BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini akan membahas mengenai metode penelitian dan penerapan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) pada data jumlah premi PT Asuransi Jiwasraya Cabang Bandung Timur menggunakan *toolbox ANFIS editor*.

3.1 Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

   Studi literatur bertujuan untuk memahami secara teoritis mengenai *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) menggunakan algoritma *hybrid*. Studi pustaka yang digunakan berasal dari buku, jurnal, dan internet yang dapat mendukung penelitian ini.

2. Pengumpulan Data

   Data yang akan diolah data sekunder dari PT Asuransi Jiwasraya Cabang Bandung Timur. Data yang digunakan merupakan data deret waktu interval bulanan. Data yang digunakan adalah data jumlah premi PT Asuransi Jiwasraya Cabang Bandung Timur periode Januari 2012 sampai Desember 2016.

3. Pembagian Data

   Data penelitian dibagi menjadi dua jenis, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan merupakan data yang digunakan untuk melatih jaringan yang telah disusun. Sedangkan, data pengujian merupakan data yang digunakan untuk menguji keakuratan jaringan yang telah melalui tahap pelatihan. Data jumlah premi periode Januari 2012 sampai Desember 2015 digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data jumlah premi periode Januari 2016 sampai Desember 2016 digunakan sebagai data pengujian.

4. Normalisasi Data

Data penelitian dinormalisasikan pada *range* [0 1] menggunakan persamaan (3.80) dengan menggunakan *software* Matlab R2016a. Data pelatihan dan pengujian dinormalisasi dengan menggunakan persamaan berikut:

$$t_i = \left(\left(\frac{Z_i - minlama}{maxlama - minlama}\right) \times (maxbaru - minbaru)\right) + minbaru \quad (3.1)$$

Normalisasi dilakukan agar nilai *input* sama dengan *range* dari fungsi keanggotaan dan fungsi aktivasinya. Normalisasi akan mempermudah proses pelatihan data.

5. Penerapan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Langkah-langkah yang dilakukan untuk pengolahan data jumlah premi PT Asuransi Jiwasraya Cabang Bandung Timur dengan metode ANFIS menggunakan *toolbox ANFIS Editor* sebagai berikut:

a. Memasukkan data *input-output* pelatihan.
b. Menyusun sistem inferensi *fuzzy* dengan menentukan jenis sistem inferensi *fuzzy* dan jenis *output* jaringan dan menentukan fungsi keanggotaannya.
c. Melakukan pelatihan ANFIS dengan menentukan beberapa tahap berikut :
   1) Menetukan algoritma pembelajaran
   2) Menentukan beberapa parameter pelatihan yaitu jumlah *epoch* dan *error tolerance*
   3) Denormalisasi *output* jaringan dengan menggunakan persamaan berikut:

   $$Z_i = \left(\frac{(t_i - minbaru)(maxlama - minlama)}{maxbaru - minbaru}\right) + minlama \quad (3.2)$$

   4) Menghitung selisih antara *output* jaringan dengan *output* target sebagai *error*

5) Menghitung nilai MAPE menggunakan persamaan (2.9) pada hasil pelatihan

d. Melakukan tahap pengujian ANFIS dengan beberapa tahap berikut:

1) Memasukkan data pengujian

2) Denormalisasi *output* jaringan dengan menggunakan persamaan (3.2)

6. Analisis dan Pembahasan

Pada tahap ini akan dilakukan analisis dan pembahasan pada hasil pelatihan dan pengujian data jumlah premi menggunakan metode ANFIS.

7. Penarikkan Kesimpulan

Tahap akhir ini akan menjelaskan tentang hasil dari peramalan menggunakan metode ANFIS dengan nilai MAPE yang terkecil.

3.2 Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) merupakan arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno orde 1 (Kusumadewi & Hartati, 2010). Arsitektur ANFIS memiliki kontruksi yang hampir serupa dengan jaringan saraf yang memuat fungsi radial. Fungsi basis radial adalah jaringan saraf tiruan yang menggunakan fungsi dasar radial sebagai fungsi aktivasi. *Output* dari jaringan ini adalah kombinasi linear dari fungsi dasar radial dari input dan parameter neuron. Fungsi basis yang umum digunakan adalah Gaussian (Brodjol,2008).

Agar jaringan dengan fungsi basis radial ekuivalen dengan *fuzzy* berbasis aturan model Sugeno orde 1, diperlukan batasan seperti berikut (Kusumadewi & Hartati, 2010):

1. Rata-rata terbobot atau penjumlahan terbobot harus memiliki aturan-aturan metode agregasi yang sama untuk menghasilkan semua outputnya.
2. Jumlah fungsi aktivasi harus sama dengan aturan *fuzzy*
3. Jika ada beberapa input pada basis aturannya, maka tiap-tiap fungsi aktivasi harus sama dengan fungsi keanggotaan tiap-tiap inputnya

4. Fungsi aktivasi dan aturan-aturan *fuzzy* harus memiliki fungsi yang sama untuk neuron-neuron dan aturan-aturan yang ada di sisi outputnya.

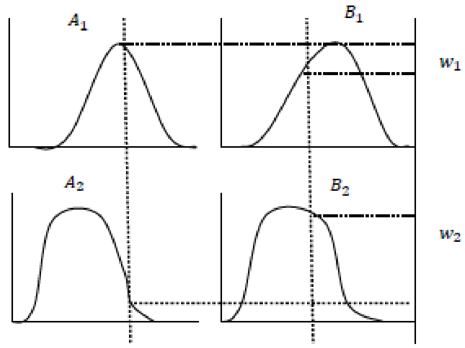
3.3 Arsitektur ANFIS

Misalkan ada 2 *input* x_1, x_2 dan satu *output* y, terdapat 2 aturan pada basis aturan model Sugeno (Jang, Sun, & Mizutani, 1997) yaitu :

Jika x_1 adalah A_1 dan x_2 adalah B_1 maka $y_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$

Jika x_1 adalah A_2 dan x_2 adalah B_2 maka $y_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$

Dengan A_i dan B_i adalah nilai-nilai keanggotaan merupakan label *linguistic* seperti "kecil" atau "besar". Sedangkan p_i, q_i, dan r_i adalah parameter-parameter konsekuen.

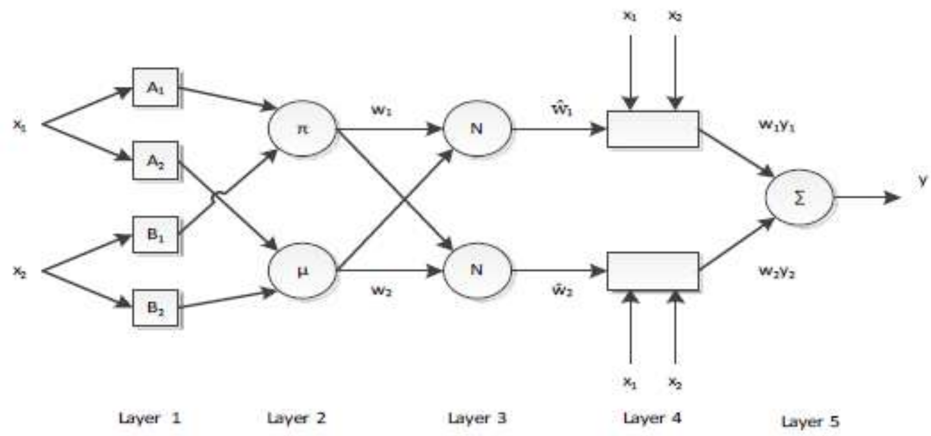


Gambar 3.3.1 ANFIS dengan Model Sugeno

Misalkan hasil dari operasi kedua aturan tersebut $w_1$dan w_2, maka rata-rata terbobot dapat ditentukan dengan perumusan berikut (Kusumadewi & Hartati, 2010)

$$y = \frac{w_1y_1 + w_2y_2}{w_1 + w_2} = \overline{w_1}y_1 + \overline{w_2}y_2 \quad (3.3)$$

3.4 Jaringan ANFIS



Gambar 3.4.1 Arsitektur Jaringan ANFIS

Dapat dilihat pada gambar 3.4.1 bahwa jaringan ANFIS memiliki lima layer. Terdapat 2 bentuk node, node yang berbentuk persegi merupakan node adaptif. Sedangkan node yang berbentuk bulat merupakan node tetap.

Jaringan ANFIS terdiri dari lapisan-lapisan sebagai berikut (Jang, Sun, & Mizutani, 1997):

1. Lapisan 1

Lapisan ini merupakan lapisan *fuzzifikasi*. Pada lapisan ini tiap neuron adaptif terhadap parameter suatu aktivasi. *Output* dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, dan menghasilkan hasil yang dinotasikan $O_{1,i}$.

Fungsi node dapat dilihat pada persamaan berikut :

$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_1)$ untuk *i* = 1,2 atau $O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_2)$ untuk *i* = 1,2

Pada gambar 3.4.1.2 dapat diketahui bahwa x_1 dan x_2 adalah variabel input dimana setiap input dibagi menjadi dua fungsi keanggotaan. x_1 dibagi menjadi A_1 dan A_2 sedangkan x_2 dibagi menjadi B_1 dan B_2. Sehingga x_1 mempunyai nilai μ_{A_1} dan μ_{A_2} sedangkan x_2 mempunyai nilai μ_{B_1} dan μ_{B_2}.

Fungsi keanggotaan yang digunakan dalam lapisan satu adalah *generalized bell*, dengan perunnusan fungsi keanggotaannya sebagai berikut :

$$\mu(Z) = \frac{1}{1+\left|\frac{Z-c}{a}\right|^{2b}} \tag{3.4}$$

Dengan Z adalah input, dalam hal ini $Z = \{x_1, x_2\}$ dan {a, b, c} merupakan parameter-parameter. Apabila nilai dari parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadi pun akan ikut berubah. Parameter-parameter pada lapisan 1 pada umumnya dikenal dengan nama *premise parameters.*

2. Lapisan 2

Lapisan ini berupa neuron tetap yang merupakan hasil kali dari semua masukkan, sebagai berikut :

$$w_i = \mu_{Ai}.\mu_{Bi},\ i = 1,2 \tag{3.5}$$

Tiap -tiap neuron pada lapisan 2 merepresentasikan hasil dari operasi aturan ke-i.

3. Lapisan 3

Pada lapisan 3 ini setiap neuron berupa neuron tetap yang merupakan hasil perhitungan rasio dari *firing strength* ke-i (w_i) terhadap jumlah dari keseluruhan *firing strength* pada lapisan kedua, sebagai berikut:

$$\overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2}, \quad i = 1, 2 \tag{3.6}$$

Hasil dari persamaan (3.4) dikenal dengan nama *normalized firing strength.*

4. Lapisan 4

Lapisan ini berupa neuron yang merupakan neuron adaptif terhadap suatu *output*, sebagai berikut :

$$\overline{w}_i y_i = \overline{w}_i\ (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i), \quad i = 1, 2. \tag{3.7}$$

Dengan $\overline{w}_i$ merupakan *normalized firing strength* pada lapisan 3 dan $\{p_i, q_i, r_i\}$ adalah parameter-parameter pada neuron tersebut. Parameter-parameter pada lapisan ini biasa disebut parameter konsekuen.

5. Lapisan 5

Lapisan ini berupa neuron tunggal dinotasikan dengan $\sum$ yang merupakan hasil penjumlahan seluruh output dari lapisan ke empat, sebagai berikut :

$$\sum_i \overline{w}_i y_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.8)$$

3.5 Algoritma Pembelajaran *Hybrida*

Setelah memperoleh *premise parameters, output* yang terjadi akan merupakan kombinasi linear dari parameter konsekuen, yaitu (Jang, Sun, & Mizutani, 1997):

$$y = \frac{w_1}{w_1+w_2} y_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} y_2 \quad (3.9)$$

$$y = \overline{w}_1(p_1x_1 + q_2x_2 + r_1) + \overline{w}_2(p_2x_1 + q_2x_2 + r_2) \quad (3.10)$$

$$y = (\overline{w}_1x_1)p_1 + (\overline{w}_1x_2)q_1 + \overline{w}_1r_1 + (\overline{w}_2x_1)p_2 + (\overline{w}_2x_2)q_2 + \overline{w}_2r_2 \quad (3.11)$$

Dengan demikian *output* linear terhadap parameter $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2,$ dan r_2. Algoritma *hybrid* akan mengatur parameter-parameter p_i, q_i, r_i secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter $\{a_i, b_i, c_i\}$ secara mundur (*backward*).

Pada langkah maju (*forward*), *input* jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan ke empat, di mana parameter-parameter c_{ij} akan diidentifikasi dengan menggunakan metod *least-square.* Sedangkan pada langkah mundur (*backward*), *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter $\{a_i, b_i, c_i\}$ akan diperbaiki dengan menggunakan metode *gradient-descent.*

Tabel 3.5.1 Prosedur Pembelajaran Hybrid Metode ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	*Gradient descent*
Parameter Konsekuen	*Least-square* estimator	Tetap
Sinyal	Keluaran neuron	Sinyal error

3.5.1 LSE Rekursif

Apabila dimiliki m elemen pada vektor *output* y (y berukuran m x 1), dan n parameter θ (θ berukuran n x 1), dengan baris ke-i pada matrik $[A \vdots y]$ dinotasikan sebagai $[a_i^T \vdots y]$, maka *least-square* estimator ditentukan dengan perumusan sebagai berikut (Kusumadewi & Hartati, 2010):

$$A^T A\hat{\theta} = A^T y \tag{3.12}$$

Jika $A^T A$ adalah nonsingular, dan $\hat{\theta}$ bersifat unik, maka akan diperoleh estimator dengan perumusan berikut (Jang, Sun, & Mizutani, 1997):

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T y \tag{3.13}$$

Atau dengan membuang (^), dan dengan mengasumsikan jumlah baris dari pasangan A dan y adalah k, maka diperoleh (Kusumadewi & Hartati, 2010):

$$\theta_k = (A^T A)^{-1} A^T y \tag{3.14}$$

Pada LSE rekursif, dapat ditambahkan suatu pasangan data $[a^T \vdots y]$ dimana a^T merupakan vektor baris dari matriks A. Sehingga diperoleh sebanyak (m+1) pasangan data. Kemudian dengan LSE, θ_{k+1} dapat dihitung dengan bantuan θ_k. Karena jumlah parameter ada sebanyak n, maka dapat diselesaikan matriks n x n dengan metode invers, sebagai berikut (Jang, Sun, & Mizutani, 1997):

$$P_n = (A_n{}^T A_n)^{-1} \tag{3.15}$$

$$\theta_n = P_n A_n{}^T y_n \tag{3.16}$$

Selanjutnya, iterasi dimulai dari data ke-(n+1), dengan nilai P_{k+1} dan θ_{k+1} dapat ditentukan dengan perumusan berikut (Jang, Sun, & Mizutani, 1997):

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}{}^T P_k}{1 + a_{k+1}{}^T P_k a_{k+1}} \tag{3.17}$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}{}^T \theta_k) \tag{3.18}$$

dengan

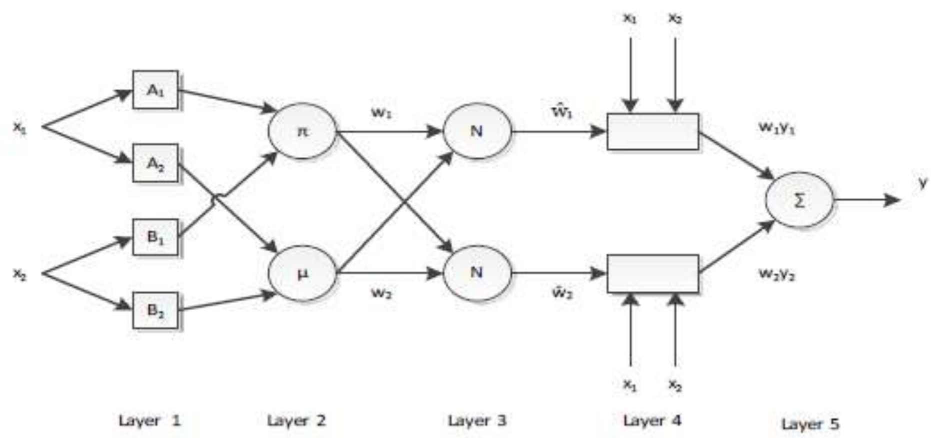
$k \quad = 0,1, \dots, p-1$

$a_{k+1}{}^T$ merupakan vektor baris ke k+1 dari matriks A, y_{k+1} merupakan elemen ke k+1 dari matriks y, dan P_k merupakan matriks kovariansi dengan rumus $P_k = (A^T A)^{-1}$

dengan kondisi dari $\theta_0 = 0$, maka $P_0 = \gamma I$ dengan I adalah matriks identitas dengan ukuran m x m atau sejumlah konsekuen yang diestimasi dan γ adalah suatu bilangan positif yang besar.

3.5.2 Model Propagasi *Error*

Propagasi *error* adalah metode untuk menghitung simpangan suatu nilai yang berasal dari beberapa faktor. Model propagasi *error* digunakan untuk melakukan perbaikan terhadap parameter premis (a dan c). Konsep yang digunakan adalah *gradient descent*. Apabila dimiliki jaringan adaptif i, dan ε_{ij} menyatakan *error* pada neuron ke-j lapisan ke-i maka perhitungan *error* pada tiap neuron pada tiap lapisan dirumuskan sebagai berikut:



Gambar 3.5.5.1 Arsitektur Jaringan ANFIS

1. *Error* pada lapisan 5

Pada lapisan 5 terdapat satu buah neuron. Proporsi *error* yang menuju lapisan ini dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_{51} = \frac{\partial E_y}{\partial f} = -2(y - f) \qquad (3.19)$$

Dengan y adalah target *output*, *f* adalah *output* jaringan, dan E_p adalah jumlah kuadrat *error* (SSE) pada lapisan kelima $E_y = \sum(y - f)^2$.

2. *Error* pada lapisan 4

Pada lapisan 4 terdapat sebanyak dua buah neuron. Propagasi *error* yang menuju lapisan ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_{4j} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{4j}}\right) \qquad (3.20)$$

Dengan $\varepsilon_{4,j}$ adalah *error* pada neuron ke-*j* (*j*=1,2), $f_{4,j}$ adalah *output* neuron lapisan 4 ke- *j*.

$$\varepsilon_{41} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{41}}\right) \qquad (3.21)$$

$$\varepsilon_{41} = \varepsilon_{51}\left(\frac{\partial f}{\partial f_{41}}\right) \qquad (3.22)$$

Karena $f = \overline{w_1}f_1 + \overline{w_2}f_2$, maka $\frac{\partial f}{\partial(\overline{w_1}f_1)} = 1$

$$\varepsilon_{41} = \varepsilon_{51}(1) \tag{3.23}$$

$$\varepsilon_{41} = \varepsilon_{51} \tag{3.24}$$

Untuk ε_{42},

$$\varepsilon_{42} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{42}}\right) \tag{3.25}$$

$$\varepsilon_{42} = \varepsilon_{51}\left(\frac{\partial f}{\partial f_{42}}\right) \tag{3.26}$$

Karena $f = \overline{w_1}f_1 + \overline{w_2}f_2$, maka $\frac{\partial f}{\partial(\overline{w_2}f_2)} = 1$

$$\varepsilon_{42} = \varepsilon_{51}(1) \tag{3.27}$$

$$\varepsilon_{42} = \varepsilon_{51} \tag{3.28}$$

3. *Error* pada lapisan 3

Pada lapisan 3 terdapat sebanyak dua buah neuron. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan 3 dapat dirumuskan sebgai berikut:

$$\varepsilon_{3j} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{4j}}\right)\left(\frac{\partial f_{4j}}{\partial f_{3j}}\right) \tag{3.29}$$

Dengan ε_{3j} adalah *error* pada neuron ke-*j* (*j*=1,2), $f_{3,j}$ adalah *output* neuron lapisan 3 ke-*j*.

$$\varepsilon_{31} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{41}}\right)\left(\frac{\partial f_{41}}{\partial f_{31}}\right) \tag{3.30}$$

$$\varepsilon_{31} = \varepsilon_{51}\left(\frac{\partial f_{41}}{\partial f_{31}}\right) \tag{3.31}$$

Karena $f_{41} = \overline{w_1}f_1$, maka $\frac{\partial f_{41}}{\partial \overline{w_1}} = f_1$

$$\varepsilon_{31} = \varepsilon_{51}f_1 \qquad (3.3$$

Untuk ε_{32},

$$\varepsilon_{32} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{42}}\right)\left(\frac{\partial f_{42}}{\partial f_{32}}\right) \tag{3.33}$$

$$\varepsilon_{32} = \varepsilon_{51}\left(\frac{\partial f_{42}}{\partial f_{32}}\right) \tag{3.34}$$

Karena $f_{42} = \overline{w_2}f_2$, maka $\frac{\partial f_{42}}{\partial \overline{w_2}} = f_2$

$$\varepsilon_{32} = \varepsilon_{51} f_2 \tag{3.35}$$

4. *Error* pada lapisan 2

Pada lapisan 2 terdapat sebnayak dua buah neuron. Propagasi *error* yang menuju pada lapisan 2 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_{21} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{41}}\right)\left(\frac{\partial f_{41}}{\partial f_{31}}\right)\left(\frac{\partial f_{31}}{\partial f_{21}}\right) + \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{42}}\right)\left(\frac{\partial f_{42}}{\partial f_{32}}\right)\left(\frac{\partial f_{32}}{\partial f_{21}}\right) \tag{3.36}$$

$$\varepsilon_{21} = \varepsilon_{31}\left(\frac{\partial f_{31}}{\partial f_{21}}\right) + \varepsilon_{32}\left(\frac{\partial f_{32}}{\partial f_{21}}\right) \tag{3.37}$$

Karena $f_{31} = \frac{w_1}{w_1+w_2}$, maka $\frac{\partial f_{31}}{\partial w_1} = \frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}$; dan f_{32}=$\frac{w_2}{w_1+w_2}$, maka $\frac{\partial f_{32}}{\partial w_1} = -\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}$.

$$\varepsilon_{21} = \varepsilon_{31}\left(\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}\right) + \varepsilon_{32}\left(-\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}\right) \tag{3.38}$$

$$\varepsilon_{21} = \left(\frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}\right)(\varepsilon_{31} - \varepsilon_{32}) \tag{3.39}$$

Untuk ε_{22},

$$\varepsilon_{22} = \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{42}}\right)\left(\frac{\partial f_{42}}{\partial f_{32}}\right)\left(\frac{\partial f_{32}}{\partial f_{22}}\right) + \left(\frac{\partial E_y}{\partial f}\right)\left(\frac{\partial f}{\partial f_{41}}\right)\left(\frac{\partial f_{41}}{\partial f_{31}}\right)\left(\frac{\partial f_{31}}{\partial f_{22}}\right) \tag{3.40}$$

$$\varepsilon_{22} = \varepsilon_{32}\left(\frac{\partial f_{32}}{\partial f_{22}}\right) + \varepsilon_{31}\left(\frac{\partial f_{31}}{\partial f_{22}}\right) \tag{3.41}$$

Karena $f_{31} = \frac{w_1}{w_1+w_2}$, maka $\frac{\partial f_{31}}{\partial w_2} = -\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}$; dan f_{32}=$\frac{w_1}{w_1+w_2}$ maka $\frac{\partial f_{32}}{\partial w_2} = \frac{w_2}{(w_1+w_2)^2}$.

$$\varepsilon_{22} = \varepsilon_{32}\left(-\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}\right) + \varepsilon_{31}\left(\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}\right) \tag{3.42}$$

$$\varepsilon_{22} = \left(\frac{w_1}{(w_1+w_2)^2}\right)(\varepsilon_{32} - \varepsilon_{31}) \tag{3.43}$$

5. *Error* pada lapisan 1

Pada lapisan 1 terdapat empat buah neuron. Propagasi *error* yang menuju lapisan ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon_{11} = \varepsilon_{21}\left(\frac{\partial f_{21}}{\partial f_{11}}\right) \tag{3.44}$$

$$\varepsilon_{12} = \varepsilon_{22}\left(\frac{\partial f_{22}}{\partial f_{12}}\right) \quad (3.45)$$

$$\varepsilon_{13} = \varepsilon_{21}\left(\frac{\partial f_{21}}{\partial f_{13}}\right) \quad (3.46)$$

$$\varepsilon_{14} = \varepsilon_{22}\left(\frac{\partial f_{22}}{\partial f_{14}}\right) \quad (3.47)$$

Karena $f_{21} = w_1 = \mu_{A_1}(x_1).\mu_{B_1}(x_2)$, $f_{22} = w_2 = \mu_{A_2}(x_1).\mu_{B_2}(x_2)$, $f_{11} = A_1$, $f_{12} = A_2$, $f_{13} = B_1$, $f_{14} = B_2$, maka :

$$\varepsilon_{11} = \varepsilon_{21}\left(\frac{\partial(\mu_{A_1}(x_1).\mu_{B_1}(x_2))}{\partial(\mu_{A_1}(x_1))}\right) = \varepsilon_{21}.\mu_{B_1}(x_2) \quad (3.48)$$

$$\varepsilon_{12} = \varepsilon_{22}\left(\frac{\partial(\mu_{A_2}(x_1).\mu_{B_2}(x_2))}{\partial(\mu_{A_2}(x_1))}\right) = \varepsilon_{22}.\mu_{B_2}(x_2) \quad (3.49)$$

$$\varepsilon_{13} = \varepsilon_{21}\left(\frac{\partial(\mu_{A_1}(x_1).\mu_{B_1}(x_2))}{\partial(\mu_{B_1}(x_2))}\right) = \varepsilon_{21}.\mu_{A_1}(x_1) \quad (3.50)$$

$$\varepsilon_{14} = \varepsilon_{22}\left(\frac{\partial(\mu_{A_2}(x_1).\mu_{B_2}(x_2))}{\partial(\mu_{B_2}(x_2))}\right) = \varepsilon_{21}.\mu_{A_2}(x_1) \quad (3.51)$$

Error tersebut digunakan untuk mencari informasi *error* terhadap parameter
a (a_{11} dan a_{12} untuk A_1 dan A_2; a_{21} dan a_{22} untuk B_1 dan B_2) dan
c (c_{11} dan c_{12} untuk A_1 dan A_2; c_{21} dan c_{22} untuk B_1 dan B_2)
sebagai berikut :

Karena fungsi keanggotaan yang digunakan adalah *generalized bell:*

$$\mu(x) = \frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^2} \quad (3.52)$$

Maka

$$\frac{\partial\left(\frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^2}\right)}{\partial a} = \frac{2(x-c)^2}{a^3\left(1+\left(\frac{x-c}{a}\right)^2\right)^2} \quad (3.53)$$

Dan

$$\frac{\partial\left(\frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^2}\right)}{\partial c} = \frac{2(x-c)}{a^2\left(1+\left(\frac{x-c}{a}\right)^2\right)^2} \quad (3.54)$$

Sehingga

$$\varepsilon_{a_{11}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial a_{11}}\right) + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial a_{11}}\right) \tag{3.55}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial a_{11}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{a_{11}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial a_{11}}\right) + \varepsilon_{12}(0) \tag{3.56}$$

$$\varepsilon_{a_{11}} = \varepsilon_{11}\frac{2(x_1-c_{11})^2}{{a_{11}}^3\left(1+\left(\frac{x_1-c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \tag{3.57}$$

Untuk $\varepsilon_{a_{12}}$,

$$\varepsilon_{a_{12}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial a_{12}}\right) + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial a_{12}}\right) \tag{3.58}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial a_{12}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{a_{12}} = \varepsilon_{11}0 + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial a_{12}}\right) \tag{3.59}$$

$$\varepsilon_{a_{12}} = \varepsilon_{12}\frac{2(x_1-c_{12})^2}{{a_{12}}^3\left(1+\left(\frac{x_1-c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \tag{3.60}$$

Untuk $\varepsilon_{a_{21}}$,

$$\varepsilon_{a_{21}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial a_{21}}\right) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial a_{21}}\right) \tag{3.61}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial a_{21}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{a_{21}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial a_{21}}\right) + \varepsilon_{14}(0) \tag{3.62}$$

$$\varepsilon_{a_{21}} = \varepsilon_{13}\frac{2(x_2-c_{21})^2}{{a_{21}}^3\left(1+\left(\frac{x_2-c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \tag{3.63}$$

Untuk $\varepsilon_{a_{22}}$,

$$\varepsilon_{a_{22}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial a_{22}}\right) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial a_{22}}\right) \tag{3.64}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial a_{22}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{a_{22}} = \varepsilon_{13}(0) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial a_{22}}\right) \tag{3.65}$$

$$\varepsilon_{a_{22}} = \varepsilon_{14}\frac{2(x_2-c_{22})^2}{{a_{22}}^3\left(1+\left(\frac{x_2-c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \tag{3.66}$$

Untuk $\varepsilon_{c_{11}}$,

$$\varepsilon_{c_{11}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial c_{11}}\right) + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial c_{11}}\right) \tag{3.67}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial c_{11}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{c_{11}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial c_{11}}\right) + \varepsilon_{12}(0) \tag{3.68}$$

$$\varepsilon_{c_{11}} = \varepsilon_{11}\ \frac{2(x_1 - c_{11})}{{a_{11}}^2\left(1+\left(\frac{x_1-c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \tag{3.69}$$

Untuk $\varepsilon_{c_{12}}$,

$$\varepsilon_{c_{12}} = \varepsilon_{11}\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial c_{12}}\right) + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial c_{12}}\right) \tag{3.70}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{11}}{\partial c_{12}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{c_{12}} = \varepsilon_{11}(0) + \varepsilon_{12}\left(\frac{\partial f_{12}}{\partial c_{12}}\right) \tag{3.71}$$

$$\varepsilon_{c_{12}} = \varepsilon_{12}\frac{2(x_1 - c_{12})}{{a_{12}}^2\left(1+\left(\frac{x_1-c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \tag{3.72}$$

Untuk $\varepsilon_{c_{21}}$,

$$\varepsilon_{c_{21}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial c_{21}}\right) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial c_{21}}\right) \tag{3.73}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial c_{21}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{c_{21}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial c_{21}}\right) + \varepsilon_{14}(0) \tag{3.74}$$

$$\varepsilon_{c_{21}} = \varepsilon_{13}\frac{2(x_2 - c_{21})}{{a_{21}}^2\left(1+\left(\frac{x_2-c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \tag{3.75}$$

Untuk $\varepsilon_{c_{22}}$,

$$\varepsilon_{c_{22}} = \varepsilon_{13}\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial c_{22}}\right) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial c_{22}}\right) \tag{3.76}$$

Dengan $\left(\frac{\partial f_{13}}{\partial c_{22}}\right) = 0$, maka

$$\varepsilon_{c_{22}} = \varepsilon_{13}(0) + \varepsilon_{14}\left(\frac{\partial f_{14}}{\partial c_{22}}\right) \tag{3.77}$$

$$\varepsilon_{c_{22}} = \varepsilon_{14}\frac{2(x_2 - c_{22})}{{a_{22}}^2\left(1+\left(\frac{x_2-c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \tag{3.78}$$

Kemudian ditentukan perubahan nilai parameter a_{ij} dan c_{ij} (Δa_{ij} dan Δc_{ij}), *i*,*j*=1,2, dengan perumusan sebagai berikut:

$$\Delta a_{11} = \eta\varepsilon_{a_{11}}x_1\ ; \Delta a_{12} = \eta\varepsilon_{a_{12}}x_1\ ; \Delta a_{21} = \eta\varepsilon_{a_{21}}x_2\ ; \Delta a_{22} = \eta\varepsilon_{a_{22}}x_2 \quad (3.79)$$

$$\Delta c_{11} = \eta\varepsilon_{c_{11}}x_1; \Delta c_{12} = \eta\varepsilon_{c_{12}}x_1; \Delta c_{21} = \eta\varepsilon_{c_{21}}x_2; \Delta c_{22} = \eta\varepsilon_{c_{22}}x_2 \quad (3.80)$$

Dengan η adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval [0,1]. Sehingga nilai a_{ij} dan c_{ij} yang baru adalah:

$$a_{ij} = a_{ij}\ (lama) + \Delta a_{ij}\ dan\ c_{ij} = c_{ij}\ (lama) + \Delta c_{ij} \quad (3.81)$$

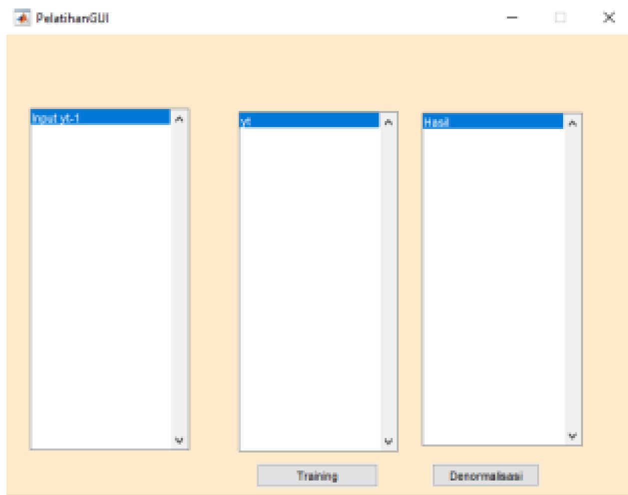
3.6 Perancangan Program

Pada bagian ini akan membahas mengenai tampilan program menggunakan *software* Matlab R2016a.

1. Tampilan GUI normalisasi data

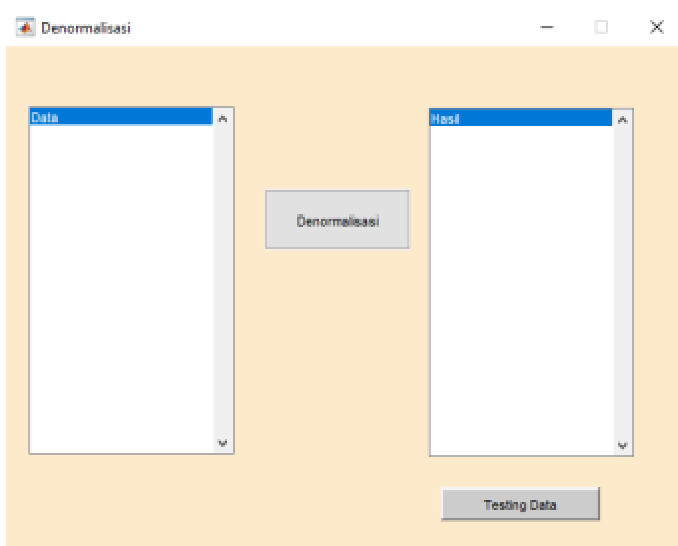
Gambar 3.6.1 GUI Normalisasi Data

2. Tampilan GUI *training* data



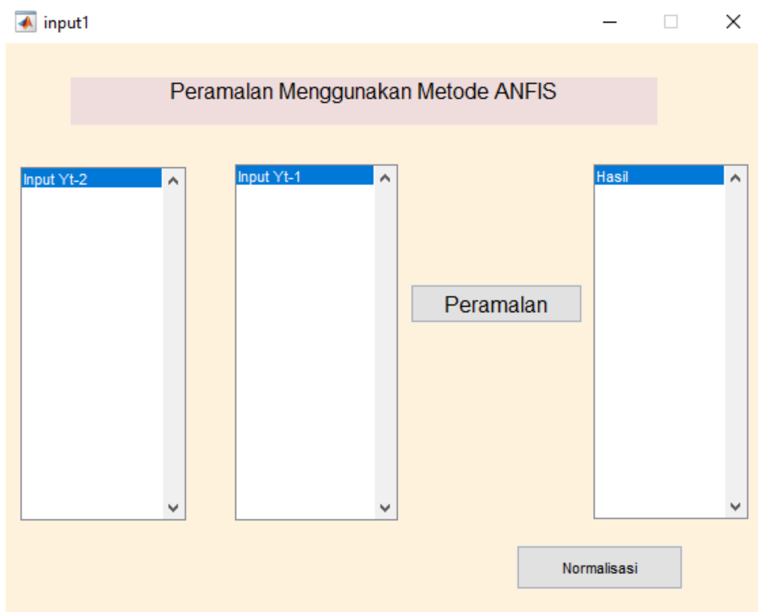
Gambar 3.6.2 GUI Training Data

3. Tampilan GUI denormalisasi data



Gambar 3.6.3 Tampilan Denormalisasi Data

4. Tampilan GUI peramalan data



Gambar 3.6.4 GUI Peramalan Data