

BAB II

LANDASAN TEORI

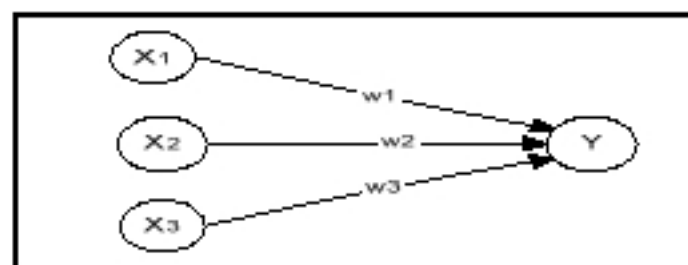
2.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Menurut Jong Jek Siang (2004:2-3) Jaringan Syaraf Tiruan atau *Artificial Neural Network* adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. Jaringan Syaraf Tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa:

- Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron).
- Sinyal dikirimkan diantara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung.
- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
- Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada jumlah input yang diterima. Besarnya output ini selanjutnya dibandingkan suatu batas ambang.

Jaringan Syaraf Tiruan ditentukan oleh 3 (tiga) hal yaitu:

- Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan).
- Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode *training/learning/algorithm*).
- Fungsi aktivasi.



Gambar 2.1 Ilustrasi Jaringan Syaraf Tiruan

Pada Gambar 2.1, neuron Y menerima input dari neuron x_1 , x_2 , dan x_3 dengan bobot hubungan masing-masing adalah w_1 , w_2 , dan w_3 . Ketiga impuls neuron yang ada dijumlahkan

$$\text{net} = x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3 \quad (2.1)$$

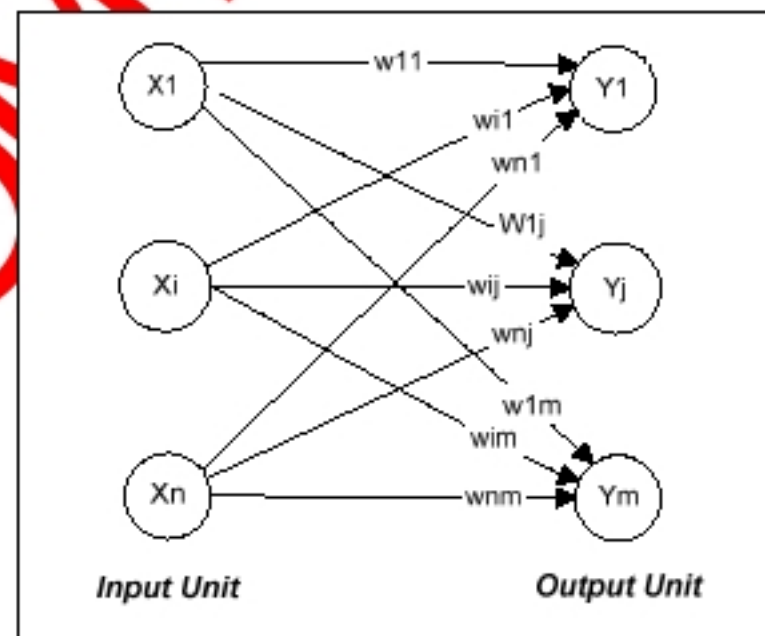
Besarnya impuls yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi $Y = f(\text{net})$. Apabila nilai fungsi aktivasi cukup kuat, maka sinyal akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi (keluaran model jaringan) juga dapat dipakai sebagai dasar untuk merubah bobot.

2.1.1 Arsitektur Jaringan syaraf Tiruan

Menurut Jong Jek Siang (2004:24-25) Jaringan syaraf dapat diklasifikasikan menjadi 2 (dua) jenis yaitu *single layer* dan *multi layer*, yaitu:

a. Jaringan Layar Tunggal (*Single Layer Network*)

Dalam jaringan ini, sekumpulan input neuron dihubungkan langsung dengan sekumpulan outputnya.



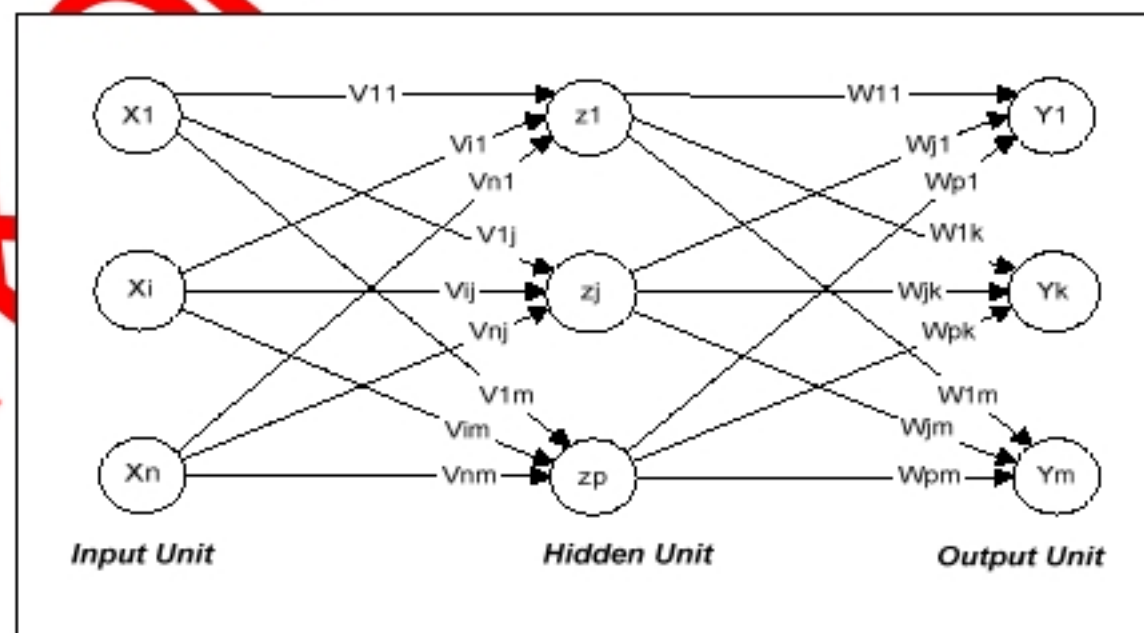
Gambar 2.2 Jaringan Layar Tunggal

Gambar 2.2 menunjukkan arsitektur jaringan dengan n unit input (x_1, x_2, \dots, x_n) dan m buah unit output (Y_1, Y_2, \dots, Y_m). Perhatikan bahwa dalam jaringan ini, semua unit input dihubungkan dengan semua unit output, meskipun dengan bobot yang berbeda-beda. Tidak ada unit input yang dihubungkan dengan unit input lain. Demikian pula dengan unit output.

Besarnya w_{ij} menyatakan bobot hubungan antar unit ke- i dalam input dengan unit ke- j dalam output. Bobot-bobot ini saling independen. Selama proses pelatihan, bobot-bobot tersebut akan dimodifikasi untuk meningkatkan keakuratan hasil. Model semacam ini tepat digunakan untuk pengenalan pola karena kesederhanaannya.

b. Jaringan Layar Jamak (*Multi Layer Network*)

Jaringan layar jamak merupakan perluasan dari layar tunggal. Dalam jaringan ini, selain unit input dan output, ada unit-unit lain (sering disebut layar tersembunyi). Dimungkinkan pula ada beberapa layar tersembunyi. Sama seperti pada unit input dan output, unit-unit dalam satu layar tidak saling berhubungan.



Gambar 2.3 Jaringan Layar Jamak

Gambar 2.3 adalah jaringan dengan n buah unit input (x_1, x_2, \dots, x_n), sebuah layar tersembunyi yang terdiri dari p buah unit (z_1, \dots, z_p) dan m buah unit output (Y_1, Y_2, \dots, Y_m).

Jaringan layar jamak dapat menyelesaikan masalah yang lebih kompleks dibandingkan dengan layar tunggal, meskipun kadangkala proses pelatihan lebih kompleks dan lama.

2.1.2 Fungsi Aktivasi

Menurut Jong Jek Siang (2004:26) dalam Jaringan Syaraf Tiruan, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan keluaran suatu neuron. Argumen fungsi aktivasi adalah net masukan (kombinasi linier masukan dan bobotnya). Jika $\text{net} = \sum x_i w_i$, maka fungsi aktivasinya adalah $f(\text{net}) = f(\sum x_i w_i)$.

Beberapa fungsi aktivasi yang sering dipakai adalah sebagai berikut :

- a. Fungsi *threshold* (batas ambang)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq a \\ 0 & \text{jika } x < a \end{cases} \quad (2.2)$$

Untuk beberapa kasus, fungsi *threshold* yang dibuat tidak berharga 0 atau 1, tapi berharga -1 atau 1 (sering disebut *threshold* bipolar). Jadi

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq a \\ -1 & \text{jika } x < a \end{cases} \quad (2.3)$$

- b. Fungsi sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.4)$$

Fungsi sigmoid sering dipakai karena nilai fungsinya yang terletak antara 0 dan 1 dan dapat diturunkan dengan mudah.

$$f'(x) = f(x) (1 - f(x)) \quad (2.5)$$

c. Fungsi identitas

$$f(x) = x \quad (2.6)$$

fungsi identitas sering dipakai apabila menginginkan keluaran jaringan berupa sembarang bilangan riil (bukan hanya pada range $[0,1]$ atau $[-1,1]$)

2.2 Teori Fuzzy

2.2.1 Teori Himpunan Fuzzy

Menurut Sri Kusumadewi (2002:17) Himpunan Fuzzy didasarkan pada gagasan untuk memperluas jangkauan fungsi karakteristik sedemikian hingga fungsi tersebut akan mencakup bilangan real pada interval $[0,1]$. Nilai keanggotaannya menunjukkan bahwa suatu item dalam semesta pembicaraan tidak hanya berada pada 0 atau 1, namun juga nilai yang terletak di antaranya. Dengan kata lain, nilai kebenaran suatu item tidak hanya bernilai benar atau salah. Nilai 0 menunjukkan salah, nilai 1 menunjukkan benar, dan masih ada nilai-nilai yang terletak antara benar dan salah.

2.2.2 Fungsi Keanggotaan.

Menurut Sri Kusumadewi (2002:18) Fungsi Keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya (disebut juga derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1.

Menurut Jang (1997:24-26) Fungsi keanggotaan yang sering digunakan adalah sebagai berikut:

a. Fungsi keanggotaan segitiga

Fungsi keanggotaan yang mempunyai parameter a, b dan c dengan formulasi

$$\text{segitiga } f(x;a,b,c) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ (c - x)/(c - b); & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.7)$$

b. Fungsi keanggotaan trapesium

Fungsi keanggotaan yang mempunyai parameter a, b, c dan d dengan formulasi

$$\text{trapesium } f(x;a,b,c,d) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c); & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2.8)$$

c. Fungsi keanggotaan gaussian

Fungsi yang mempunyai parameter a, σ dengan formulasi

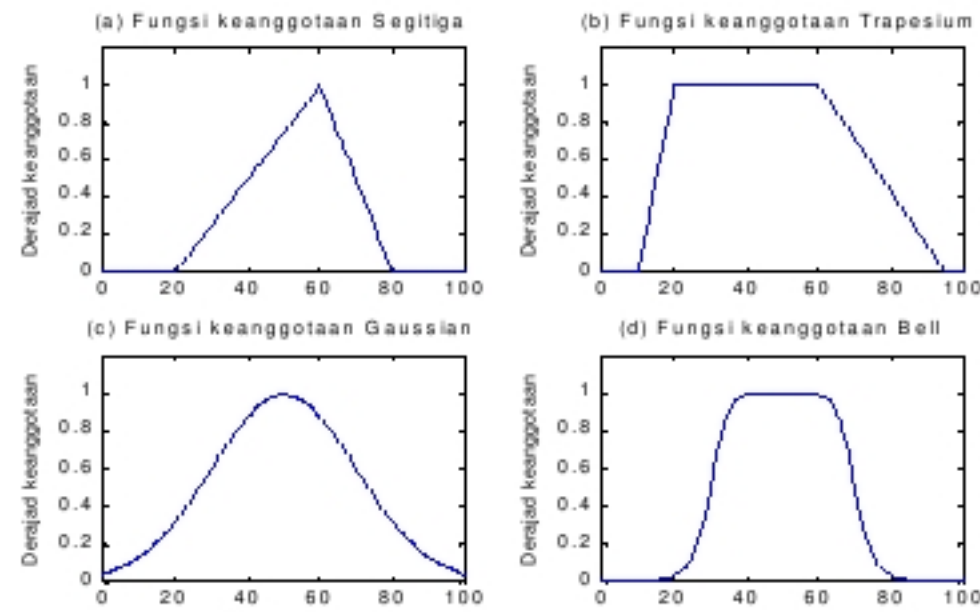
$$\text{gaussian } f(x; \sigma, a) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right] \quad (2.9)$$

d. Fungsi keanggotaan bell

Fungsi keanggotaan yang mempunyai parameter a, b, c dengan formulasi *bell*

$$f(x;a,b,c) = \frac{1}{\left(1 + \left|\frac{(x-c)^{2b}}{a}\right|\right)} \quad (2.10)$$

dengan b positif. Jika b negatif fungsi keanggotaan menjadi fungsi keanggotaan *bell* terbalik. Ilustrasi dari keempat fungsi keanggotaan diatas diperlihatkan pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 Jenis fungsi keanggotaan a). segitiga (x;20,60,80)
 b). trapesium (x;10,20,60,95) c). gaussian (x; 50, 20)
 d). bell (x;20,4,50)

2.2.3 Turunan dari Parameter Fungsi Keanggotaan

Menurut Jang (1997:34) untuk menghasilkan suatu sistem fuzzy yang adaptif, diperlukan adanya turunan dari fungsi keanggotaan yang digunakan berdasarkan input dan parameter fungsi keanggotaan. Turunan dari fungsi keanggotaan bell dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$y = \text{bell}(x; a, b, c) = \frac{1}{\left(1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}\right)}$$

$$\frac{dy}{dx} = \begin{cases} -\frac{2b}{x-c} y(1-y), & \text{if } x \neq c \\ 0, & \text{if } x = c \end{cases} \quad (2.11)$$

$$\frac{dy}{da} = \frac{2b}{a} y(1-y) \quad (2.12)$$

$$\frac{dy}{db} = \begin{cases} -2 \ln \left| \frac{x-c}{a} \right| y(1-y), & \text{if } x \neq c \\ 0, & \text{if } x = c \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\frac{dy}{dc} = \begin{cases} \frac{2b}{x-c} y(1-y), & \text{if } x \neq c \\ 0, & \text{if } x = c \end{cases} \quad (2.14)$$

2.2.4 Semesta Pembicaraan

Menurut Sri Kusumadewi (2002:25) Suatu model variabel fuzzy seringkali dideskripsikan dalam syarat-syarat ruang fuzzy-nya. Ruang ini biasanya tersusun atas beberapa himpunan fuzzy, himpunan-himpunan fuzzy yang *overlap* yang mana masing-masing himpunan fuzzy mendeskripsikan suatu arti tertentu dari variabel-variabel yang diijinkan dalam permasalahan. Sebagai contoh, model parameter Temperatur yang terbagi menjadi 4 himpunan fuzzy, yaitu: dingin, sejuk, hangat, dan panas.

Keseluruhan ruang permasalahan dari nilai terkecil hingga nilai terbesar yang diijinkan disebut dengan semesta pembicaraan (*universe of discourse*).

Semesta pembicaraan pada model variabel Temperatur adalah 100⁰C hingga 360⁰C, dengan domain himpunan fuzzy: dingin (100⁰C-180⁰C), sejuk (120⁰C-250⁰C), hangat (180⁰C-310⁰C), dan panas (250⁰C-360⁰C). Himpunan-himpunan fuzzy yang mendeskripsikan semesta pembicaraan ini tidak perlu simetris, namun harus selalu ada *overlap* pada beberapa derajat.

2.2.5 Operasi Himpunan Fuzzy

Menurut Sri Kusumadewi (2002:60) ada beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan

fuzzy. Berikut ini beberapa operasi logika fuzzy konvensional yang didefinisikan oleh Zadeh:

- a. Komplemen dari A (A'), dimana $\mu_{A'}(v) = 1 - \mu_A(v)$.
- b. Irisan dari A dan B ($A \cap B$), dimana $\mu_{(A \cap B)} = \min(\mu_A(v), \mu_B(v))$.
- c. Gabungan dari A dan B ($A \cup B$), dimana $\mu_{(A \cup B)} = \max(\mu_A(v), \mu_B(v))$.

2.3 Sistem Neuro-Fuzzy

Menurut Basuki Rahmat (2001:2) Jaringan neural adalah struktur jaringan yang 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 Back-Propagation* (EBP).

Secara garis besar proses EBP mengandung dua tahap melalui jaringan. Yang pertama, adalah tahap umpan maju, dengan suatu pola aktivitas (vektor input) diberikan kepada jaringan dan efeknya merambat melalui jaringan. Akhirnya suatu set keluaran dihasilkan sebagai respon jaringan. Tahap kedua adalah tahap mundur, dan bobot sinaptik (W_{ij}) dari jaringan diubah-ubah sesuai dengan aturan koreksi kesalahan. Secara rinci, respon aktual dari jaringan disubstraksi dengan suatu respon yang diinginkan untuk menghasilkan sinyal kesalahan. Sinyal kesalahan dirambatkan ke belakang melalui jaringan melawan arus bobot sinaptik, sehingga dinamakan propagasi balik dari kesalahan. Bobot sinaptik diubah sehingga respon aktual jaringan semakin mendekati respon yang

diinginkan. Kegunaan dari sistem ini adalah kemampuannya untuk belajar sendiri dari data-data numerik (pasangan data masukan-keluaran).

Selanjutnya, sistem fuzzy dapat melukiskan suatu sistem dengan pengetahuan linguistik yang mudah dimengerti. Sistem inferensi fuzzy dapat diperbaiki dengan algoritma propagasi balik berdasarkan pasangan data masukan-keluaran menggunakan arsitektur jaringan neural. Dengan cara ini memungkinkan sistem fuzzy dapat belajar. Menurut Jang (1997:458) gabungan sistem fuzzy dengan jaringan neural inilah yang disebut dengan neuro-fuzzy.

Sistem neuro-fuzzy berstruktur Mod_ANFIS (*Modified Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* atau biasa disebut juga *Modified Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System*). Termasuk dalam kelas jaringan neural namun berdasarkan fungsinya sama dengan inferensi fuzzy. Pada neuro-fuzzy, proses belajar pada jaringan neural dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbarui parameter-parameter sistem inferensi fuzzy.

2.3.1 Sistem Neuro-fuzzy dengan Algoritma Belajar yang telah Dimodifikasi

Neuro-fuzzy dengan struktur Mod_ANFIS memiliki kelebihan dibandingkan ANFIS standar yaitu adanya proses yang dapat meminimalkan kesalahan jaringan dan dapat mempercepat waktu proses. Pada ANFIS standar, algoritma belajar menggunakan dua tahap, tahap maju dengan digunakannya mekanisme inferensi fuzzy dan penggunaan metode *Least-Square Estimator* (LSE), dan tahap mundur digunakan aturan *Error Back-Propagation* (EBP) untuk menurunkan kesalahan jaringan.

Secara garis besar proses belajar antara ANFIS standar dengan Mod_ANFIS hampir sama yaitu dibagi menjadi dua tahap, tahap maju dan

mundur serta terdiri dari lima lapisan. Perbedaannya adanya modifikasi aturan koreksi kesalahan dari *error backpropagation* (EBP).

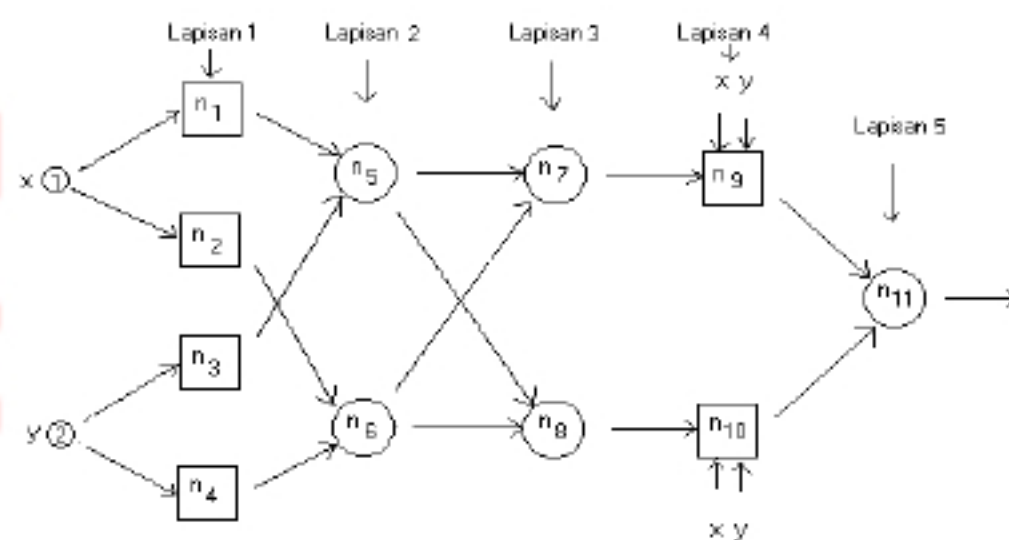
2.3.2 Aturan Belajar Mod_ANFIS

Menurut Basuki Rahmat (2001:3) Bagian inti dari sistem Mod_ANFIS adalah modifikasi aturan koreksi kesalahan dari EBP. Seperti halnya pada ANFIS standar, algoritma belajar dari Mod_ANFIS menggunakan dua tahap, tahap maju dengan digunakannya mekanisme inferensi fuzzy menggunakan struktur ANFIS dan penggunaan metode LSE, serta tahap mundur menggunakan metode EBP yang telah dimodifikasi.

A. Tahap Maju

Tahap maju menggunakan mekanisme inferensi fuzzy dengan struktur ANFIS dan menggunakan metode LSE.

Arsitektur pada Mod_ANFIS digambarkan dengan menggunakan dua masukan dan satu keluaran, dengan notasi sebagai berikut:



Gambar 2.5 Struktur Mod_ANFIS

Mekanisme pada struktur Mod_ANFIS dapat dijabarkan sebagai berikut:

Lapisan 1:

Mendefinisikan parameter fungsi keanggotaan ($a_1..a_4$, $b_1..b_4$, $c_1..c_4$), kemudian mengimplementasikan fungsi keanggotaan pada lapisan ini (dalam tugas akhir ini dipilih fungsi bell), dengan demikian keluaran dari simpul di lapisan ini merupakan fungsi bell. Untuk semua keluaran simpul pada tahap maju diberi simbol 'a', sehingga pada lapisan 1 diperoleh keluaran simpul n_{1a} s.d n_{4a} . Tanda a untuk membedakan dengan nilai keluaran simpul yang baru yang diberi simbol 'b' (setelah dikoreksi).

Lapisan 2:

Pada lapisan ini jika diterapkan logika fuzzy AND sebagai fungsi simpul, maka simpul keluaran yang dihasilkan adalah:

$$\begin{aligned} n_{5a} &= \min(n_{1a}, n_{3a}) \\ n_{6a} &= \min(n_{2a}, n_{4a}) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Lapisan 3:

Pada lapisan yang ke-3 ini dilakukan normalisasi dari sinyal yang masuk, sebagai berikut:

Misalkan $n_{tot_a} = n_{5a} + n_{6a}$, maka diperoleh

$$\begin{aligned} n_{7a} &= n_{5a} / n_{tot_a} \\ n_{8a} &= n_{6a} / n_{tot_a} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Lapisan 4:

Dari sinyal yang masuk pada lapisan ini diperoleh matriks A, untuk Mod_ANFIS matriks A dituliskan sebagai berikut:

$$A = [(n_{7a} \ x) \ (n_{7a} \ y) \ n_{7a} \ (n_{8a} \ x) \ (n_{8a} \ y) \ n_{8a}] \quad (2.17)$$

atau dapat dituliskan dalam notasi matrik sebagai berikut:

$$A = \begin{bmatrix} n7a[1]x[1] & n7a[1]y[1] & n7a[1] & n8a[1]x[1] & n8a[1]y[1] & n8a[1] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ n7a[12]x[12] & n7a[12]y[12] & n7a[12] & n8a[12]x[12] & n8a[12]y[12] & n8a[12] \end{bmatrix}$$

dengan x adalah *input*-an pertama dan y adalah *input*-an kedua, dan maksud 12 adalah karena data yang digunakan sebanyak 12 bulan dalam 1 tahun. Kemudian dengan metode *least-squares estimator* (LSE) diperoleh parameter-parameter konsekwen ($p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$). Di sini dituliskan

$$\theta = [A^T A]^{-1} A^T U \quad (2.18)$$

dimana U sebagai target yang diinginkan, sehingga diperoleh parameter

$$\theta = [p_1 \ q_1 \ r_1 \ p_2 \ q_2 \ r_2]^T \text{ dan}$$

$$\begin{aligned} f_1 &= p_1 x + q_1 y + r_1 \\ f_2 &= p_2 x + q_2 y + r_2 \end{aligned} \quad (2.19)$$

Dengan demikian diperoleh keluaran simpul n_9 dan n_{10} , yaitu

$$\begin{aligned} n_{9a} &= n_{7a} f_1 \\ n_{10a} &= n_{8a} f_2 \end{aligned} \quad (2.20)$$

Lapisan 5:

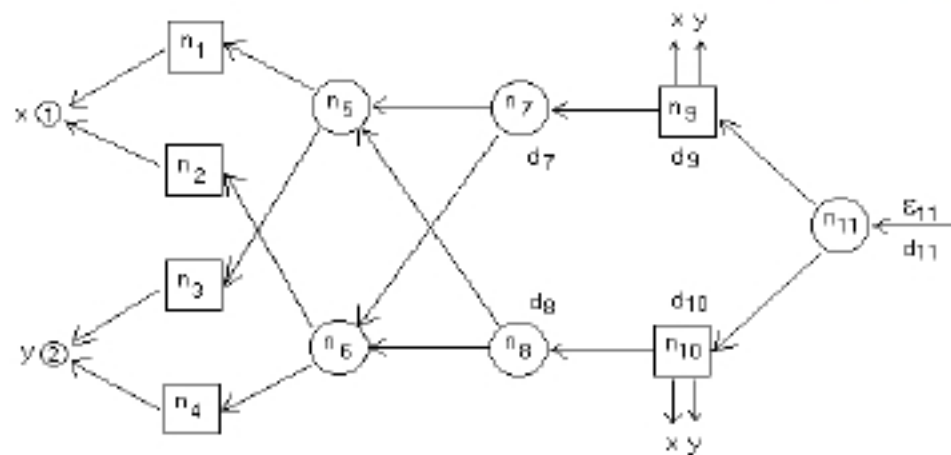
Pada lapisan terakhir ini selanjutnya akan keluar dari jaringan, outputnya berupa penjumlahan semua sinyal yang masuk, yaitu:

$$n_{11a} = n_{9a} + n_{10a} \quad (2.21)$$

Tahap maju dari sistem Mod_ANFIS telah selesai dilakukan, selanjutnya akan dilakukan proses ke tahap mundur.

B. Tahap Mundur

Setelah semua proses pada tahap maju selesai dan diperoleh keluaran dari semua sinyal, kemudian eror keluaran jaringan ini dipropagasibalik menggunakan aturan koreksi kesalahan yang baru yaitu dengan menggunakan algoritma EBP yang telah dimodifikasi. Selanjutnya proses belajar propagasibalik pada Mod_ANFIS dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 2.6 Aturan koreksi kesalahan menggunakan algoritma EBP yang telah dimodifikasi

Dari Gambar 2.6, ϵ_{11} diperoleh dari hasil turunan selisih keluaran jaringan dan keluaran yang diharapkan, jumlah kuadrat kesalahan sebagai berikut:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(\ell)} (d_k^p - x_{L,k}^p)^2$$

untuk keluaran sistem Mod_ANFIS ini, $E_p = \epsilon_{11}$, x_ℓ pada lapisan keluaran diberi notasi n_{11} , dan keluaran yang diharapkan d_k dituliskan sebagai U . Sehingga diperoleh hasil turunannya

$$\epsilon_{11} = -2(U - n_{11a}) \quad (2.22)$$

Selanjutnya didefinisikan nilai d_{11} sebagai berikut

$$d_{11} = -\epsilon_{11}/2 = U - n_{11a} \quad (2.23)$$

Sehingga keluaran simpul n_{11} yang baru menjadi

$$n_{11b} = n_{11a} + d_{11} \quad (2.24)$$

Padahal

$$n_{11b} = n_{9b} + n_{10b} \quad \text{karena} \quad n_{11a} = n_{9a} + n_{10a}$$

Jika didefinisikan $n_{9b} = n_{9a} + d_9$ dan $n_{10b} = n_{10a} + d_{10}$, maka diperoleh

$$d_{11} = d_9 + d_{10}$$

Jika ruas kiri dikalikan dengan $(f_1 + f_2)/(f_1+f_2)$, maka diperoleh

$$\frac{d_{11} f_1}{f_1+f_2} + \frac{d_{11} f_2}{f_1+f_2} = d_9 + d_{10}$$

Dari sini bisa diasumsikan bahwa

$$d_9 = \frac{d_{11} f_1}{f_1+f_2} \quad \text{dan} \quad d_{10} = \frac{d_{11} f_2}{f_1+f_2} \quad (2.25)$$

Karena $n_{9a} = n_{7a} f_1$ dan $n_{10a} = n_{8a} f_2$, maka $n_{9b} = n_{7b} f_1$ dan $n_{10b} = n_{8b} f_2$

atau sama dengan

$$n_{9a} + d_9 = (n_{7a} + d_7) f_1, \text{ dan}$$

$$n_{10a} + d_{10} = (n_{8a} + d_8) f_2$$

Sehingga diperoleh

$$\begin{aligned} d_8 &= d_{10} / f_2 \\ d_7 &= d_9 / f_1 \end{aligned} \quad (2.26)$$

Selanjutnya, ambil nilai $ntot_a$ hasil proses tahap maju, dan dituliskan $ntot$ baru atau $ntot_b$ sebagai berikut

$$ntot_b = ntot_a + d_tot; \quad (2.27)$$

dimana nilai d_tot bisa dipilih nilai sembarang, dipilih yang sesuai melalui uji coba sistem, misal jika dipilih $d_tot = 0$, berarti $ntot_b = ntot_a$. Selanjutnya sesuai dengan persamaan (2.16) dituliskan nilai bayangan keluaran simpul yang baru di lapisan 2 yaitu

$$\begin{aligned} n5b1 &= (n7a + d_7) \text{ntot_b} \\ n6b1 &= (n8a + d_8) \text{ntot_b} \end{aligned} \quad (2.28)$$

Proses selanjutnya berada pada lapisan pertama tahap mundur, disini diterapkan fungsi turunan keanggotaan Bell. Fungsi bell dan turunannya seperti pada persamaan (2.11) sampai dengan persamaan (2.14)

$$Y = \text{Bell}(x, a, b, c,)$$

$$Y = n5b1 \quad \text{untuk} \quad n1b \text{ dan } n3b$$

$$Y = n6b1 \quad \text{untuk} \quad n2b \text{ dan } n4b$$

Sehingga diperoleh persamaan parameter premis yang baru, yaitu:

$$a_{\text{baru}} = a_{\text{lama}} + \frac{dy}{da}$$

$$b_{\text{baru}} = b_{\text{lama}} + \frac{dy}{db}$$

STIKOMMP SURABAYA

ERROR: syntaxerror
OFFENDING COMMAND: --nostringval--

STACK:

STIKKOMP SURABAYA