

Cascade Control Using Soft Sensor for Aldehyde Column Energy Saving

Totok R. Biyanto¹

Abstract— The focus of this paper is to develop the control strategy on aldehyde distillation column. The objectives are to maintain the consistency of product's composition, energy saving and optimum cost.

The method is replacing the control structure from inferential control to cascade control using LV structure, with soft sensor to improve performance, reduce cost and increase reliability.

The disturbance was given by a change in the mole flow rate of feed. Cascade control with LV structure was proposed to minimize Internal Absolute Error (IAE) and increase energy efficiency. The result of this research showed that cascade control with LV structure had a lower Integral Absolute Error (IAE) than inferential control structure, improved product composition consistency, and increased energy efficiency.

Keywords—Energy saving, Aldehyde distillation column, Control structure

I. PENDAHULUAN

Konsumsi energi kolom aldehyd yang memisahkan *isobutyraldehyde* (i-butanal) dan *normalbutyraldehyde* (n-butanal) dari *crude aldehyde* adalah sangat besar, yaitu mencapai 40%-50% dari total biaya operasinya [1], [2]. Hal ini akan menyebabkan biaya produksi yang besar, apalagi ditengah harga LPG yang melambung yang merupakan bahan bakar boiler.

Kelangkaan bahan baku berupa gas alam membuat kolom distilasi aldehyd tidak bisa berproduksi sesuai kapasitas yang optimal [3], sehingga mengurangi laju aliran umpan pada kolom distilasi aldehyd, yang pada akhirnya menurunkan laju produksi. Namun penurunan laju produksi tidak sebanding dengan besarnya dengan penurunan laju panas pada reboiler, sehingga efisiensi pemakaian energi terhadap hasil proses menurun.

Penurunan laju aliran umpan pada kolom distilasi pada umumnya akan mengganggu kualitas atau komposisi produk yang merupakan prioritas utama yang harus dicapai dan dipertahankan melalui kontrol proses [4], [5].

Untuk meminimalkan konsumsi energi pada kolom distilasi dapat dilakukan dengan cara penerapan integrasi panas pada kolom distilasi [4], [2], [1]. Namun untuk penerapan integrasi panas harus merubah kondisi operasional kolom distilasi. Hal ini sulit dilakukan karena selain biaya yang sangat mahal dan memakan waktu yang lebih lama, kolom distilasi aldehyd ini sudah terpasang dan harus terus beroperasi. Untuk mengatasi hal itu maka alternatif lain adalah merubah strategi kontrol yang sudah terpasang dengan strategi kontrol yang mampu mengatasi terjadinya gangguan dan dapat menghemat energi.

Permasalahan pertama adalah bagaimana strategi kontrol yang dapat menjaga komposisi produk tetap stabil dan juga sekaligus bisa meminimalkan pemakaian energi [5]. Kedua adalah instrumentasi apa yang bisa dimanfaatkan untuk kepentingan strategi kontrol tanpa merubah instrumentasi yang ada, reliabel, mempunyai performansi yang baik dan menghemat biaya [6].

Penelitian ini bertujuan untuk mencari alternatif strategi kontrol pada kolom distilasi untuk proses pemisahan *isobutyraldehyde* dan *normalbutyraldehyde* yang dapat menjaga kestabilan komposisi produk dan tahan terhadap gangguan, meminimalkan penggunaan energi, khususnya energi panas pada reboiler serta menerapkan *soft sensor* sebagai pengganti instrumen analiser.

II. TEORI PENUNJANG

A. Proses Kolom Aldehyd

Dalam proses produksi *octanol* terdapat kolom distilasi aldehyd pada salah satu bagian prosesnya. Kolom aldehyd mempunyai produk atas berupa *isobutyraldehyde* atau disingkat i-butanal dan produk bawah berupa *normalbutyraldehyde* atau disingkat n-butanal. *Feed* dari kolom aldehyd adalah *crude aldehyde* yang merupakan hasil dari proses *syn gas plant* yang telah dipisahkan dari katalisnya. Produk dari kolom aldehyd ini yang akan diproses lebih lanjut menghasilkan *octanol* sebagai produk utama, *normal butyl alcohol* dan *isobutil alkohol* sebagai produk sampingan.

Secara umum pemisahan komponen menggunakan kolom distilasi seperti pada Gambar 1, dimana laju aliran umpan F , dengan komposisi X_f masuk pada tray tertentu pada kolom. Terpisah karena perbedaan volatilitas menjadi produk atas atau distilat dengan laju aliran D dan komposisi X_d dan produk bawah dengan laju aliran B dan komposisi X_b .

B. Sistem Kontrol Direct

Sistem kontrol *direct* seperti Gambar 2 adalah suatu metode kontrol yang bekerja berdasarkan informasi yang diperoleh secara langsung dari variabel yang ingin diukur/dikendalikan yaitu X_d dan X_b . Dari sensor X_d dihubungkan ke pengendali XIC-100 dan mengerakkan *valve* pada *reflux*, sedangkan sensor X_b dihubungkan ke pengendali XIC-101 dan mengerakkan *valve* pada Q_r . Pada kolom distilasi, sistem kontrol *direct* diaplikasikan pada pengukuran komposisi yang menggunakan analiser. Kelebihan analiser adalah hasil pengukuran yang dihasilkannya lebih akurat. Namun terdapat pula beberapa kelemahan, yaitu adanya keterlambatan (*lag*) dalam pengenalan komposisinya yang akan mengganggu performansi dari sistem, reliabiliti dari analiser yang rendah dan mahal [6], [7], [8].

Naskah diterima 5 Mei 2006; selesai revisi pada 21 April 2008

¹ Totok R.B. adalah dosen Jurusan Teknik Fisika, FTI, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, INDONESIA (e-mail: trb@ep.its.ac.id)

C. Sistem Kontrol Inferensial

Pengukuran terhadap suatu variabel dapat dilakukan secara tidak langsung berdasarkan informasi dari variabel yang lain dan dikenal sebagai metode inferensial. Seperti pada Gambar 3, pengendalian komposisi X_d dilakukan dengan mengendalikan laju *reflux* sedangkan pengendalian komposisi X_b dilakukan dengan mengendalikan temperatur pada tray ke 32. Kelemahan yang terjadi pada analiser (metode sistem kontrol *direct*) dapat diatasi dengan menggunakan metode ini. Salah satu strategi yang sering digunakan untuk sistem kontrol inferensial adalah dengan menggunakan termodinamik sensor misalnya temperatur, laju aliran dan tekanan sebagai pengganti dari analiser pada sistem kontrol *direct*. Namun sistem kontrol ini tidak dapat menjaga konsistensi komposisi atau kualitas produk bila ada perubahan pada pengganggu proses dengan multi komponen.

D. Sistem Kontrol Cascade

Sistem kontrol *cascade* seperti Gambar 4, dengan sensor X_d dihubungkan ke pengendali XIC-100 dan memberikan *setpoint* pada FIC-100 sebagai pengendali laju aliran *reflux*, sedangkan sensor X_b dihubungkan ke pengendali XIC-101 dan *setpoint* pada TIC-100 sebagai pengendali temperatur pada tray ke 32.

Konsep dari sistem kontrol *cascade* adalah menjadikan variabel termanipulasi dari *master loop* kontrol sebagai *setpoint* untuk *slave loop* kontrol.

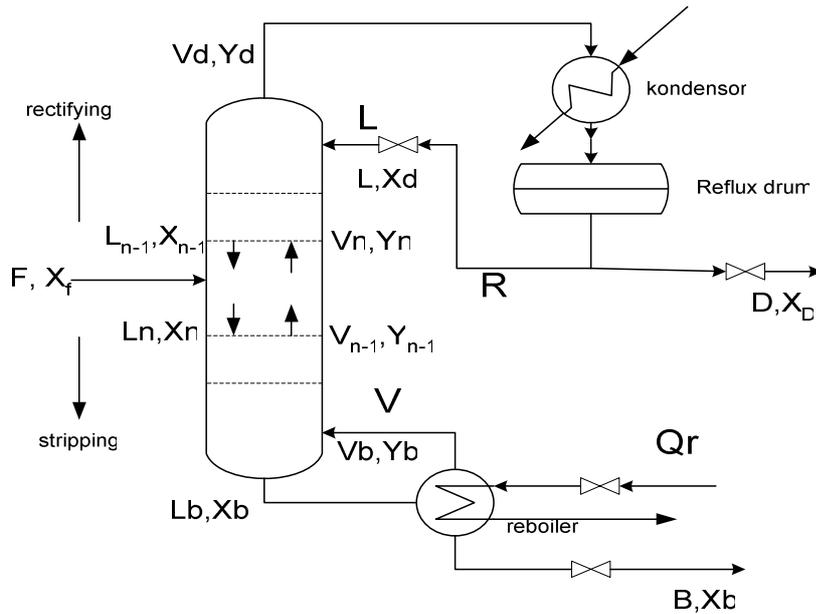
Pada kolom distilasi aldehid terdapat dua buah sistem kontrol *cascade* yang diterapkan, yaitu *loop* kontrol komposisi distilat (X_d) sebagai *master loop* dengan kontrol *flow* pada *reflux* sebagai *slave loop*, dan kontrol komposisi *bottom* produk (X_b) sebagai *master loop* dengan kontrol temperatur *tray* sebagai *slave loop*.

Sistem kontrol *cascade* pada penelitian ini digunakan untuk mengurangi *error* yang disebabkan oleh gangguan dari sistem yang biasa terjadi pada kontrol inferensial dan mengurangi *lag* sistem pengukuran pada kontrol *direct*.

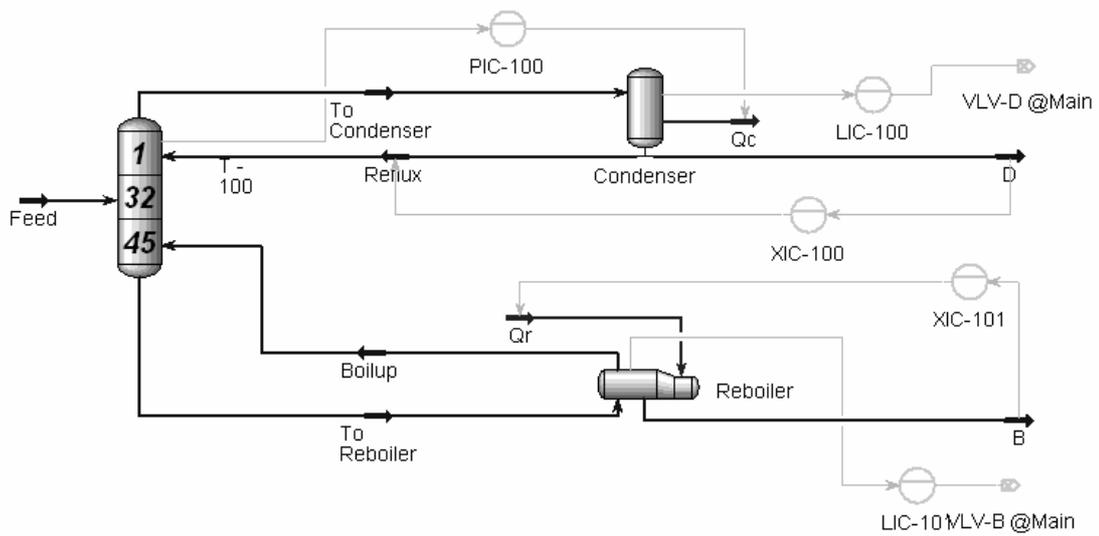
E. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan Algoritma Belajar Levenbeg Marquard

Struktur jaringan saraf tiruan yang umum adalah *multilayer perceptron* (MLP). Gambar 5 menggambarkan struktur MLP, yang terdiri dari *input*, *hidden* dan *output layer*. Secara matematis MLP dapat ditulis :

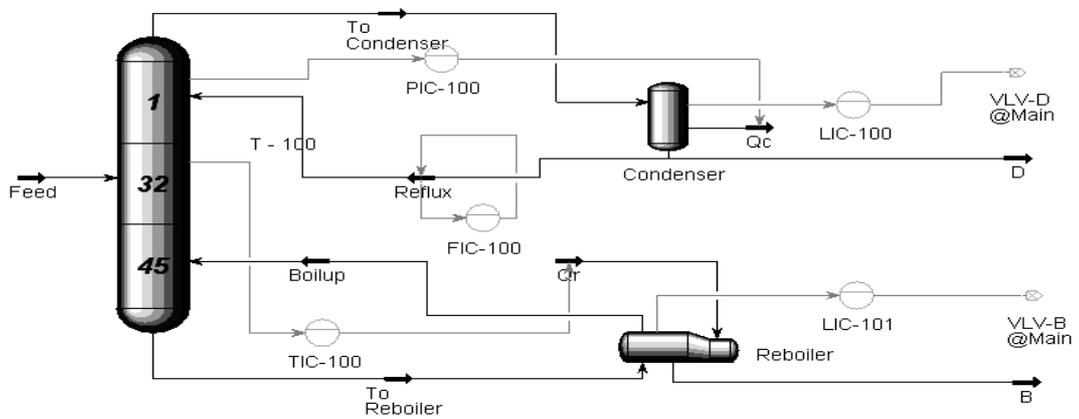
$$y_i = F_i \left[\sum_{j=1}^{n_h} W_{i,j} \cdot f_j \left(\sum_{l=1}^{n_\phi} w_{j,l} \phi_l + w_{j,0} \right) + W_{i,0} \right] \quad (1)$$



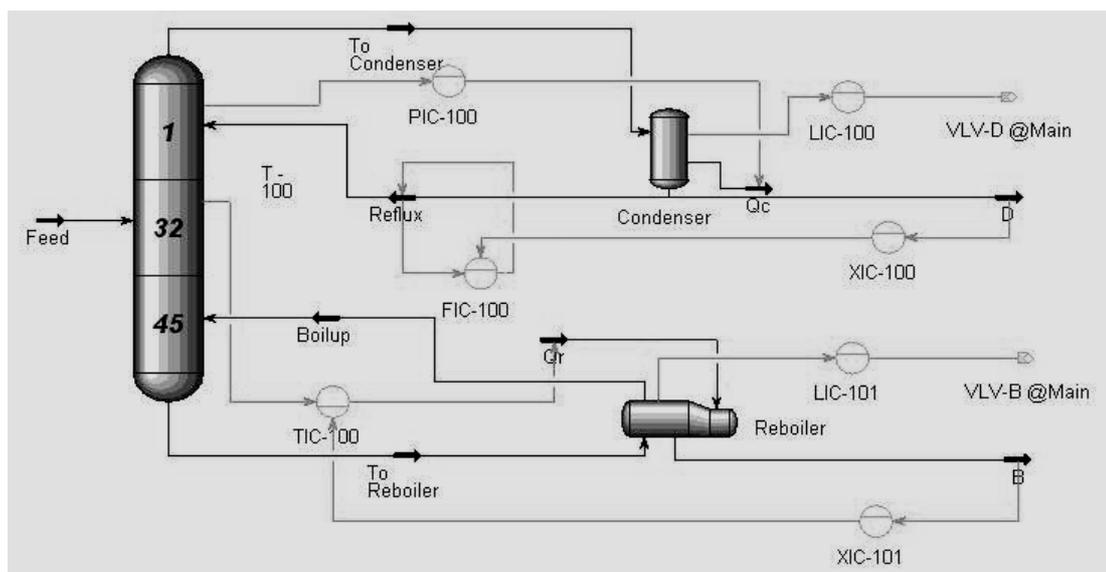
Gambar 1. Kolom distilasi biner



Gambar 2. Sistem kontrol *direct* pada kolom aldehyd



Gambar 3. Sistem kontrol inferensial pada kolom aldehyd



Gambar 4. Sistem kontrol *cascade* pada kolom aldehyd

Algoritma pembelajaran yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma Levenberg Marquardt yang dapat di ringkas sebagai berikut [9]:

1. Pilih vektor bobot awal $w^{(0)}$ dan harga awal $\lambda^{(0)}$.

dimana w adalah bobot dan λ diberikan harga awal

2. Tentukan arah pencarian

$$[R(w^{(i)} + \lambda^{(i)} I)]f^{(i)} = -G(w^{(i)})$$

maka diperoleh f dan dimasukkan ke :

$$w = \arg \min_w V_N(w, Z^N)$$

$$w^{(i+1)} = w^{(i)} + \mu^{(i)} f^{(i)}$$

Jika $V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N) < V_N(w^{(i)}, Z^N)$ sehingga memenuhi $w^{(i+1)} = w^{(i)} + f^{(i)}$ sebagai iterasi baru maka $\lambda^{(i+1)} = \lambda^{(i)}$. Jika tidak maka mencari λ baru dari harga r

$$r^{(i)} = \frac{V_N(w^{(i)}, Z^N) - V_N(w^{(i)} + f^{(i)}, Z^N)}{V_N(w^{(i)}, Z^N) - L^{(i)}(w^{(i)} + f^{(i)})}$$

Jika $r^{(i)} > 0.75$ maka $\lambda^{(i)} = \lambda^{(i)}/2$.

Jika $r^{(i)} < 0.25$ maka $\lambda^{(i)} = 2 \lambda^{(i)}$.

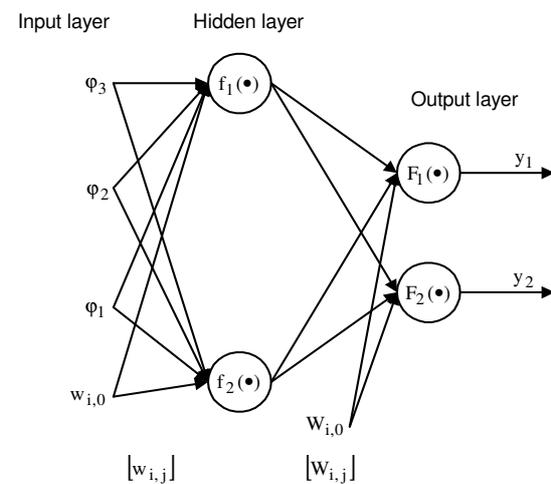
Dimana :

$$V_N(w, Z^N) = L^{(i)}(w)$$

$$= \frac{1}{2N} \sum [y(k) - \hat{y}(k|w)]^T [y(k) - \hat{y}(k|w)]$$

$$L^{(i)}(w^{(i)} + f^{(i)}) = (\lambda^{(i)} f^{(i)T} f^{(i)}) - (f^{(i)T} G)$$

3. Jika kriteria tercapai, maka perhitungan berhenti. Jika kriteria belum tercapai maka mengulangi langkah no 2



Gambar 5. Struktur multilayer perceptron

F. Struktur Dan Training JST

Pemodelan pada penelitian ini akan menggunakan JST - MLP (Neural Network - Multi Layer Perceptron) dengan struktur ARX (AutoRegressive, eXternal input) dimana variabel input JST mengandung input (U) dan output (Y) masa sekarang dan lampau [6], [9]. Persamaan output model \hat{Y} dapat ditulis sebagai berikut :

$$\hat{Y} = f(Y_1, Y_2, U_1, U_2) \quad (2)$$

dimana :

$$\hat{Y} = [\hat{y}_1(k+1) \hat{y}_2(k+1)]^T$$

$$Y_1 = [y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-ny_1)]$$

$$Y_2 = [y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-ny_2)]$$

$$U_1 = [u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-nu_1)]$$

$$U_2 = [u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-nu_2)]$$

dimana ny dan nu adalah *history length* untuk *output* dan *input* proses.

Gambar 6 adalah JST MLP dengan struktur input ARX dengan jumlah *layer* dan fungsi aktivasi [10]. Pada saat awal pelatihan dengan bobot model diambil secara acak, maka Y dan \hat{Y} akan menunjukkan harga yang berbeda pada seluruh data set pelatihan atau masih ada *error* (e). *Error* ini adalah fungsi tujuan yang akan diminimisasi pada setiap iterasi atau *epoch* selama pelatihan menggunakan algoritma Levenberg Marquardt dengan mengubah bobot $W1$ dan $W2$ pada JST.

Validasi model yang telah dibuat terhadap *plant* dilakukan dengan memberikan *input* yang belum pernah dilatihkan kepada JST dan mencatat *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang terjadi sepanjang N sampel validasi [11], seperti Gambar 7 RMSE dapat ditulis sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (3)$$

III. METODE PENELITIAN

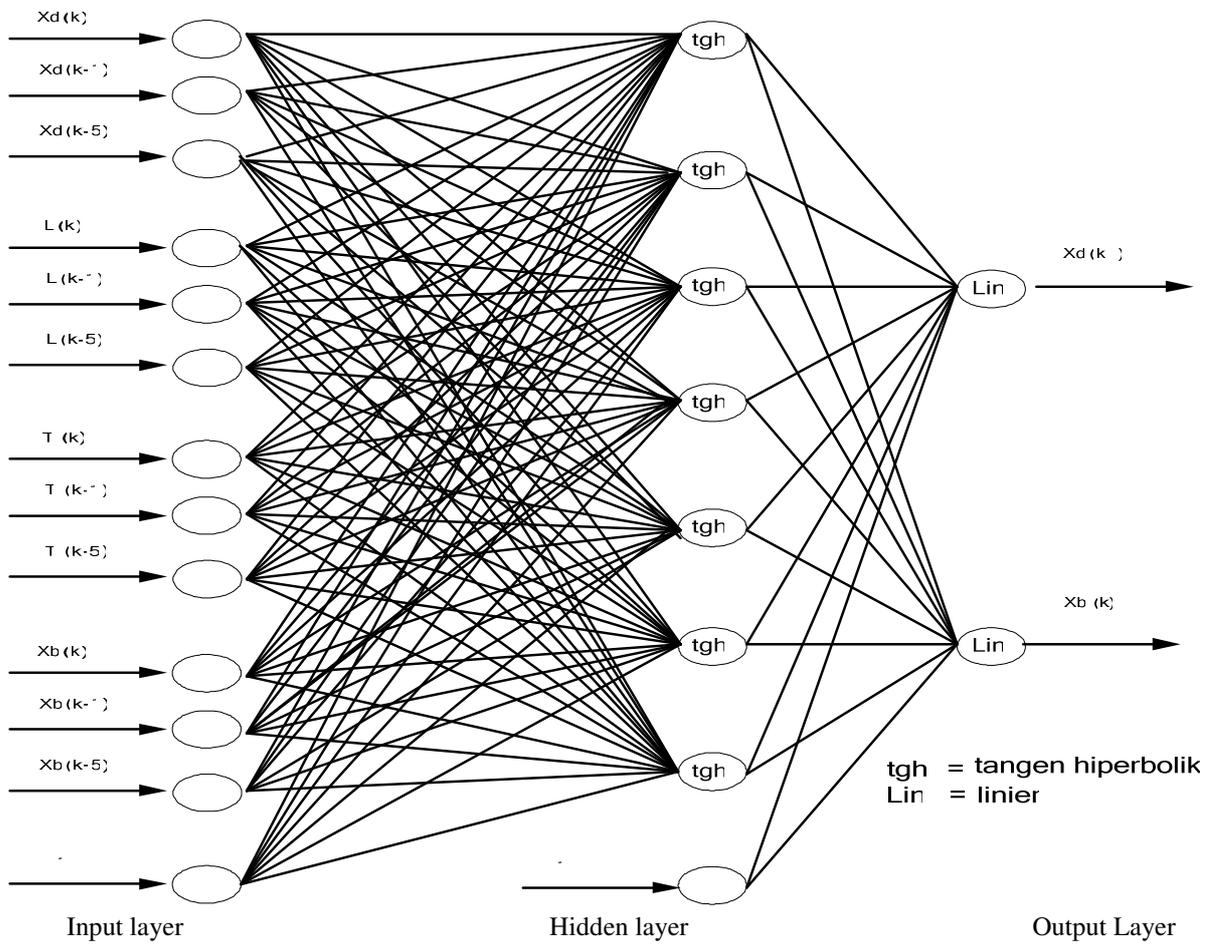
Dalam perancangan ini, langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut :

1. Pemodelan aldehyde column menggunakan Hysys 3.2
2. Pengambilan data untuk *training* JST *soft sensor*.
3. Pembuatan strategi kontrol inferensial seperti yang terpasang pada *plant* saat ini dan *cascade control* sebagai strategi kontrol yang diajukan .
4. Pengujian sistem kontrol
5. Analisa data hasil pengujian

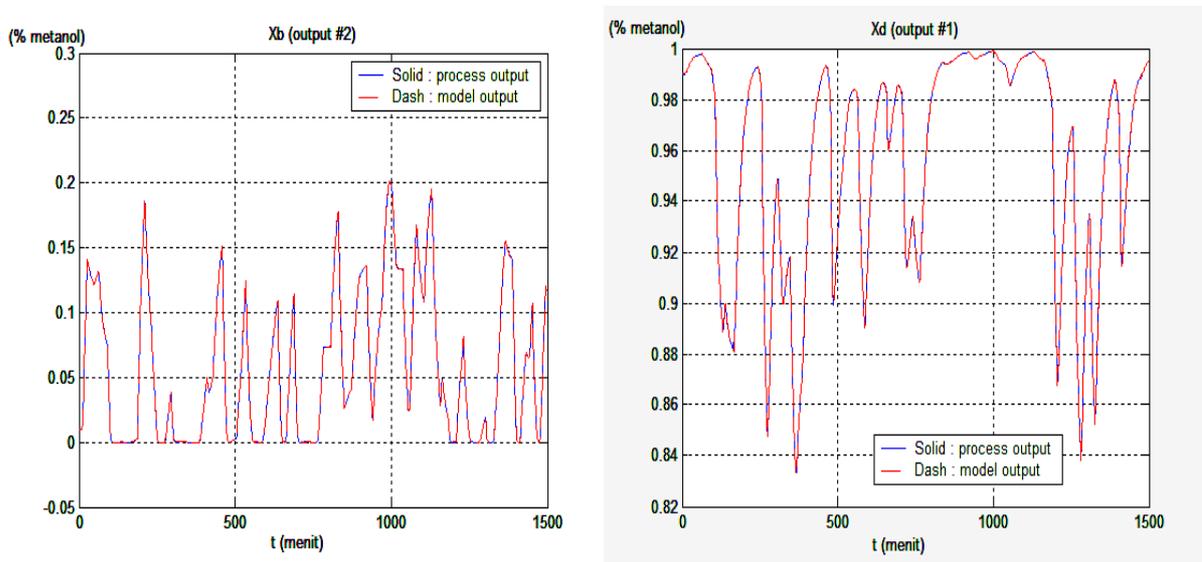
IV. ANALISA DATA DAN PEMBAHASAN

Uji penurunan laju aliran umpan turun adalah berdasarkan kejadian sebenarnya pada *plant* dimana suplai gas alam sebagai bahan baku utama *plant* mengalami kelangkaan. Laju aliran umpan pada kondisi operasi normal adalah 271.27 kmol/jam, komposisi umpan 0.1 i-butanal dan 0.9 n-butanal, *light key* pada produk bawah (i-butanal) 0.01 dan *Heavy key* pada distilat (n-butanal) 0.01

Laju aliran umpan pada kondisi operasi normal adalah 271.27 kmol/jam. Sesuai gangguan di *plant* maka disimulasikan penurunan laju aliran umpan menjadi 250 kmol/jam pada jam pertama sampai jam ke enam dan diturunkan lagi sampai menjadi 225 kmol/jam pada jam ke enam sampai jam ke sembilan (Gambar 8).



Gambar 6. Struktur JST soft sensor rancangan



Gambar 7. Xd dan Xb dari proses dan JST soft sensor

Gambar 9 menunjukkan bagaimana respon komposisi produk atas dengan kontrol secara *cascade* dan inferensial ketika terjadi penurunan laju aliran umpan. Pada kontrol secara *cascade* komposisi produk atas selalu kembali mendekati nilai *setpoint* walaupun pada setiap penurunan laju aliran umpan dan terjadi *overshoot* yang kecil, yaitu maksimumnya sebesar 0.0002 dari nilai *setpoint* dan

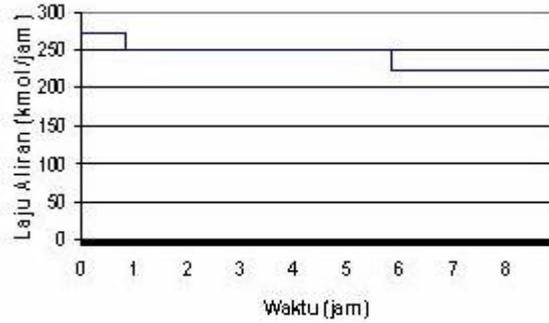
diperoleh nilai IAE sebesar 0.76972. Sedangkan untuk respon komposisi produk atas dengan kontrol secara inferensial, komposisi produk atas terus naik hingga mencapai nilai 0.995594 dan didapatkan nilai IAE sebesar 152.0986.

Kenaikan nilai komposisi produk atas pada kontrol secara inferensial disebabkan tidak adanya kontrol

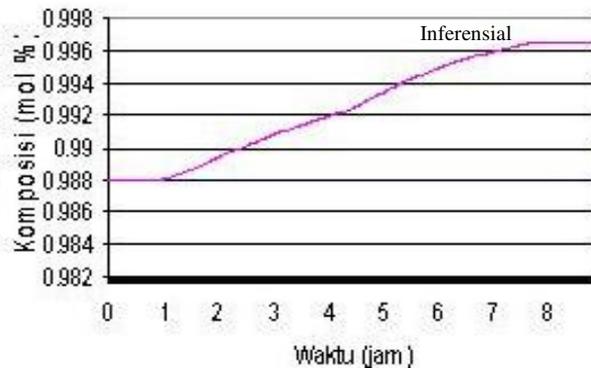
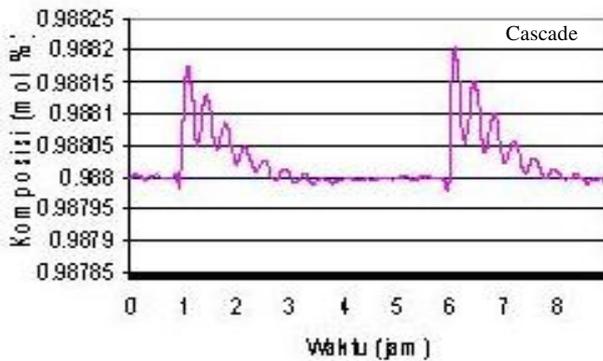
secara langsung terhadap komposisi. Ketika laju aliran umpan turun akan menyebabkan laju aliran distilat juga turun dan laju aliran refluks tetap karena dikendalikan, maka nilai refluks rasio yaitu perbandingan antara laju aliran refluks dan laju aliran distilat semakin besar. Dengan bertambahnya nilai refluks rasio ini maka, komposisi produk atas juga semakin besar atau semakin murni.

Komposisi produk bawah dengan kontrol secara inferensial nilainya menurun ketika terjadi penurunan laju aliran umpan (Gambar 10). Penurunan ini menyebabkan nilai IAE yang cukup besar, yaitu 32.22162. Nilai IAE komposisi produk bawah dengan kontrol secara inferensial sangat jauh bila dibandingkan dengan kontrol secara *cascade* yang hanya sebesar 0.01196. Komposisi produk bawah dengan kontrol secara *cascade* walaupun terlihat

berosilasi, namun dalam range yang sangat kecil yaitu sekitar plus minus 0.0005 dari nilai *setpoint* yang ditentukan.



Gambar 8. Penurunan laju aliran umpan terhadap waktu



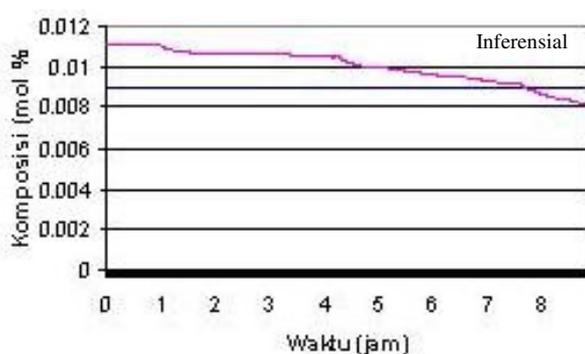
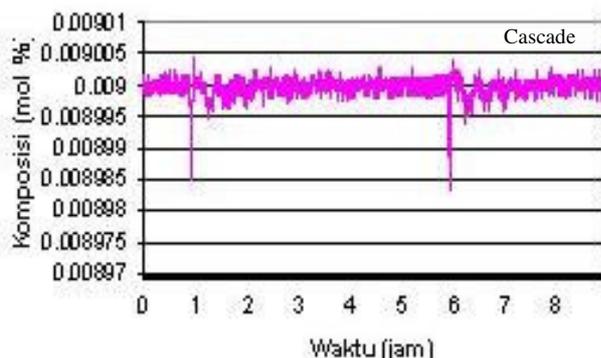
Gambar 9. Xd karena penurunan laju aliran umpan pada kontrol secara *cascade* dan inferensial

Penurunan nilai komposisi produk bawah dengan kontrol secara inferensial disebabkan adanya kenaikan komposisi produk atas. Sehingga komposisi produk bawah harus turun sesuai dengan kesetimbangan pada kolom distilasi. Pada kontrol *cascade*, komposisi produk bawah dikendalikan secara langsung dengan memanipulasi laju panas pada reboiler. Sehingga ketika ada penurunan laju aliran umpan, komposisi produk bawah akan berubah, namun kembali lagi sesuai *setpoint*.

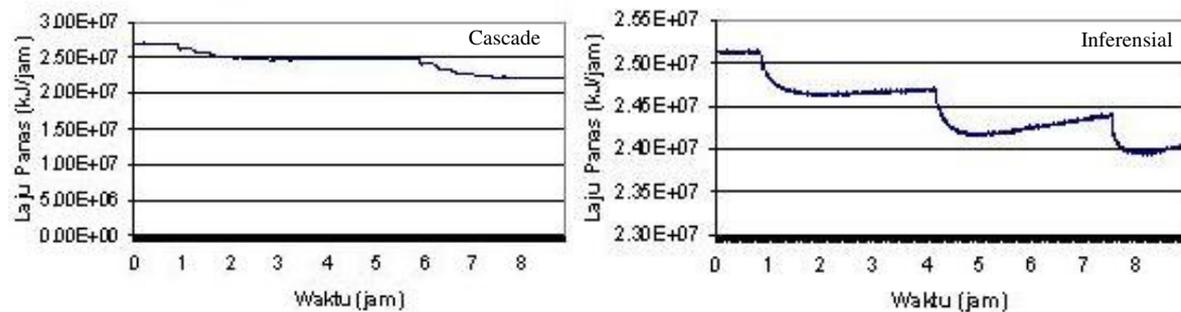
Gambar 11 menunjukkan perubahan Q_r sebagai variabel termanipulasi untuk mempertahankan komposisi X_b pada kontrol *cascade* dan mempertahankan temperatur tray ke 32 pada kontrol inferensial, saat terjadi gangguan penurunan laju aliran umpan dan interaksi dari perubahan komposisi X_d .

Saat terjadi penurunan laju aliran umpan, pada kontrol secara *cascade* aksi Q_r akan sepadan dengan perubahan komposisi X_b sebagai tujuan utama yang harus dijaga,

sedangkan interaksi dari perubahan komposisi X_d sangat kecil karena komposisi X_d sendiri dapat terkendali dengan baik. Namun pada pengendalian inferensial komposisi X_d tidak terkendali saat terjadi perubahan laju aliran umpan (Gambar 9) sehingga berinteraksi pada komposisi X_b . Ditambah lagi kesalahan prediksi komposisi X_b yang diwakili oleh temperatur pada tray ke 32 (Gambar 10), sehingga kontrol inferensial tidak dapat menjaga konsistensi komposisi X_d dan X_b saat perubahan laju aliran umpan dan interaksinya. Aksi Q_r sebagai respon untuk mempertahankan komposisi X_b yang diprediksi dengan pendekatan temperatur pada tray ke 32 adalah perpaduan aksi dalam menanggapi perubahan laju aliran feed dan interaksi dari perubahan X_d .



Gambar 10. X_b karena penurunan laju aliran umpan pada kontrol secara *cascade* dan inferensial



Gambar 11. Qr karena penurunan laju aliran umpan pada kontrol secara *cascade* dan inferensial

Dilihat dari sisi konsumsi energi kontrol secara *cascade* lebih banyak pengurangan laju panas reboilernya dibandingkan dengan kontrol secara inferensial. Pada saat terjadi penurunan laju aliran umpan dari 271.27 kmol/jam hingga 225 kmol/jam, kontrol secara *cascade* bisa menurunkan laju panas *reboiler* sebesar 11.16 %, yaitu dari 25,100,000 kJ/jam turun menjadi 22,300,000 kJ/jam. Bila menggunakan kontrol secara inferensial laju panas *reboiler* hanya turun sebesar 3.98 % yaitu dari 25,100,000 kJ/jam turun menjadi 24,100,000 kJ/jam.

V. KESIMPULAN

Dari simulasi diatas dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Struktur kontrol secara *cascade* lebih mampu menjaga kestabilan komposisi produk kolom distilasi aldehid terhadap gangguan berupa penurunan laju aliran umpan.
2. Ketika terjadi gangguan berupa penurunan laju aliran umpan, nilai IAE untuk kontrol secara *cascade* lebih kecil dari pada kontrol secara inferensial.
3. Penurunan laju panas *reboiler* ketika terjadi gangguan berupa penurunan laju aliran umpan dari 271.27 kmol/jam hingga 225 kmol/jam adalah 11.16 % untuk kontrol secara *cascade* dan 3.98 % untuk kontrol secara inferensial.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] www.engr.pitt.edu, "Design of a heat-Integrated Distillation Column", 2005.
- [2] www.psenterprise.com, "Heat-integrated Distillation Column", 2005.

- [3] www.dprin.go.id, "Laporan utama", 2005
- [4] Biyanto, TR., Kusmartono, B, Mahfud, AH., "Controllability and Total Annual Cost Analysis of Design and Control Acetone-Ethanol-Butanol Distillation Column with Heat Integration", *Journal Academia ISTA* Vol.10 No 1, June. 2005
- [5] Biyanto, TR., LV, DV and RR-V, "Binary Distillation Column Control Performance Evaluation", *Industrial Electronic Seminar V 2005*, Electronic Engineering Polytechnic Institute of Surabaya – ITS, Surabaya, November 24th. 2005
- [6] Biyanto, TR., "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.*, Universitas Munchen-ITB, Bandung, August 3rd -5th. 2005
- [7] Luyben, W. L. Bjorn D. Tyreus, Michael L. Luyben, *Plant wide Process Control*, Mc Graw – Hill, New York. 1998
- [8] Zamprogna E., Barolo M. and Seborg D. E., "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, June. 2000
- [9] Norgaard, M., Ravn, O., Poulsen, N.K., and Hansen L.K., *Neural Network for Modelling and Control of Dynamic Systems*, Springer London. 1999
- [10] Cybenko G., "Approximation by Super-position of A Sigmoid Function", *Mathematics of Control, Signal, and Systems*, Vol. 2(4), 303-314. 1989
- [11] Nelles O, Isermann R., "Basis Function Networks for Interpolation of Local Linear Models", *Proc. of 35th Conference on Decision and Control*, Kobe, Japan, December, 1996