

## PERFORMANSI NEURO FUZZY UNTUK PERAMALAN DATA TIME SERIES

Arna Fariza, Afrida Helen, Annisa Rasyid

Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya  
e-mail: {arna, helen}@eepis-its.edu

### ABSTRAKSI

ANFIS (*Adaptif Neuro Fuzzy Inference System*) adalah metode jaringan neural yang fungsinya sama dengan sistem inferensi fuzzy. Pada ANFIS, proses belajar pada jaringan neural dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbaharui parameter-parameter sistem inferensi fuzzy. Metode ANFIS menggunakan algoritma *Error backpropagation* yang memiliki beberapa keunggulan, yaitu baik dari segi kekonvergenan maupun dari segi lokal minimumnya yang sangat peka terhadap perbaikan parameter ANFIS. Metode ini diimplementasikan pada peramalan data time series untuk 4 jenis tipe data yaitu stasioner (*data sunspot*), random (*data saham*), non stasioner (*airline*), musiman (*beban listrik*). Proses learning data dengan ANFIS memiliki hasil yang sempurna dimana nilai error proses training mampu mencapai 0 (nol). Metode ANFIS memiliki hasil yang sangat baik untuk peramalan data saham dimana didapatkan nilai MSE 2.27 pada time lag 320. Hasil peramalan untuk data sunspot dan data beban listrik memiliki hasil yang lebih kecil dari ARIMA yaitu 10.96 untuk time lag 30 dan 24885 untuk time lag 210. Pada metode ANFIS nilai time lag sangat berpengaruh pada hasil peramalan dimana semakin besar time lag maka hasil peramalan semakin baik.

**Kata kunci:** Peramalan Time Series, neural network, ANFIS.

### 1. PENDAHULUAN

Semakin disadari saat ini, bahwa untuk permasalahan riil yang kompleks dibutuhkan sistem cerdas yang menggabungkan ilmu pengetahuan, teknik dan metodologi dari berbagai sumber. Seringkali komputasi dari permasalahan riil akan lebih menguntungkan bila digunakan teknik komputasi secara sinergi daripada dilakukan secara sendiri-sendiri. Oleh karena itu pada penelitian ini akan menggabungkan kemampuan jaringan neural dan sistem fuzzy yang disebut neuro-fuzzy untuk melakukan proses peramalan data time series dengan beberapa tipe data.

Sistem fuzzy memiliki keunggulan dalam memodelkan aspek kualitatif dari pengetahuan manusia dan proses pengambilan keputusan (*reasoning*) sebagaimana dilakukan oleh manusia dengan menerapkan basis aturan atau basis kaidah. Sistem fuzzy dapat mengatasi kesulitan dalam melukiskan suatu sistem fisis yang kompleks dan sukar dimodelkan secara matematis. Informasi yang digunakan oleh sistem fuzzy adalah pengetahuan kualitatif tentang sistem dengan sarana linguistik. Karena terdiri dari basis aturan dan label linguistik sebagaimana dalam kehidupan manusia, sistem fuzzy secara intuitif mudah dipahami oleh manusia. Tingkat kehandalan sistem fuzzy sangat bergantung kepada aturan yang digunakan dalam basis kaidah.

Sistem berstruktur jaringan neural diilhami oleh karakteristik sistem biologis jaringan sel syaraf manusia (*neuron*) dalam memproses sinyal informasi pada masukan melalui suatu fungsi pembobot dan fungsi aktivasi untuk menghasilkan sinyal keluaran yang akan diteruskan pada sel yang lain. Keunggulan dari sistem ini adalah kemampuan belajar terhadap informasi numerik melalui algoritma belajar (*learning algorithm*) untuk

memperbaiki parameter pada fungsi pembobot dan fungsi aktivasinya. Selama ini kesulitan didalam merancang arsitektur jaringan terletak pada menentukan seberapa banyak lapisan-lapisan dalam (*hidden layer*) yang akan digunakan sehingga struktur jaringan cukup memadai.

Kesulitan yang akan dijumpai dalam menentukan aturan-aturan yang akan dimasukkan kedalam basis kaidah sistem fuzzy dan kesulitan yang dijumpai dalam merancang seberapa banyak lapisan dalam yang akan digunakan dalam struktur jaringan neural, dapat diatasi dengan menggabungkan kedua sistem ini menjadi sistem neuro-fuzzy struktur ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Sistem*). Dalam ANFIS jumlah hidden node pada neural network adalah sesuai dengan sistem fuzzy yang terdiri dari tiga bagian yaitu: fuzzyfikasi (layer1), sistem inferensi fuzzy (layer 2 dan 3), dan defuzzyfikasi (layer 4). Arsitektur jaringan neural yang dipakai sudah ditentukan yaitu sebanyak 5 lapisan yang dibuat tetap.

Dalam bidang kontrol, ANFIS mempunyai kemampuan untuk menangani sistem yang kompleks, nonlinier dan berubah terhadap waktu melalui algoritma belajar terhadap data numerik dari sistem. Pengontrol neuro-fuzzy yang berstruktur ANFIS akan digunakan untuk melakukan proses peramalan beberapa data time series bertipe stasioner (*sunspot*), random (*indeks saham*), non stasioner (*airline*) dan musiman (*beban listrik*).

### 2. ANFIS (ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM)

Jaringan neural adalah struktur jaringan dimana keseluruhan tingkah laku masukan-keluaran ditentukan oleh sekumpulan parameter-parameter yang dimodifikasi. Salah satu struktur jaringan

neural adalah *multilayer perceptrons* (MLP). Jenis jaringan ini khusus bertipe umpan maju. MLP telah diterapkan dengan sukses untuk menyelesaikan masalah-masalah yang sulit dan beragam dengan melatihnya menggunakan algoritma propagasi balik dari kesalahan atau *error backpropagation* (EBP).

Selanjutnya, sistem fuzzy dapat melukiskan suatu sistem dengan pengetahuan linguistik yang mudah dimengerti. Sistem inferensi fuzzy dapat ditala dengan algoritma propagasi balik berdasarkan pasangan data masukan-keluaran menggunakan arsitektur jaringan neural. Dengan cara ini memungkinkan sistem fuzzy dapat belajar. Gabungan sistem fuzzy dengan jaringan neural ini biasa disebut dengan neuro-fuzzy.

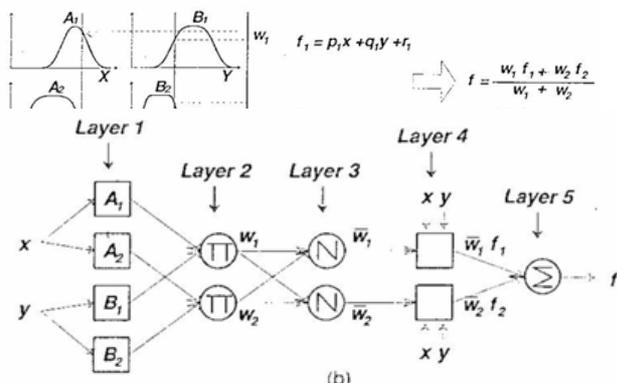
### 2.1 Struktur ANFIS

Sistem neuro-fuzzy berstruktur ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference Sistem* atau biasa disebut juga *Adaptive Network-based Fuzzy Inference Sistem*) termasuk dalam kelas jaringan neural namun berdasarkan fungsinya sama dengan sistem inferensi fuzzy [1]. Pada neuro-fuzzy, proses belajar pada jaringan neural dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbaharui parameter-parameter sistem inferensi fuzzy.

Fuzzy inference sistem yang digunakan memiliki dua input yaitu  $x$  dan  $y$  dan satu output  $f$ . Untuk model fuzzy Sugeno orde satu, aturan yang umum dengan dua aturan fuzzy *if-then*, adalah sebagai berikut [2]:

- Rule 1 : if  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$ , then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$   
 Rule 2 : if  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$ , then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Gambar 1a menggambarkan mekanisme pertimbangan untuk model Sugeno ini; struktur ANFIS untuk fungsi yang sama ditunjukkan pada Gambar 1b, dimana simpul pada lapisan yang sama memiliki fungsi yang sama. Keluaran masing-masing simpul dalam layer  $l$  dituliskan  $O_{l,i}$  [2].



**Gambar 1.** (a) Model fuzzy Sugeno orde satu dua input dengan dua aturan. (b) struktur ANFIS

Penjelasan pada masing-masing lapisan sebagai berikut:

#### Lapisan 1:

Setiap simpul  $i$  pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul [2]:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ untuk } i=1,2, \text{ atau}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ untuk } i=3,4$$

dimana  $x$  (atau  $y$ ) adalah masukan bagi simpul  $i$ , dan  $A_i$  (atau  $B_{i-2}$ ) adalah label bahasa (*linguistic label*) seperti misalnya “kecil” atau “luas”, dll. Dengan kata lain,  $O_{1,i}$  adalah tingkatan keanggotaan dari himpunan fuzzy  $A$  ( $= A_1, A_2, B_1$  atau  $B_2$ ) dan menentukan derajat keanggotaan dari masukan  $x$  (atau  $y$ ) yang diberikan. Fungsi keanggotaan parameter dari  $A$  dapat didekati dengan fungsi bell [2]:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{x - c_i}{a_i} \right]^{2b_i}}$$

Di mana  $\{a_i, b_i, c_i\}$  adalah himpunan parameter. Parameter pada lapisan ini disebut parameter-parameter premis.

#### Lapisan 2:

Setiap simpul pada lapisan ini diberi label  $\Pi$ , bersifat non-adaptif (parameter tetap) yang mempunyai keluaran berupa perkalian dari semua sinyal yang masuk [2].

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2,$$

Masing-masing keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan dari aturan fuzzy. Secara umum beberapa operator T-norm yang dapat mengungkapkan logika fuzzy AND dapat digunakan sebagai fungsi simpul pada lapisan ini.

#### Lapisan 3:

Setiap simpul pada lapisan ini diberi label  $N$ , juga bersifat non-adaptif. Masing-masing simpul menampilkan derajat pengaktifan ternormalisasi dengan bentuk [2].

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1,2$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi  $w_i$  dengan jumlah total  $w$  untuk semua aturan.

#### Lapisan 4:

Tiap simpul pada lapisan ini berupa simpul adaptif dengan fungsi simpul [2]:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

dimana  $\bar{w}_i$  adalah derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan  $\{p_i, q_i, r_i\}$  merupakan himpunan parameter dari simpul ini. Parameter di lapisan ini dinamakan parameter-parameter konsekuen.

**Lapisan 5:**

Simpul tunggal pada lapisan ini diberi label  $\Sigma$ , yang mana menghitung semua keluaran sebagai penjumlahan dari semua sinyal yang masuk [2]:  
Keluaran keseluruhan =

$$O_{5,i} = \sum_i w_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

**2.2 Algoritma Belajar Hibrida**

ANFIS dalam kerjanya mempergunakan algoritma belajar hibrida, yaitu menggabungkan metode *Least-squares estimator* (LSE) dan *error backpropagation* (EBP). Dalam struktur ANFIS metode EBP dilakukan di lapisan 1, sedangkan metode LSE dilakukan di lapisan 4.

Pada lapisan 1 parameternya merupakan parameter dari fungsi keanggotaan himpunan fuzzy sifatnya nonlinier terhadap keluaran sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan metode EBP untuk memperbaharui nilai parameternya. Sedangkan pada lapisan ke 4, parameter merupakan parameter linier terhadap keluaran sistem, yang menyusun basis kaidah fuzzy. Proses belajar untuk memperbaharui parameter. Lapisan ini menggunakan metode *Least-squares Estimator* (LSE). Proses belajar pada ANFIS dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1.** Proses belajar ANFIS [2]

	<i>Arah maju</i>	<i>Arah mundur</i>
<i>Parameter premis</i>	Tetap	EBP
<i>Parameter konsekuen</i>	<i>Least-squares estimator</i>	Tetap
<i>Sinyal</i>	Keluaran simpul	Sinyal kesalahan

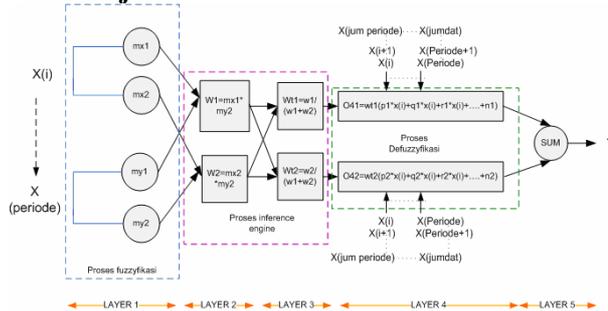
**3. PERAMALAN TIME SERIES DENGAN ANFIS**

Pada peramalan dengan metode ANFIS terbagi menjadi 3 proses yaitu: proses Inisialisasi awal, proses pembelajaran (*learning*), dan proses peramalan. Penentuan periode input dan periode training dilakukan saat inisialisasi awal dimana tiap-tiap periode input memiliki pola atau *pattern* yang berbeda.

Data yang digunakan untuk proses pembelajaran (*training*) terdiri dari data input, parameter ANFIS, dan data test yang berada pada periode training ANFIS.

Training dengan ANFIS menggunakan adalah algoritma belajar hibrida, dimana dilakukan penggabungan metode *Least-squares estimator* (LSE) pada alur maju dan *error backpropagation* (EBP) pada alur mundur. Pada algoritma belajar ini nilai parameter premis akan tetap saat alur maju, namun sebaliknya parameter konsekuen akan terupdate saat alur maju.

**Alur maju**



**Gambar 2.** Blok diagram alur maju ANFIS untuk time series forecasting

Pada blok diagram Gambar 2 digambarkan mengenai proses alur maju dari sebuah sistem ANFIS yang terdiri dari beberapa layer. Pada layer pertama data input pada masing-masing periode akan dilakukan proses fuzzyfikasi. Proses ini adalah untuk memetakan inputan data kedalam himpunan fuzzy sesuai dengan klasifikasi yang dipilih (pada proyek akhir ini hanya menggunakan dua jenis himpunan fuzzy yaitu: tinggi dan rendah). Dalam proses ini inputan akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy untuk mentransformasi masukan himpunan klasik (*crisp*) ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis gaussian dimana pada fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu mean dan varian, parameter tersebut dalam metode ANFIS disebut sebagai parameter premis.

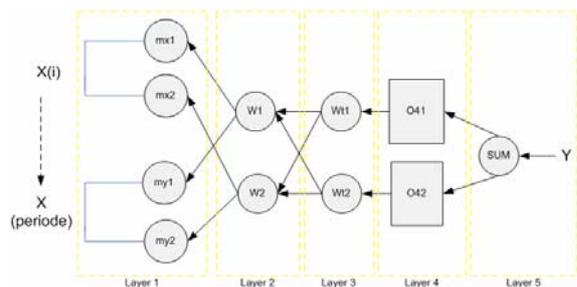
Pada layer kedua dan ketiga dilakuakn proses *inference engine* (system inferensi fuzzy) ditentukan rule fuzzy untuk dilakukan proses perhitungan selanjutnya. Pada proses ini digunakan model takagi sugeno. Pada proyek akhir ini digunakan dua rule yaitu: jika *mx1* bertemu *my1* maka akan dilanjutkan ke *W1*, dan jika *mx2* bertemu *my2* maka akan dilanjutkan ke *W2*. nilai *W1* dan *W2* didapat dari hasil pencarian nilai minimum untuk masing – masing input keanggotaan fuzzy.

Pada layer 4 dilakukan proses defuzzyfikasi dilakukan perhitungan mentransformasi hasil fuzzy ke bentuk keluaran yang *crisp*. Pada layer ini dilakukan perhitungan LSA untuk mendapatkan nilai parameter konsekuen.

Pada layer 5 dilakukan proses *summary* dari dua output pada layer 4. Pada ANFIS system fuzzy terletak pada layer 1,2,3 dan 4. dimana system fuzzy ini adalah sebagai penentu hidden node yang terdapat pada system neural network.

**Alur mundur**

Pada blok diagram Gambar 3 dijelaskan mengenai sistematika alur mundur dari suatu sistem ANFIS. Pada proses ini dilakukan algoritma EBP (*Error Backpropagation*) dimana pada setiap layer dilakukan perhitungan error untuk melakukan update parameter-parameter ANFIS.



**Gambar 3.** Blok diagram alur mundur ANFIS untuk time series forecasting

Pada layer 5 dilakukan perhitungan error dengan rumus differensial dari perhitungan MSE yaitu:

$$\varepsilon = \partial \left[ \frac{(y_d - y)^2}{2} \right]$$

Nilai  $y_d$  adalah output aktual, dan nilai  $y$  adalah output ANFIS.

Pada layer 4 tidak dilakukan perhitungan error hal ini dikarenakan pada alur mundur tidak terjadi update nilai parameter konsekuen yang terdapat pada layer 4. Untuk perhitungan error layer 3 dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$\varepsilon_3(i) = \varepsilon_5 * o4(i), \quad i=1,2$$

Pada layer 2 dilakukan perhitungan error dengan melibatkan error 5 dan error 3 yaitu:

$$\varepsilon_2(i) = \varepsilon_3(i) * \frac{\omega(n)}{(\omega_1 * \omega_2)^2}, \quad n=2,1$$

Pada layer 1 dilakukan perhitungan error dengan melibatkan error 5, 3 dan error 2 yaitu:

$$\varepsilon_1(i, j) = \varepsilon_2(i) * \mu(n, k), \quad i=1,2 \quad n=2,1$$

Setelah dilakukan perhitungan error pada setiap layer maka dilakukan update data parameter ANFIS dengan proses differensial masing-masing parameter premis terhadap fungsi gaussian. Dimana pada perhitungan ini nilai error sebelumnya diinputkan.

Berikut adalah rumus untuk memperoleh parameter delta mean pada ANFIS setelah proses differensial.

$$\Delta mean(i, j) = rate * \varepsilon_1(i, j) * 2 * m(i, k) * \left[ \frac{x - mean(i, j)}{var(i, j)^2} \right]$$

Nilai delta mean selanjutnya dijumlahkan dengan nilai mean sebelumnya untuk menghasilkan nilai mean yang baru

$$mean\_baru = \Delta mean + mean$$

Berikut adalah rumus untuk memperoleh parameter delta varians pada ANFIS setelah proses differensial.

$$\Delta var(i, j) = rate * \varepsilon_1(i, j) * 2 * m(i, k) * \left[ \frac{(x - mean(i, j))^2}{var(i, j)^3} \right]$$

Nilai delta varians selanjutnya dijumlahkan dengan nilai varians sebelumnya untuk menghasilkan nilai varians yang baru

$$var\_baru = \Delta var + var$$

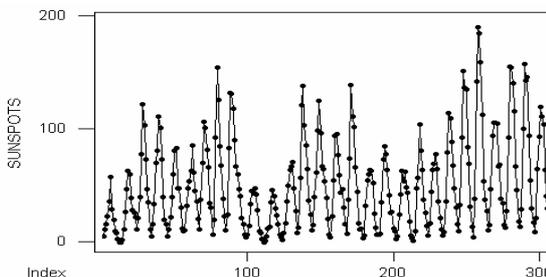
Proses perhitungan diatas akan berulang terus menerus sampai nilai MSE memenuhi nilai error maksimum yang diinginkan oleh user.

#### 4. UJI COBA DAN ANALISA

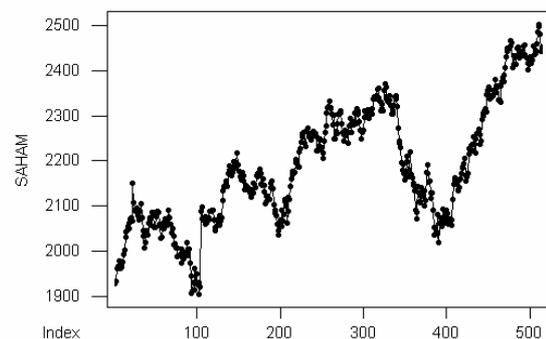
Uji coba dilakukan terhadap 4 tipe data yaitu stasioner, random, non stasioner dan musiman.

Data Time Series Bertipe Stasioner berupa data sunspot tahunan sebanyak 306 data didapatkan dari Solar Influences Data Analysis Center (SIDC) for Sunspot Index dapat dilihat pada Gambar 4.

Data Time Series Bertipe Random berupa data harga saham Telkom periode harian, mulai 2 Januari 1998 sampai dengan 30 April 1999 sejumlah 323 data. Data ini diperoleh dari lembaran publikasi Jakarta Stock Exchange (JSX Monthly Statistics) dapat dilihat pada Gambar 5.

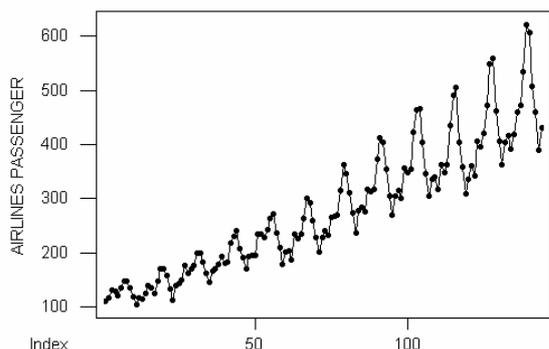


**Gambar 4.** Plot data time series sunspot



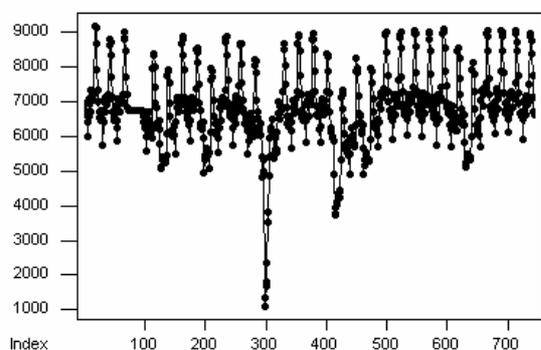
**Gambar 5.** Plot data time series harga saham periode harian

Data Time Series Bertipe Non Stasioner berupa data jumlah penumpang pesawat terbang internasional (Airline data) sejumlah 144 data[7] dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Plot data *time series* Airline periode bulanan

Data Time Series Bertipe Musiman berupa data beban energi listrik se Jawa-Bali dengan periode per jam (MW) sebanyak 744 data seperti pada Gambar 7.



**Gambar 7.** Plot data *time series* beban listrik harian

Perbandingan nilai MSE hasil peramalan yang dilakukan oleh model ARIMA dan ANFIS untuk 1 (satu) tahap kedepan s/d 10 (sepuluh tahap kedepan). Pada sub bab sebelumnya sudah dilakukan perbandingan nilai MSE untuk tiap-tiap time lag.

Dengan melihat hasil perbandingan nilai MSE pada Tabel 2 dapat diketahui bahwa model ANFIS memiliki hasil yang baik untuk melakukan peramalan untuk data jenis random (data saham) dimana pada hasil peramalan ini menghasilkan nilai MSE yang paling kecil dari nilai MSE keseluruhan yaitu 31.25. Metode ANFIS juga memiliki hasil yang baik untuk melakukan peramalan pada data time series tipe stasioner (data sunspot) dan musiman (data beban listrik), hal ini dapat dilihat dari nilai MSE yang dihasilkan ANFIS lebih kecil dari ARIMA.

Pada pengujian ini metode ANFIS kurang menghasilkan nilai yang baik saat melakukan peramalan untuk data non stasioner (data airline), hal ini dapat dilihat dari nilai MSE ANFIS lebih besar dari ARIMA. Pada 1 tahap peramalan kedepan saja nilai MSE ANFIS memiliki selisih yang cukup jauh dengan ARIMA yaitu 219.

**Tabel 2.** Perbandingan nilai MSE metode ANFIS dan ARIMA untuk semua data.

DATA	Tahap ke depan	MSE	
		ARIMA	ANFIS (Rata-rata lag)
<i>Sunspot (Stasioner)</i> Data training 150	1	459.12	433.51
	2	369.12	279.75
	3	399.93	214.68
	4	555.14	214.94
	5	877.06	337.19
	6	1277.64	607.34
	7	1560.53	924.93
	8	1532.34	1054.80
	9	1362.87	989.92
	10	1369.35	913.32
<i>Saham (Random)</i> Data training 400	1	73.44	31.25
	2	281.81	67.54
	3	591.79	189.11
	4	775.08	253.14
	5	754.74	226.62
	6	909.12	277.41
	7	913.80	263.14
	8	824.99	411.44
	9	986.99	950.52
	10	1188.92	1513.96
<i>Airline (Non stasioner)</i> Data training 100	1	77.74	296.71
	2	3048.66	3656.60
	3	7018.78	7729.59
	4	9232.01	9846.35
	5	8220.58	8675.55
	6	6864.59	7243.54
	7	6023.49	6452.47
	8	5270.75	5676.98
	9	4690.11	5075.39
	10	4240.32	4734.19
<i>Beban listrik (Musiman)</i> Data training 300	1	168395.33	29602.38
	2	144248.04	276000.71
	3	121131.84	1404351.07
	4	55804.61	2278417.07
	5	878906.25	3979555.78
	6	1411676.66	5808119.70
	7	2108245.92	7777549.35
	8	1921744.51	9479514.12
	9	1586844.09	10920091.54
	10	1748477.29	12343707.34

## 5. KESIMPULAN

Dari uni coba ANFIS untuk peramalan beberapa jenis data time series dapat diambil beberapa kesimpulan:

- 1 Proses peramalan data time series dengan menggunakan metode ANFIS menghasilkan proses belajar yang baik dimana nilai error training data mampu mencapai 0 (nol).
- 2 Hasil peramalan dengan metode ANFIS menghasilkan nilai MSE yang lebih kecil untuk data time series tipe stasioner (data sunspot), random (data saham), musiman (data beban listrik).
- 3 Pada data airline nilai MSE metode ANFIS lebih tinggi dibandingkan ARIMA, hal ini dikarenakan perubahan fluktuasi data yang sangat tinggi, sehingga sangat sulit untuk melakukan perhitungan prediksi data pada tahap kedepan meskipun didapatkan proses belajar yang baik.

## PUSTAKA

- [1] Jang, J.-S. R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 23(03):665-685.
- [2] Jang, J.-S. R. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. New Jersey Prentice-Hall.
- [3] Gorzalczany M. B., A. Gluszek. 2000. Neuro-fuzzy systems for rule-based modeling of dynamic processes. *Proceedings of ESIT 2000*, pp. 416-422.
- [5] Sudarmin, Drs., *Modul Ajar Time Series MODEL ARIMA (Box-Jenkins Method)*, Program Pasca Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, 2003.
- [6] Fariza Arna. M.Kom., “*Tesis Hybrid Algorithma Genetika Simulated Annealing untuk peramalan Data Time series*” Program Pasca Sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Juli 2003.
- [7] G. Atsalakis, Ucenic “*Time series prediction of water consumption using neuro-fuzzy (ANFIS) approach*”.