

# APLIKASI ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) SEBAGAI SOFT SENSOR UNTUK MEMPREDIKSI KOMPOSISI PRODUK PADA KOLOM DISTILASI

T. R. Biyanto<sup>\*)</sup>

## Abstrak

Makalah ini memaparkan pemanfaatan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) sebagai soft sensor untuk memprediksi komposisi produk distilat dan produk bawah pada kolom distilasi. Model plant kolom distilasi dibangun menggunakan Hysys software dengan metode shortcut dan rigorous sedangkan ANFIS menggunakan mekanisme penalaran fuzzy Sugeno. Pengukuran fraksi mol pada kolom distilasi biner biasanya merupakan pengukuran secara inferensial. Fraksi mol dari distilat dan produk bawah diwakili oleh temperatur pada bagian tertentu dari kolom distilasi tersebut. Hubungan antara temperatur dan fraksi sebenarnya non linier dan dipengaruhi oleh gangguan-gangguan, seperti tekanan kolom distilasi, fraksi mol feed, laju feed dan laju panas reboiler. Pada penelitian, nilai  $X_d$  mempunyai korelasi terdekat dengan temperatur pada tray 14 (top tray) dan nilai  $X_b$  mempunyai korelasi terdekat dengan temperatur pada tray 1 (bottom tray). Oleh karena itu sensor temperatur diletakkan pada tray 1 dan tray 14 untuk memprediksi  $X_d$  dan  $X_b$ . ANFIS softsensor menghasilkan nilai RMSE sama dengan  $2.0034 \times 10^{-5}$  untuk fraksi atas dan  $RMSE = 1.6850 \times 10^{-4}$  untuk fraksi bawah

**Kata kunci :** komposisi produk kolom distilasi; soft sensor; Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

## Pendahuluan

Pengukuran komposisi produk pada kolom distilasi biner merupakan pengukuran secara inferensial, karena analyzer mempunyai respon yang lambat, reliability yang rendah dan mahal (Luyben dkk., 1998; Zamprogna dkk., 2000). Fraksi mol distilat dan produk bawah diwakili oleh temperatur pada bagian tertentu dari kolom distilasi tersebut.

Hubungan antara temperatur dan fraksi sebenarnya non linier dan dipengaruhi oleh gangguan-gangguan yang lain, seperti tekanan atas kolom distilasi, fraksi feed, flow rate feed, beban panas reboiler dan lain-lain. Gangguan-gangguan ini akan mempengaruhi flow rate output kolom distilasi, fraksi mol distilat dan fraksi bawah (Biyanto dkk., 2004).

Soft sensor yang berguna untuk memprediksi komposisi produk pada kolom distilasi biner kontinyu telah dikembangkan dengan menggunakan hubungan antara temperatur tray dan komposisi produk menggunakan Artificial Neural Network (ANN) (Biyanto, 2005a). ANN soft sensor juga telah dikembangkan pada kolom distilasi batch menggunakan hubungan temperatur (Zamprogna dkk., 2000) serta non linier soft sensor juga telah dikembangkan menggunakan hubungan temperatur pada top tray ternary batch distillation column menggunakan Hysys plant and Matlab (Ruiz dkk., 2004).

Beberapa penelitian, mempelajari tentang ANN soft sensor dimana menggunakan hubungan flow rate

dengan komposisi produk pada kolom distilasi biner (Biyanto, 2005b) serta flow rate dengan tekanan fuel gas burner untuk memprediksi kadar oksigen pada stack boiler (Duwaish dkk. 2002).

Penelitian – penelitian tersebut didasari atas kemampuan ANN untuk memetakan hubungan nonlinier antara variabel termodinamik dan variabel analitikal. Alternatif lain adalah memanfaatkan kelebihan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam memetakan hubungan nonlinier sistem dengan menggunakan data pengukuran dilapangan (Biyanto, 2005c).

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat metode pengukuran komposisi produk kolom distilasi secara inferensial menggunakan korelasi temperatur kolom distilasi.

## Perancangan Model Kolom Distilasi dan ANFIS Soft Sensor

Kolom distilasi dirancang dan disimulasikan dengan menggunakan program Hysys. Perancangan kolom dilakukan dalam dua tahap. Tahap pertama adalah merancang model shortcut kolom, sedang tahap kedua merancang model rigorous kolom distilasi.

## Model shortcut

Model shortcut seperti ditunjukkan pada gambar 1, dibuat dengan menggunakan Hysys

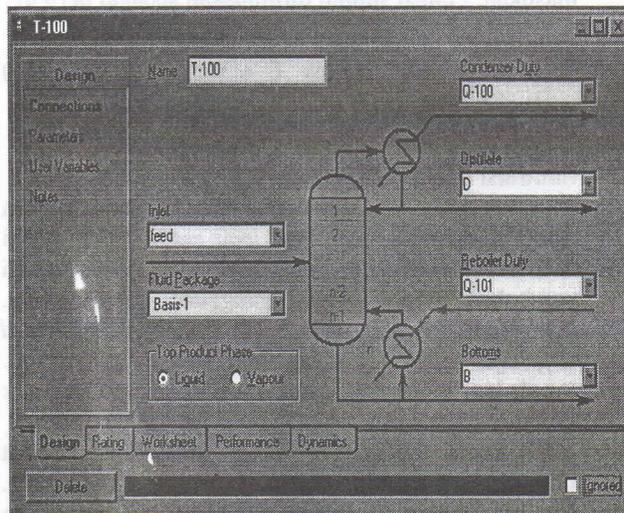
<sup>\*)</sup>Jurusan Teknik Fisika - FTI – ITS Surabaya

Kampus ITS Keputih Sukolilo Surabaya 60111

Telp : 62 31 5947188 Fax : 62 31 5923626; Email : [trb@ep.its.ac.id](mailto:trb@ep.its.ac.id)

software, dimana dalam pembuatan model dibutuhkan spesifikasi dan kondisi awal dari model kolom yang akan dirancang. Kondisi dan spesifikasi yang dibutuhkan adalah :

- **Feed.** Untuk menentukan spesifikasi *Feed* dibutuhkan data: fraksi uap, komposisi, tekanan, molar *flow rate feed* yang masuk.
- **Produk atas (distilat).** Untuk menentukan spesifikasi distilat dibutuhkan data: fraksi uap, komposisi, tekanan, molar *flow rate* dari distilat sebagai produk akhir yang diinginkan.
- **Produk bawah.** Untuk menentukan spesifikasi bottom dibutuhkan: fraksi uap, komposisi, tekanan, molar *flow rate* dari produk bawah yang diinginkan.
- **Parameter kolom.** Perancangan diakhiri dengan penentuan parameter kolom, yaitu : *light key* dan *heavy key*, tekanan kondenser, tekanan *reboiler*, *eksternal reflux ratio* dan *minimal reflux ratio*.



Gambar 1 Model *Shortcut*

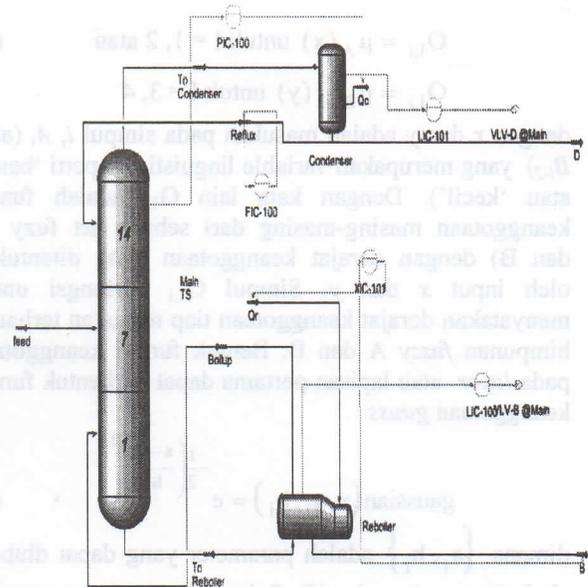
Sedangkan *output* dari model *shortcut* adalah jumlah *tray*, letak *feed tray*, beban *reboiler* dan kondenser dan laju aliran refluks.

**Model rigorous**

Model *rigorous* dibangun berdasarkan hasil model *shortcut* dengan membuat utiliti pada kolom secara *steady state* dan merubah ke mode dinamik dengan menambahkan inventori kontrol dari mode *steady-state*-nya (gambar 2). Penambahan inventori kontrol pada tekanan kolom atas, level *reflux drum*, level *bottom*, dan penambahan inventori kontrol tidak membuat sistem menjadi *close loop*, akan tetapi sistem masih *open loop*. Hal ini disebabkan penambahan inventori kontrol belum mengendalikan produk atas dan produk bawah sebagai keluaran dari kolom distilasi.

Mode dinamik dirancang dengan menambahkan inventori kontrol dari mode *steady-state*-nya. Inventori kontrol tersebut adalah kontrol tekanan pada kolom atas, kontrol level refluks drum dan level bottom yang

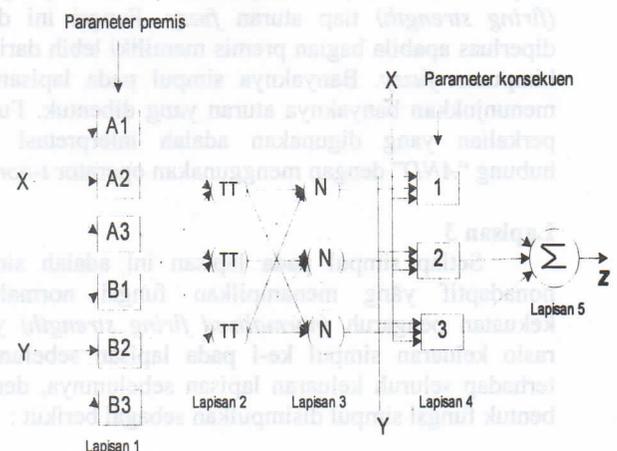
tujuannya untuk menstabilkan kolom apabila diubah ke dalam mode dinamik. Penambahan inventori kontrol tidak membuat sistem menjadi *close loop*, karena penambahan inventori kontrol tidak mengendalikan komposisi produk atas dan produk bawah sebagai luaran dari kolom distilasi



Gambar 2. Process flow diagram kolom distilasi

**Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)**

Struktur ANFIS (Jang dkk., 1997) yang merupakan mekanisme penalaran *fuzzy* Sugeno atau arsitektur jaringan syaraf *feed-forward*. Struktur ANFIS terdiri dari lima lapisan dimana yang tiap-tiap lapisan mempunyai fungsi-fungsi tertentu. Simpul kotak yang ada pada gambar menyatakan simpul adaptif, dimana parameternya dapat berubah dengan pembelajaran, sedangkan lingkaran menyatakan simpul non adaptif yang nilainya tetap (gambar 3)



Gambar 3. Struktur ANFIS dengan dua input

Struktur ANFIS diatas sebagaimana ditunjukkan pada gambar 3 merupakan aturan *fuzzy if-then* dimana dapat dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut :

**Lapisan 1**

Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul :

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

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

dengan  $x$  dan  $y$  adalah masukan pada simpul  $i$ ,  $A_i$  (atau  $B_{i-2}$ ) yang merupakan variable linguistic (seperti ‘besar’ atau ‘kecil’). Dengan kata lain  $O_{1,i}$  adalah fungsi keanggotaan masing-masing dari sebuah set fuzzy (A dan B) dengan derajat keanggotaan yang ditentukan oleh input  $x$  dan  $y$ . Simpul  $O_{1,i}$  berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan *fuzzy* A dan B. Bentuk fungsi keanggotaan pada *layer* atau lapisan pertama dapat berbentuk fungsi keanggotaan *gauss*.

$$\text{gaussian}(x, a_i, b_i) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-a_i}{b_i} \right)^2} \quad (2)$$

dimana  $\{a_i, b_i\}$  adalah parameter yang dapat diubah-ubah (parameter adaptif). Selama harga dari parameter ini berubah-ubah, fungsi keanggotaan *bell* akan bervariasi, tergantung pada parameter yang berubah, sehingga fungsi keanggotaan untuk set fuzzy (A dan B) akan bervariasi. Parameter-parameter pada lapisan ini disebut sebagai parameter premis.

**Lapisan 2**

Semua simpul pada lapisan ini adalah non adaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang.

$$O_{1,2} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (3)$$

Tiap keluaran simpul menyatakan kekuatan pengaruh (*firing strength*) tiap aturan *fuzzy*. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan *fuzzy*. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk. Fungsi perkalian yang digunakan adalah interpretasi kata hubung “AND” dengan menggunakan operator *t-norm*.

**Lapisan 3**

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif yang menampilkan fungsi normalisasi kekuatan pengaruh (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke- $i$  pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul disimpulkan sebagai berikut :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (4)$$

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

**Lapisan 4**

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = w_i \cdot f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

dengan  $w_i$  adalah derajat perngaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter  $\{p_i, q_i, r_i\}$  menyatakan parameter yang adaptif Parameter lapisan ini dinamakan parameter konsekuen.

**Lapisan 5**

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul dirumuskan sebagai berikut :

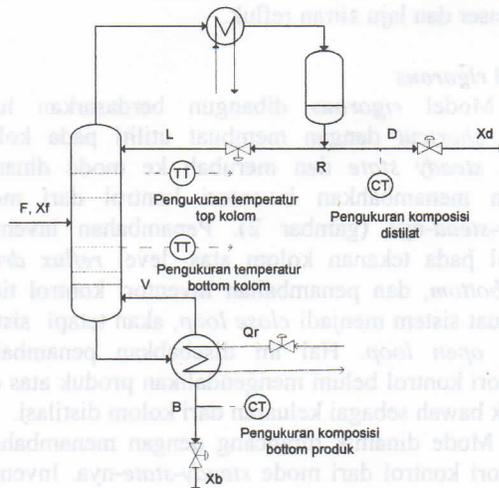
$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

**Simulasi dan Pembahasan**

Pengukuran dilakukan untuk mendapatkan profil temperatur dari tiap *tray* serta profil fraksi destilat. Pengukuran ini dilakukan saat terjadi perubahan beban sebagai gangguan (*disturbance*). Gangguan diberikan pada fraksi *Feed* (Xf), laju *Feed* (F), laju refluks (L) dan laju uap *reboiler* (Qr). Perubahan beban ini untuk melihat respon dinamik komposisi produk.

Dari gangguan yang diberikan dilihat hubungan temperatur tiap *tray* dengan Xd dan Xb. Rumus korelasi yang menunjukkan hubungan dua variabel adalah sebagai berikut :

$$r = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n\sum X^2 - (\sum X)^2][n\sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (7)$$



Gambar 4. Letak temperatur sensor pada kolom distilasi

Keterangan :  $L$  = laju liquid pada refluks(kgmol/jam)  
 $V$  = laju vapor pada *reboiler*(kgmol/jam)  
 $R$  = refluks ratio  
 $D$  = laju distilat(kgmol/jam)  
 $F$  = laju *Feed*(kgmol/jam)  
 $B$  = laju bottom produk(kgmol/jam)  
 $X_d$  = fraksi metanol pada distilat  
 $X_b$  = fraksi metanol pada bottom  
 $Q_r$  = laju steam pada *reboiler*(kgmol/jam)  
 $X_f$  = fraksi *Feed*

Hasil perhitungan nilai korelasi, dengan menggunakan rumus korelasi antara dua variabel (persamaan 7), dapat dilihat pada tabel 1. Dari tabel koefisien korelasi terlihat bahwa yang mempunyai hubungan paling kuat dengan fraksi mol produk bawah  $X_b$  adalah temperatur pada *tray* 1 atau *tray* terendah, sedangkan hubungan paling kuat dengan fraksi mol produk atas  $X_d$  adalah temperatur pada *tray* 14 atau *tray* teratas, sehingga peletakan sensor temperatur sebagai pengganti analiser adalah pada *top* kolom dan *bottom* kolom saja, seperti ditunjukkan pada gambar 4.

Tabel 1. Koefisien korelasi antara  $X_d$ ,  $X_b$  dan temperatur *tray*

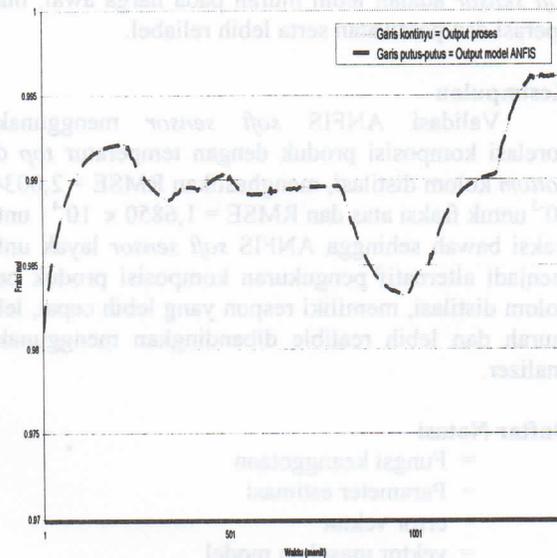
Korelasi	$X_b$	$X_d$
Temp. <i>Tray</i> 1 ( <i>bottom tray</i> )	0,851893	0,453874
Temp. <i>Tray</i> 2	0,625788	0,386451
Temp. <i>Tray</i> 3	0,421472	0,284779
Temp. <i>Tray</i> 4	0,301069	0,197260
Temp. <i>Tray</i> 5	0,269213	0,168612
Temp. <i>Tray</i> 6	0,332829	0,218479
Temp. <i>Tray</i> 7	0,383348	0,281157
Temp. <i>Tray</i> 8	0,539825	0,731101
Temp. <i>Tray</i> 9	0,531382	0,905788
Temp. <i>Tray</i> 10	0,502685	0,963692
Temp. <i>Tray</i> 11	0,477954	0,984641
Temp. <i>Tray</i> 12	0,457795	0,992114
Temp. <i>Tray</i> 13	0,441906	0,993909
Temp. <i>Tray</i> 14 ( <i>top tray</i> )	0,433367	0,994000

Pasangan data antara temperatur pada *top tray* dengan  $X_d$  dan temperatur pada *bottom tray* dengan  $X_b$ , dilatihkan pada ANFIS untuk mengenali pola hubungan pasangan-pasangan data tersebut. Struktur ANFIS yang digunakan sebagai *soft sensor* menggunakan mekanisme penalaran *fuzzy* Sugeno (Jang, 1997).

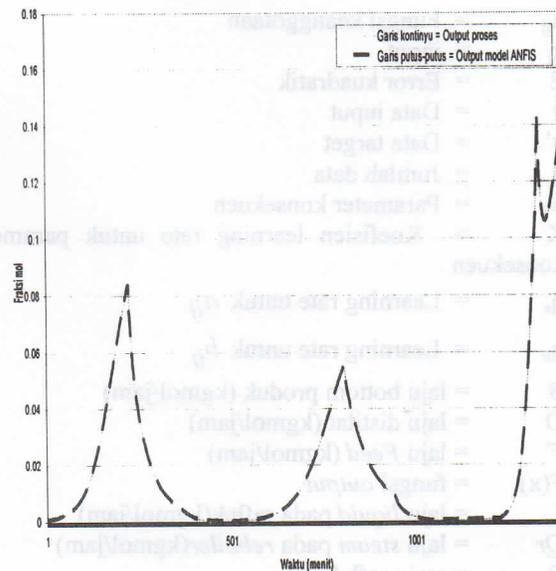
Model ANFIS yang dilatih dengan pasangan data temperatur *top* kolom –  $X_d$  dan temperatur *bottom* –  $X_b$ , adalah *soft sensor* berbasis ANFIS yang siap untuk diaplikasikan bila mempunyai performansi yang baik, yang ditunjukkan dengan seberapa berimpit output model dengan data sebenarnya pada grafik *output* validasi, seperti ditunjukkan pada gambar 5 dan 6, serta secara kuantitatif dari nilai RMSE. Dari beberapa penelitian nilai RMSE dari model yang dibuat menggunakan *artificial intelligence* biasa berkisar antara  $10^{-3}$  sampai  $10^{-5}$ , tergantung ketersediaan data yang

mencukupi, akurasi data dan algoritma yang dipakai. Secara matematik RMSE dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (8)$$



Gambar 5. Output validasi  $X_d$



Gambar 6. Output validasi  $X_b$

Dari hasil validasi ANFIS *soft sensor* (gambar 5 dan 6) mempunyai performansi RMSE =  $2.0034 \times 10^{-5}$  untuk fraksi atas dan RMSE =  $1.6850 \times 10^{-4}$  untuk fraksi bawah. Hal ini menunjukkan bahwa ANFIS mampu memetakan hubungan yang nonlinier antara temperatur dan komposisi, walaupun terjadi perubahan kondisi proses, sehingga dapat dijadikan

alternatif pembangun *soft sensor* pada kolom distilasi atau pada aplikasi yang lain.

Dengan mengganti fungsi analyzer sebagai sensor komposisi dengan sensor temperatur *plus* ANFIS *soft sensor*, maka sistem pengukuran komposisi akan mempunyai respon yang lebih cepat karena termokopel atau RTD mempunyai respon yang lebih cepat dibandingkan analyzer. Kelebihan yang lain dari sistem *soft sensor* adalah lebih murah pada harga awal, biaya operasi dan perawatan serta lebih reliabel.

### Kesimpulan

Validasi ANFIS *soft sensor* menggunakan korelasi komposisi produk dengan temperatur *top* dan *bottom* kolom distilasi, menghasilkan RMSE =  $2,0034 \times 10^{-5}$  untuk fraksi atas dan RMSE =  $1,6850 \times 10^{-4}$  untuk fraksi bawah sehingga ANFIS *soft sensor* layak untuk menjadi alternatif pengukuran komposisi produk pada kolom distilasi, memiliki respon yang lebih cepat, lebih murah dan lebih realible dibandingkan menggunakan analyzer.

### Daftar Notasi

$\mu$	= Fungsi keanggotaan
$\theta$	= Parameter estimasi
$e$	= error vektor
$u$	= vektor masukan model
$a_{ij}$	= Titik pusat fungsi keanggotaan
$b_{ij}$	= Lebar fungsi keanggotaan
$\mu_{ij}$	= Fungsi keanggotaan
$x_j$	= input
$E$	= Error kuadratik
$y$	= Data input
$y'$	= Data target
$p$	= Jumlah data
$w_i$	= Parameter konsekuen
$K$	= Koefisien learning rate untuk parameter konsekuen
$\eta_a$	= Learning rate untuk $a_{ij}$
$\eta_b$	= Learning rate untuk $b_{ij}$
$B$	= laju bottom produk (kgmol/jam)
$D$	= laju distilat (kgmol/jam)
$F$	= laju Feed (kgmol/jam)
$F(x)$	= fungsi output
$L$	= laju liquid pada refluks(kgmol/jam)
$Q_r$	= laju steam pada reboiler(kgmol/jam)
$R$	= rasio refluks
$V$	= laju uap pada reboiler(kgmol/jam)
$X_d$	= fraksi metanol pada distilat
$X_b$	= fraksi metanol pada bottom
$X_f$	= fraksi feed
$X_n$	= komposisi liquid pada tray ke-n
$Y_n$	= komposisi uap pada tray ke-n

### Daftar Pustaka

- Biyanto, TR., (2005a). "Design of Non Linier *soft sensor* for Predict Composition (mole-fraction) distillate and Bottom Product in Single Methanol-water Binary Distillation Column", *International Conference on Instrumentation, Communication and Information Technology (ICICI) 2005 Proc.*, Bandung
- Biyanto, TR., (2005b). "ANN *soft sensor* to Predict Quality of Based Temperature or Flow Correlation", *International Conference, Information and Communication Technology Seminar (ICTS) 2005*, Surabaya,
- Biyanto, TR., (2005c) "Controlling of binary distillation column using Neuro-Fuzzy - Internal Model Control (NF-IMC)", *National conference on Soft Computing, Intelligent Systems & Information Technology 2005 (SIIT2005)*, Kristen Petra University, Surabaya.
- Biyanto, TR., Santosa, HH, (2004). "Modeling of methanol-water binary distillation column using a Neural Network", *Journal Instrumentasi Vol 28 No1, Instrumentation Society of Indonesia, Jakarta*
- Duwaish, H., Ghouti, L., Halawani, T., and Mohandes, M., (2002) "Use of Artificial Neural Networks Process Analyzers: A Case Study", *ESANN'2002 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium)*.
- Jang, Jantzen, Sun, C.-T. and Mizutani, E. (1997) "*Neuro-fuzzy and Soft Computing*", dalam *Matlab Curriculum Series*, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA.
- Jang, Jantzen, (2003) "*Neural and Neurofuzzy Control*". Tech. report no 99-H 99 (nefcon)
- Luyben, W. L. Bjorn D. Tyreus, Michael L. Luyben, (1998) "*Plant wide Process Control*", Mc Graw - Hill, New York.
- Ruiz J.P, Zumoffen D, Basualdo M, Jimenez E., A (2004). "Nonlinear *soft sensor* for Quality Estimation and Optimal Control Applied in a Ternary Batch Distillation Column", *European Symposium on Computer Aided Process Engineering*, Lisbon, Portugal, May 16-19.
- Zamprognia E., Barolo M. and Seborg D. E. (2000) "Neural Network Approach to Composition Estimation in a Middle-Vessel Batch Distillation Column". *Proc. DINIP 2000. Workshop on Nonlinear Dynamics and Control in Process Engineering Rome*.