

STUDI KOMPARASI IMPLEMENTASI JARINGAN BASIS RADIAL DAN FUZZY INFERENCE SYSTEM TSK UNTUK PENYELESAIAN CURVE FITTING

Sri Kusumadewi

Teknik Informatika
Universitas Islam Indonesia
Jl. Kaliurang Km 14,5 Yogyakarta
cicie@fti.uii.ac.id

ABSTRACT

In soft computing, some methods are powerful to solve curve fitting problems. Radial basis net is a method in artificial neural network that can implement for it. Another method is fuzzy inference system. This research will compare those methods to solve curve fitting in forecasting problem. We use 45 data training (or clustering), and 10 data testing. The result of this research, in this case, is radial basis net has better performance than FIS with TSK. In radial basis net, checking in data training, we get correlation coefficient, 1. In FIS TSK, checking in data training, we get correlation coefficient, 0.99. In radial basis net, checking in data testing, we get correlation coefficient, 0.998, and mean square error, 03616. In FIS TSK, checking in data testing, we get correlation coefficient, 0.994, and mean square error, 09128.

Keywords: radial basis net, fuzzy inference system

1. PENDAHULUAN

Pada soft computing, ada beberapa metode yang cukup handal untuk menyelesaikan *curve fitting*. Pada jaringan syaraf dikenal jaringan basis radial (*radial basis net*) yang bisa digunakan untuk memecahkan masalah ini. Satu parameter yang sangat menentukan pada jaringan basis radial adalah besarnya *spread* yang akan mempengaruhi nilai bobot bias pada lapisan tersembunyi. Pada logika fuzzy dikenal *Fuzzy Inference System* (FIS) yang juga bisa digunakan untuk menyelesaikan *curve fitting* ini. Metode inferensi yang dibangun oleh Takagi-Sugeno-Kang (TSK) merupakan salah satu metode yang sering digunakan untuk keperluan ini.

Apabila dimiliki sejumlah data, kemudian akan dikenakan *curve fitting* pada data-data tersebut, maka dapat dilakukan pelatihan dengan menggunakan jaringan basis radial. Selain itu dapat juga dilakukan *fuzzy clustering* terhadap data-data tersebut untuk mendapatkan pusat-pusat cluster dan standar deviasinya (*subtractive clustering*), yang nantinya akan dapat digunakan sebagai input himpunan fuzzy dalam *fuzzy inference system*.

Pada penelitian ini kedua metode tersebut (jaringan basis radial dan fuzzy inference system model TSK) akan dipakai untuk menyelesaikan *curve fitting* dengan kasus

peramalan harga jual produk pada suatu pusat grosir dengan input ketersediaan barang dan harga dasar produk.

2. DASAR TEORI

2.1 Jaringan Basis Radial

Pada jaringan basis radial, input yang akan diolah oleh fungsi aktivasi bukan merupakan hasil penjumlahan terbobot dari data input, namun berupa vektor jarak antara vektor bobot dan vektor input yang dikalikan dengan bobot bias. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah [1]:

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (1)$$

Fungsi basis radial ini memiliki nilai maksimum 1, yang terjadi apabila input yang diterima bernilai 0 (jarak antara bobot dengan input 0). Sehingga apabila jarak antara bobot dengan input berkurang, fungsi ini akan memberikan output lebih besar.

Jaringan basis radial terdiri-atas 1 lapisan tersembunyi dengan fungsi aktivasinya adalah fungsi basis radial persamaan (1), dan lapisan output dengan fungsi aktivasi identitas.

Misal: vektor input = p, dan vektor target = t; jumlah vektor pasangan input-target = Q, dan jumlah variabel input = R, dan jumlah variabel target = S [5]:

1. Set bobot lapisan input ke lapisan tersembunyi sama dengan vektor input: $w1 = p$.
2. Cari: D_{ij} = jarak titik ke-i dengan bobot ke-j; $i,j=1,2,\dots,Q$.

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^R (p_{ik} - w1_{jk})^2} \quad (2)$$

3. Cari: $a1$ = hasil aktivasi dengan fungsi basis radial dari jarak titik dikalikan bias.

$$a1_{ij} = e^{-(b1 \cdot D_{ij})^2} \quad (3)$$

dengan:

$$b1 = \frac{\sqrt{-\ln(0.5)}}{\text{spread}}; \quad (4)$$

spread merupakan bilangan real positif.

4. Cari bobot lapisan dan bobot bias lapisan, $w2_k$ dan $b2_k$, pada setiap $k=1,2,\dots,S$; dengan menyelesaikan sistem persamaan linear berikut yang dapat diselesaikan dengan metode *least square*:

$$\begin{aligned} a1_{11}w2_{k1} + a1_{12}w2_{k2} + \dots + a1_{1R}w2_{kR} + b2_k &= t_{k1} \\ a1_{21}w2_{k1} + a1_{22}w2_{k2} + \dots + a1_{2R}w2_{kR} + b2_k &= t_{k2} \\ \dots & \\ a1_{Q1}w2_{k1} + a1_{Q2}w2_{k2} + \dots + a1_{QR}w2_{kR} + b2_k &= t_{kR} \end{aligned}$$

Untuk simulasi, output jaringan syaraf $a2_{ki}$, pada setiap $k=1,2,\dots,S$; $i=1,2,\dots,Q$:

$$a_{2ki} = a_{1i1}w_{2k1} + a_{1i2}w_{2k2} + \dots + a_{1iR}w_{2kR} + b_{2k}$$

2.2 Algoritma Pengujian dengan Jaringan Probabilistik

Selain dengan menggunakan pendekatan fungsi, salah satu cara untuk mendapatkan derajat keanggotaan dalam suatu himpunan fuzzy adalah dengan menggunakan fuzzy clustering. Setelah variabel-variabel terbagi atas himpunan-himpunan fuzzy, dimana dalam menentukan derajat keanggotaan dalam setiap himpunan digunakan fuzzy clustering, maka selanjutnya dapat dibangun *fuzzy inference system*.

Apabila terdapat n buah data dimana setiap data memiliki p variabel (atribut), maka data-data tersebut dapat disusun menjadi sebuah matriks X yang berukuran nxp. Dengan menggunakan fuzzy subtractive clustering dengan: jari-jari (r), accept ratio, reject ratio, dan squash factor tertentu, akan diperoleh pusat cluster C dan sigma (standar deviasi) [2].

Untuk membentuk FIS dari hasil clustering ini, dapat digunakan metode inferensi fuzzy Sugeno orde satu. Sebelumnya, data yang ada dipisahkan terlebih dahulu antara data pada variabel-variabel input dengan data pada variabel output. Misalkan jumlah variabel input adalah m, dan variabel output biasanya 1. Pada metode ini, akan diperoleh kumpulan aturan yang berbentuk [4][3]:

[R1] IF (x₁ is A₁₁) o (x₂ is A₁₂) o ... o (x_n is A_{1m}) THEN (z=k₁₁x₁ + ... + k_{1m}x_m + k₁₀);

[R2] IF (x₁ is A₂₁) o (x₂ is A₂₂) o ... o (x_n is A_{2m}) THEN (z=k₂₁x₁ + ... + k_{2m}x_m + k₂₀);

...

[Rr] IF (x₁ is A_{m1}) o (x₂ is A_{m2}) o ... o (x_n is A_{rm}) THEN (z=k_{r1}x₁ + ... + k_{rm}x_m + k_{r0});

dengan:

- A_{ij} adalah himpunan fuzzy aturan ke-i variabel ke-j sebagai anteseden,
- k_{ij} adalah koefisien persamaan output fuzzy aturan ke-i variabel ke-j (i=1,2,...,r; j=1,2,...,m), dan k_{i0} adalah konstanta persamaan output fuzzy aturan ke-i;
- tanda o menunjukkan operator yang digunakan dalam anteseden.

Jumlah aturan = r yang terbentuk, sama dengan jumlah cluster yang terbentuk. Misalkan setelah melakukan clustering diperoleh 5 pusat cluster, maka nantinya dalam FIS juga akan memiliki sebanyak 5 buah aturan.

Untuk mempermudah komputasi, matriks K yang berukuran r x (m+1):

$$K = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \dots & k_{1m} & k_{10} \\ k_{21} & k_{22} & \dots & k_{2m} & k_{20} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ k_{r1} & k_{r2} & \dots & k_{rm} & k_{r0} \end{bmatrix}$$

disusun menjadi satu vektor **k**:

$$k = [k_{11} \quad k_{12} \quad \dots \quad k_{1m} \quad k_{10} \quad k_{21} \quad k_{22} \quad \dots \quad k_{2m} \quad k_{20} \quad \dots \quad k_{r1} \quad k_{r2} \quad \vdots \quad k_{rm} \quad k_{r0}]^T$$

yang berukuran $r * (m+1)$.

Karena terdapat n buah titik data, maka dapat dicari derajat keanggotaan setiap titik data i dalam setiap cluster k dengan menggunakan fungsi Gauss sebagai berikut:

$$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(X_{ij}-C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (5)$$

Berbeda dengan derajat keanggotaan pada fuzzy subtractive clustering, pada bagian ini derajat keanggotaan hanya melibatkan variabel-variabel input saja. Untuk selanjutnya nilai $j=1,2,\dots,m$ (m = jumlah variabel input). Kemudian derajat keanggotaan setiap data i dalam cluster k ini dikalikan dengan setiap atribut j dari data i , misalkan dinamai dengan d_{ij}^k :

$$\begin{aligned} d_{ij}^k &= X_{ij} * \mu_{ki} \quad \text{dan} \\ d_{i(m+1)}^k &= \mu_{ki} \end{aligned} \quad (6)$$

Proses normalisasi dilakukan dengan cara membagi d_{ij}^k dan $d_{i(m+1)}^k$ dengan jumlah derajat keanggotaan setiap titik data i pada cluster k , diperoleh:

$$d_{ij}^k = \frac{d_{ij}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \quad (7)$$

$$d_{i(m+1)}^k = \frac{d_{i(m+1)}^k}{\sum_{k=1}^r \mu_{ki}} \quad (8)$$

Langkah selanjutnya adalah membentuk matriks U yang berukuran $n \times (r*(m+1))$ dengan:

- u_{i1} = d_{i1}^1 ;
- u_{i2} = d_{i2}^1 ;
- u_{im} = d_{im}^1 ;
- $u_{i(m+1)}$ = $d_{i(m+1)}^1$;
- $u_{i(m+2)}$ = d_{i1}^2 ;
- $u_{i(m+3)}$ = d_{i2}^2 ;
- $u_{i(2m)}$ = d_{im}^2 ;
- $u_{i(2m+1)}$ = $d_{i(m+1)}^2$;
- $u_{i(r*(m+1)-m)}$ = d_{i1}^r ;
- $u_{i(r*(m+1)-m+1)}$ = d_{i2}^r ;
- $u_{i(r*(m+1)-1)}$ = d_{im}^r ;
- $u_{i(r*(m+1))}$ = $d_{i(m+1)}^r$;
- dst

Sehingga untuk n titik data akan diperoleh matriks U sebagai berikut:

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1m} & u_{1(m+1)} & u_{1(m+2)} & \dots & u_{1(r*(m+1))} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2m} & u_{2(m+1)} & u_{2(m+2)} & \dots & u_{2(r*(m+1))} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \dots & u_{nm} & u_{n(m+1)} & u_{n(m+2)} & \dots & u_{n(r*(m+1))} \end{bmatrix}$$

Vektor z , sebagai vektor output berbentuk:

$$z = [z_1 \quad z_2 \quad \dots \quad z_n]^T$$

Dari vektor k , matriks U , dan vektor z ini dapat dibentuk suatu sistem persamaan linear yang berbentuk:

$$U * k = z \tag{9}$$

untuk mencari nilai koefisien output tiap-tiap aturan pada setiap variabel (k_{ij} , $i=1,2,\dots,r$; dan $j=1,2,\dots,m+1$). Matriks U bukan matriks bujursangkar, sehingga untuk menyelesaikan persamaan ini digunakan metode kuadrat terkecil (*least square*).

Untuk membentuk anteseden, setiap variabel input juga akan terbagi menjadi r himpunan fuzzy, dengan setiap himpunan memiliki fungsi keanggotaan Gauss, dengan derajat keanggotaan data X_i , variabel ke- j , himpunan ke- k dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu_{\text{Var-j;Himp-k}} [X_i] = e^{-\frac{(X_{ij}-C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}}$$

Dengan aturan-aturan sebagai berikut:

[R1] : IF (X_{i1} is $V1H1$) o (X_{i2} is $V2H1$) o ... o (X_{im} is $VmH1$) THEN $Y = Z_1$

[R2] : IF (X_{i1} is $V1H2$) o (X_{i2} is $V2H2$) o ... o (X_{im} is $VmH2$) THEN $Y = Z_2$

[R3] : IF (X_{i1} is $V1H3$) o (X_{i2} is $V2H3$) o ... o (X_{im} is $VmH3$) THEN $Y = Z_3$

.....

[Rr] : IF (X_{i1} is $V1Hr$) o (X_{i2} is $V2Hr$) o ... o (X_{im} is $VmHr$) THEN $Y = Z_r$

dengan $V_p H_q$ adalah variabel ke- p himpunan ke- q .

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilakukan melalui langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Menentukan vektor pasangan input dan target sistem.
- b. Membangun jaringan basis radial, dan melakukan pelatihan pada jaringan tersebut.
- c. Melakukan clustering dengan subtractive clustering, dan membentuk fuzzy inference system dengan input hasil clustering.
- d. Membandingkan kedua metode dengan menggunakan data-data yang ada.

4. HASIL PENELITIAN

4.1 Data Input

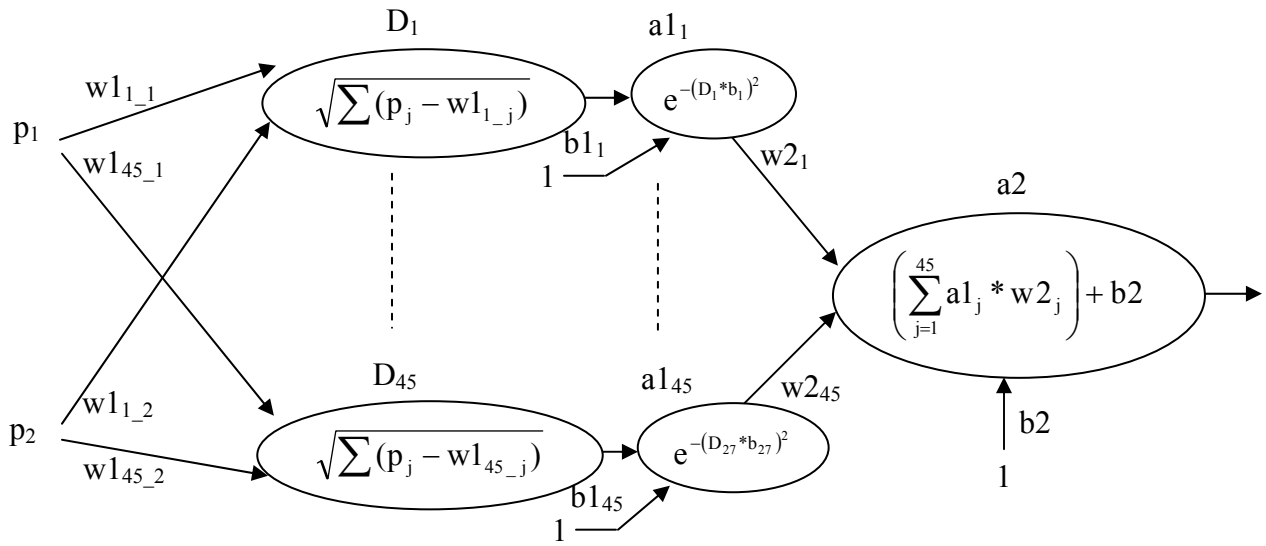
Data pelatihan merupakan pasangan vektor input-target. Input sistem adalah ketersediaan dan harga dasar, sedangkan outputnya adalah harga jual. Tabel 1 menunjukkan 55 pasangan vektor data input-target. Data ke-1 sampai 45 akan digunakan sebagai data yang akan dilatih (atau dicluster), sedangkan 10 data sisanya (data ke-46 sampai 55) akan digunakan sebagai data uji.

Tabel 1 Vektor data input-target.

Data ke-	Ketersediaan (unit)	Harga Dasar (xRp1000)	Harga Jual (xRp1000)	Data ke-	Ketersediaan (unit)	Harga Dasar (xRp1000)	Harga Jual (xRp1000)
1	27	87	90	29	29	106	108
2	26	96	95	30	30	197	200
3	24	95	92	31	32	110	115
4	26	93	92	32	35	117	125
5	23	92	88	33	28	124	125
6	27	88	92	34	33	125	131
7	38	88	99	35	32	131	136
8	27	96	96	36	34	135	142
9	28	98	99	37	33	143	149
10	29	99	101	38	30	148	151
11	30	99	102	39	36	152	161
12	26	102	101	40	33	161	167
13	27	100	100	41	31	167	171
14	37	101	111	42	32	170	175
15	28	114	115	43	30	174	177
16	24	112	109	44	33	186	192
17	23	111	107	45	34	183	190
18	22	105	100	46	29	96	98
19	25	102	100	47	30	98	101
20	24	98	95	48	27	101	102
21	29	97	99	49	38	101	112
22	26	97	96	50	26	112	111
23	25	98	96	51	25	111	109
24	28	96	97	52	28	109	110
25	29	95	97	53	30	110	113
26	30	98	101	54	31	113	117
27	31	101	105	55	30	117	120
28	28	105	106				

4.2 Membentuk Jaringan Basis Radial

Jaringan basis radial yang dibangun memiliki jumlah neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 45 neuron, dan 1 neuron pada lapisan output. Arsitektur jaringan seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur jaringan basis radial.

Bobot pada lapisan tersembunyi ($w1$) nilainya sama dengan vektor input. Dengan menggunakan spread = 6, diperoleh bobot bias lapisan tersembunyi $b1_i = 0,1388$ dengan $i=1,2,\dots,45$. Sedangkan bobot pada lapisan output ($w2$) adalah:

$$w2 = 10^4 * \begin{bmatrix} -0.0757 & 1.2755 & -0.0249 & -0.1650 & 0.0075 & 0.1018 & -0.0008 \\ 0 & 0.6409 & -0.2268 & -0.1577 & -0.0983 & 0.0668 & -0.0002 \\ -0.0008 & 0.0038 & -0.0040 & 0.0031 & 0.0049 & -0.2486 & -0.1937 \\ -1.9837 & 0.8579 & -0.0351 & -0.0094 & 0.1915 & 0.0395 & 0.0650 \\ -0.0420 & 0.0089 & 0.0034 & 0.0010 & 0.0007 & 0.0012 & 0.0002 \\ 0.0026 & 0.0018 & 0.0019 & 0.0036 & 0.0042 & 0.0014 & 0.0016 \\ 0.0044 & 0.0045 & 0.0037 \end{bmatrix}$$

dan bobot bias lapisan output ($b2$) = 106.9771.

4.3 Membangun FIS dengan TSK

Sebelum dibangun FIS, terlebih dahulu dilakukan clustering terhadap data training dengan menggunakan subtractive clustering dengan parameter-parameter: influence range = 0,3; accept ratio = 0,5; dan reject ratio = 0,15; diperoleh 5 cluster dengan:

- Pusat cluster (C) = [27 96; 31 101; 32 170; 23 111; 34 135]
- Standar deviasi (S) = [1.6971 11.6673]

Dari sini akan diperoleh derajat keanggotaan setiap data pada setiap cluster seperti pada persamaan (5). Kemudian koefisien setiap persamaan linear untuk setiap aturan (k) dapat dicari dengan menggunakan persamaan (9):

$$k = \begin{bmatrix} 1.847 & 0.7186 & -21.63; \\ 1.105 & 1.231 & -53.89; \\ 0.9693 & 1 & -26.09; \\ 1.56 & 0.9966 & -39.19; \end{bmatrix}$$

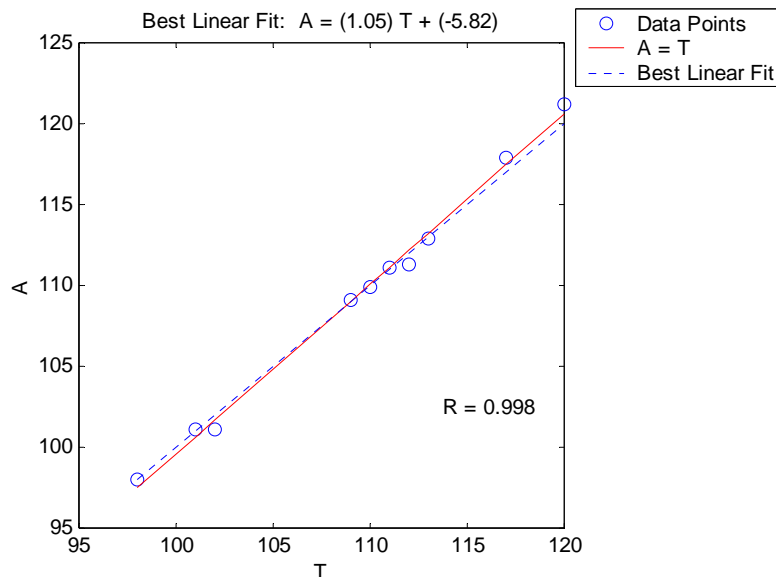
1.151 1.012 -33.7]

dengan: k_{i1} adalah koefisien output aturan ke-i pada variabel ketersediaan, k_{i2} adalah koefisien output aturan ke-i pada variabel harga dasar, dan k_{i3} adalah konstanta.

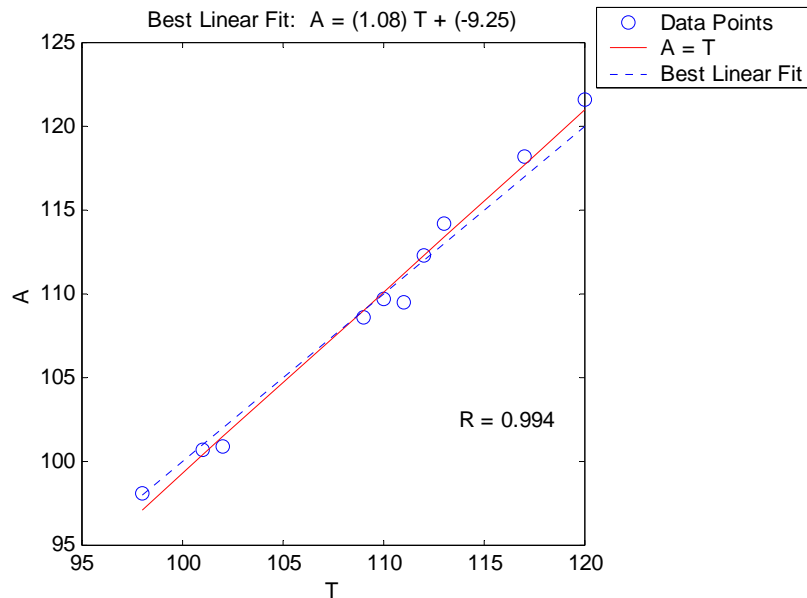
4.3 Hasil Pengujian

Hasil pengujian dengan menggunakan jaringan basis radial pada data training memberikan nilai koefisien korelasi antara target dengan output jaringan sebesar 1, sedangkan pada FIS TSK memberikan hasil koefisien korelasi sebesar 0,99.

Sedangkan pengujian dengan data yang tidak dilatih (10 data) menggunakan jaringan basis radial memberikan koefisien korelasi antara target dengan output jaringan sebesar 0,998 (Gambar 2), sedangkan pada FIS TSK memberikan hasil koefisien korelasi sebesar 0,994 (Gambar 3). Tabel 2 menunjukkan error yang terjadi untuk setiap data pengujian.



Gambar 2 Koefisien korelasi antara target dan output jaringan basis radial.



Gambar 3 Koefisien korelasi antara target dan output FIS TSK.

Tabel 2 Output dan error jaringan basis radial dan FIS TSK.

Data ke-	Harga Jual (target)	Jaringan Basis Radial		FIS dengan TSK	
		Output	Error	Output	Error
1	98	97.97	0.03	98.07	-0.07
2	101	101.00	0.00	100.62	0.38
3	102	101.03	0.97	100.82	1.18
4	112	111.29	0.71	112.25	-0.25
5	111	111.02	-0.02	109.45	1.55
6	109	109.02	-0.02	108.59	0.41
7	110	109.84	0.16	109.68	0.32
8	113	112.81	0.19	114.15	-1.15
9	117	117.90	-0.90	118.11	-1.11
10	120	121.14	-1.14	121.52	-1.52
Mean Square Error (MSE)			0.3616		0.9128

Pada Tabel 2, terlihat bahwa hasil pengujian dengan jaringan basis radial, pada kasus ini, memberikan hasil yang lebih baik ($MSE = 0,3616$), dibanding dengan FIS TSK ($MSE = 0,9128$).

5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa:

1. Untuk kasus yang diberikan penyelesaian *curve fitting* dengan jaringan basis radial memiliki kinerja yang lebih baik dibanding dengan *fuzzy inference system* model TSK.

2. Hasil yang diperoleh pada data training dengan jaringan basis radial: koefisien korelasi antara target dengan output jaringan sebesar 1, dan FIS TSK sebesar 0,99.
3. Hasil yang diperoleh pada data uji dengan jaringan basis radial: koefisien korelasi antara target dengan output jaringan sebesar 0,998; sedangkan FIS TSK sebesar 0,994; dan *mean square error* (MSE) untuk jaringan basis radial sebesar 0,3616; dan FIS TSK sebesar 0,9128.

PUSTAKA

- [1] Demuth, Howard dan Mark Beale. *Neural Network Toolbox for Use in MATLAB*. USA: Mathwork, Inc. 1998.
- [2] Gellley, Ned dan Roger Jang. *Fuzzy Logic Toolbox*. USA: Mathwork, Inc. 2000.
- [3] Sri Kusumadewi. *Analisis & Desain Sistem Fuzzy (Menggunakan TOOLBOX MATLAB)*. Yogyakarta: Graha Ilmu. 2002.
- [4] Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu. 2004.
- [5] Sri Kusumadewi. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan dengan Toolbox MATLAB dan Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu. 2004.