, *l* = 1, 2, …, M yaitu banyaknya aturan dalam basis aturan *fuzzy*.

 Sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasisingleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat mempunyai keunggulan dalam hal perhitungannya yang sederhana. Misalkan  dan  adalah fungsi keanggotaan Gaussian, yaitu

 (2)

dan  (3)

dengan , maka sistem *fuzzy* yang dibentuk dengan menggunakan jenis fuzzifikasisingleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifikasi rata-rata pusat adalah

 (4)

(Wang, 1997). Sistem *fuzzy* pada persamaan (4) adalah suatu pemetaan tak linear yang memetakan *x* ke *f*(*x*)

Selanjutnya berdasarkan Teorema Stone-Weierstrass (Hewitt dan Stromberg, 1969), untuk setiap fungsi kontinu real *g*(*x*) pada himpunan kompak U bagian dari dan untuk setiap > 0, selalu dapat ditemukan sistem *fuzzy* *f*(*x*) yang berbentuk persamaan (4) sedemikian sehingga  (Wang, 1997).

**3. Model *Neural Network***

*Neural network* (NN) adalah suatu model non linear yang telah diaplikasikan dalam berbagai bidang diantaranya *pattern recognition*, *medical diagnostic*, seleksi produk, dan peramalan. Proses komputasi dalam *neural network* dirancang menyerupai sistem kerja *neuro*n pada otak manusia yang sangat kompleks.

 *Neural network* terdiri atas elemen-elemen untuk pemrosesan informasi yang disebut dengan *neuro*n, unit, sel atau *node*. Setiap *neuro*n dihubungkan dengan *neuro*n lainnya dengan suatu *connection link*, yang direpresentasikan dengan *weight*/bobot. Metode untuk menentukan nilai weight disebut dengan *training*, *learning*, atau algoritma. Setiap *neuro*n 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  unit *neuro*n dan lapis output yang hanya terdiri dari satu unit *neuro*n.

X1

X2

Xp

















1







**Lapis Output** (Variabel Dependen/Response)

1



**Lapis Input**

(Variabel Independen)

**Lapis Tersembunyi**

(q unit *neuron*)

Gambar 1. Arsitektur FFNN dengan satu lapis tersembunyi, *p* unit input,  unit

di lapis tersembunyi dan satu unit output

Dengan:

 = bias pada *neuro*n ke- pada lapis tersembunyi, 

 = fungsi aktivasi di *neuro*n ke- pada lapis tersembunyi

 = bobot dari *neuron* ke- di lapis tersembunyi yang menuju *neuron* pada lapis output

  = bias pada *neuron* di lapis output.

 = fungsi aktivasi pada *neuron* di lapis output.

Dalam arsitektur ini, nilai-nilai respon atau output  dihitung melalui persamaan:

  (5)

dengan :

 = variabel input sebanyak , 

**4. Model *neuro fuzzy***

Model *neuro fuzzy* adalah suatu model *fuzzy* yang dalam penentuan parameter-parameternya dilakukan dengan pembelajaran NN. Algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan untuk menentukan parameter-parameter pada bagian anteceden dari setiap aturan *fuzzy* yang dibangun sedangkan penentuan parameter-parameter pada bagian konsekuen 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):

$$R^{i}=IF x\_{1} is A\_{i1} AND x\_{2} is A\_{i2} ,…, AND x\_{m} is A\_{im}, THEN y=f\_{i}(x\_{1},x\_{2},…,x\_{m})$$

dengan: $i=1,2,…,n$ dan output jaringannya adalah

 $y^{\*}=\frac{\sum\_{i=1}^{n}μ\_{i}f\_{i}(x\_{1},x\_{2},…,x\_{m})}{\sum\_{i=1}^{n}μ\_{i}}=\sum\_{i=1}^{n}\hat{μ}\_{i}f\_{i}(x\_{1},x\_{2},…,x\_{m})$ (6)

dengan $f\_{i}\left(x\_{1},x\_{2},…,x\_{m}\right)=a\_{i0}+a\_{i1}x\_{1}+a\_{i2}x\_{2}+…+a\_{im}x\_{m}$

dan $a\_{ij} $adalah suatu konstanta untuk $j=1,2,…,m$.

**5. Dekomposisi nilai singular**

 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 mxn atas bilangan kompleks, maka ada matriks-matriks unitary ***U*** dan ***V*** berturut-turut berukuran mxm dan nxn sedemikian sehingga

**** (7)

dengan ***S*** adalah matriks berukuran mxn yang entri-entrinya 0 kecuali sii =   dengan , .

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

 (8)

 Dekomposisi nilai singular dapat digunakan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear ****. Jika ***A*** matriks invertibel berukuran nxn, maka *r* = *n*, sehingga penyelesaian  adalah **** dengan  adalah *inner product* standar di . Jika ***A*** matriks singular dan berdimensi sembarang, maka penyelesian **** adalah

****. (9)

Selanjutnya .

**6. 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 tahun pertama ini akan dikembangkan prosedur baru dalam pemodelan *neuro* *fuzzy* untuk data *time series* yang optimal berdasarkan data training dengan tahap-tahap sebagai berikut:

1. Melakukan pre-processing data yaitu menentukan variabel-variabel input yang signifikan.
2. Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* pada domain variabel input.
3. Menentukan pusat dan lebar dari himpunan *fuzzy* dengan menggunakan metode *fuzzy* *clustering* atau dengan *table lookup*.
4. Mengoptimalkan parameter-parameter dari semua konsekuen dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan metode dekomposisi nilai singular.
5. Mengoptimalkan parameter-parameter pada semua anteceden dalam aturan *fuzzy* berdasarkan data training dengan NN *backpropagation*.
6. Membentuk basis aturan *fuzzy* berdasarkan aturan *fuzzy* yang diperoleh dengan metode dekomposisi nilai singular dan NN.
7. Membentuk output model *neuro* *fuzzy* yang optimal berdasarkan basis aturan *fuzzy* yang dibentuk pada tahap 6, fuzzifier singleton, defuzzifikasi rata-rata pusat dan mesin inferensi pergandaan.

**7. 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*, untuk *k* = 1, 2,…, *N*. Misalkan suatu aturan *fuzzy* ke-*i* untuk model TSK order satu ditulis

:  (10)

dengan *i* = 1, 2, …, *L* dan *L* adalah banyaknya aturan *fuzzy*, adalah himpunan *fuzzy* pada input ke-*j*, aturan ke-*i*,  adalah output aturan *fuzzy* ke-*i*, adalah parameter real yang akan dicari. Output model *fuzzy* dengan fuzzifier singleton, mesin inferensi pergandaan dan defuzzifier rata-rata pusat berbentuk:



 = 

 =  (11)

dengan  dan 

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

 (12)

dengan  adalah output sebenarnya untuk pasangan data ke-*k*, dan  adalah output model TSK untuk pasangan data ke-*k*. Jadi  adalah nilai *y* pada persamaan (11) untuk data input ke-*k* .

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

 (13)

dengan  dan



Jadi adalah matriks ukuran *N* x[(n + 1)x*L*]

dan  , suatu matriks ukuran [(n+1) x L] x 1 (14)

Selanjutnya fungsi *J* pada (13) akan mencapai minimum jika  sehingga diperoleh

 (15)

Kemudian untuk mencari matriks *b*, maka diterapkan dekomposisi nilai singular dari matriks ***X***, diperoleh

 (16)

dengan *U* dan *V* adalah matriks ortogonal dan  berukuran N x N berukuran ,  matriks ukuran  dengan nilai singular .

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

 (17)

dengan *r* adalah banyaknya nilai singular taknol.

Jadi parameter-parameter yang merupakan entri-entri matriks *b* diestimasi dengan entri-entri matriks .

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

: 

: 

Gambar 2. Arsitektur jaringan ANFIS untuk dua input-satu output (Lin, 1996)

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*, untuk *k* = 1, 2,…, *N*.

Langkah 1. Lakukan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input  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 anteceden 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  pada aturan *fuzzy* (10) dengan menggunakan persamaan (16) dan (17).

Langkah 5. Optimalkan parameter-parameter pada himpunan *fuzzy* di setiap anteceden dengan menggunakan *backpropagation network* berdasarkan gradient descent.

Langkah 6. Tentukan output model *neuro* *fuzzy*  dengan nilai-nilai parameternya diperoleh dari langkah 4 dan 5.

**8. Kesimpulan dan Saran**

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, telah dibentuk prosedur pemodelan *neuro* *fuzzy* TSK order satu untuk data *time series*. Langkah-langkah tersebut dilakukan dengan pre-processing untuk menentukan variable-variabel input, *fuzzy* *clustering* digunakan untuk menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* dan banyaknya aturan (banyaknya anteceden), selanjutnya parameter-parameter pada konsekuen dicari dengan dengan menggunakan metode dekomposisi nilai singular, kemudian parameter-parameter dari himpunan *fuzzy* yaitu pusat dan lebar himpunan *fuzzy* dioptimalkan dengan menggunakan NN dengan metode gradient descent. Kemudian dengan menggunakan fungsi keanggotaan Gauss, output model *neuro* *fuzzy* ditentukan dengan



Hasil pencarian parameter-parameter pada konsekuen 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 anteceden. Output model dimungkinkan akan lebih optimal jika optimalisasi parameter-parameternya dilakukan secara bersama-sama berdasarkan data training untuk data *time series*. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk optimalisasi parameter secara serempak.

**DAFTAR PUSTAKA**

Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S.,2008a, 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, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008b, 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, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008c, A new method for generating fuzzy rule from training data and its application in finacial problems. *The 3rd International Conference on Mathematics and Statistics* (ICoMS-3). Bogor: Institut Pertanian Bogor, Indonesia

Abadi, A.M, Subanar, Widodo and Saleh, S., 2008d, Kontruksi model fuzzy time series dan aplikasinya pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia. *Laporan penelitian Hibah Bersaing, Universitas Negeri Yogyakarta*.

Abadi, A.M, Subanar, Widodo dan Saleh, S., 2009b, Peramalan tingkat suku bunga sertifikat Bank Indonesia berdasarkan data *fuzzy* time series multivariat. 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. *Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.*

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*, Vo. 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., Buela-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.

Samhouri, M., Al-Ghandoor, 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*, McGraw-Hill, Singapore.

Trifan A.L., 2011, Financial Time series Forecasting Using Neuro Fuzzy Aproach for the Bucharest Stock Exchange, *Annal of DAAAM and Proceeding of the 22nd International DAAAM Symposium*, Vo. 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*, Prentice-Hall, Inc., New Jersey.

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.