

MODEL KONTROL PREDIKSI BERBASIS ANFIS PADA HEAT EXCHANGER

Ruslim

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Borneo Tarakan
ruslim_s@yahoo.co.id

ABSTRAKS

Model dinamik dari sistem Heat Exchanger diperlukan untuk proses pengendalian pada sistem tersebut. Jika terjadi perubahan beban pada plant, maka parameter plant tersebut kemungkinan akan berubah dari kondisi awal. Disisi lain parameter-parameter ini akan berpengaruh pada nilai keluaran prediksi dari sistem, yang akan mempengaruhi pengendalian sistem secara keseluruhan. Dengan adanya pemodelan sistem ini, maka setiap perubahan nilai parameter-parameter plant yang diakibatkan oleh perubahan beban plant, dapat diperoleh melalui proses pembelajaran dari pemodelan plant Heat Exchanger. Pada penelitian ini dirancang suatu Model Prediksi berbasis Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) yang diimplementasikan pada plant Heat Exchanger. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa model sistem yang dirancang mampu untuk menghasilkan keluaran yang selalu dapat mengikuti nilai keluaran Heat Exchanger dengan tingkat error steady state lebih kecil dari 2%.

Kata Kunci: model predictive control, anfis

1. PENDAHULUAN

Heat exchanger merupakan suatu alat untuk proses pertukaran panas, berfungsi untuk memindahkan panas antara dua fluida yang berbeda temperatur dan dipisahkan oleh suatu sekat pemisah. Heat Exchanger memegang peranan sangat penting pada industri pengolahan yang mempergunakan atau memproses energi. Proses perpindahan panas ini perlu untuk dikontrol agar diperoleh temperatur fluida sesuai dengan kriteria yang diinginkan, dan pemanfaatan sumber energi yang tersedia benar-benar dapat lebih optimal.

Untuk mencapai kriteria sebagaimana dimaksud diatas, terdapat permasalahan yang muncul. Masalah ini adalah akibat dari terbatasnya area kerja sensor dan aktuator pada plant Heat Exchanger. Keterbatasan area kerja ini akan menyebabkan keterlambatan respon dari sistem kontrol jika kontroler hanya berbasis pada sistem kontrol PID biasa, dan salah satu teknik yang bisa dikembangkan untuk mengatasi kelemahan sistem tersebut adalah dengan menggunakan kontroler model prediksi (Model Predictive Control).

Kontroler model prediksi merupakan jenis sistem kontrol yang didesain berdasarkan model suatu proses. Model tersebut digunakan untuk menghitung sejumlah nilai prediksi keluaran proses. Berdasarkan sejumlah nilai prediksi tersebut, sinyal kontroler yang akan diberikan ke proses dihitung dengan melakukan minimalisasi suatu fungsi kriteria, sehingga selisih antara nilai prediksi keluaran proses dengan sejumlah masukan referensi yang bersesuaian adalah minimal (Sanchez, 1996).

Biasanya model berbasis kontrol prediksi (Model Based Predictive Control) menggunakan model linier dengan algoritma *on-line least square* untuk menentukan parameter. Akan tetapi Heat Exchanger

memiliki proses yang sangat tidak linier, sehingga metode ini akan sulit jika ingin diterapkan secara langsung pada proses tersebut. Oleh karena itu diperlukan beberapa pengembangan dalam mendesain model sistem kontrol berbasis kontrol prediksi tersebut (Balan, 2007).

Sebuah model yang dapat menghasilkan nilai prediksi dengan tepat akan dapat menghasilkan keluaran proses yang tepat pula jika ia menerima masukan yang sama seperti pada proses, namun demikian terkadang Heat Exchanger juga harus bekerja pada beban bervariasi yang akan menyebabkan terjadinya perubahan parameter plant tersebut. Ketika nilai prediksi tidak lagi sesuai dengan yang diharapkan akibat parameter model yang tidak dapat menyesuaikan, maka perlu ditambahkan mekanisme adaptasi yang dapat menyesuaikan model dari error melalui perbandingan antara proses dan keluaran model (Sanchez, 1996).

Pada penelitian ini dikembangkan sebuah sistem model kontrol prediksi yang mampu beradaptasi dengan baik terhadap perubahan beban plant Heat Exchanger, sehingga sinyal respon plant tetap dapat terjaga mengikuti trayektori nilai *setpoint* yang diberikan. Model kontrol prediksi dirancang sedemikian rupa dengan menggunakan komputer berbasis Sistem Intelligent Control, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).

2. HEAT EXCHANGER

Plant Heat Exchanger yang digunakan dalam penelitian ini adalah Temperature Process Rig Trainer 38-600, yang digunakan sebagai trainer dalam proses pengendalian temperatur secara real. Pada plant terdapat dua aliran fluida dengan temperatur yang berbeda, yaitu aliran fluida bertemperatur tinggi (*primary flow*), dan fluida

bertemperatur rendah (*secondary flow*). Proses kontrol temperatur dilakukan dengan cara mengatur aliran kedua jenis fluida tersebut menggunakan *servo valve*. Model matematis *Heat Exchanger* dari *Temperature Process Rig Trainer 38-600* adalah (Saputro, 2008):

$$G = \frac{0,9538}{16,03829s^2 + 8,009566s + 1} \quad (1)$$

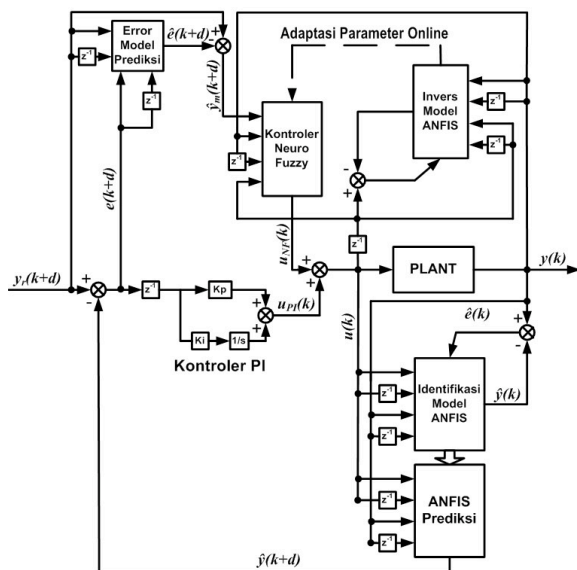
untuk beban nominal, dan

$$G = \frac{0,5395}{4,321s^2 + 4,1574s + 1} \quad (2)$$

untuk beban bertambah. Model matematis *plant* diperoleh dari hasil identifikasi statis dengan metode *Strejc*.

3. RANCANGAN SISTEM

Sistem dari Model Kontrol Prediksi berbasis *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* yang dikembangkan dalam penelitian ini adalah sebagaimana yang dipelihatkan pada blok diagram Gambar 1.



Gambar 1. Blok diagram Kontrol Prediksi Adaptif Berbasis ANFIS-PI

3.1. Arsitektur ANFIS

Arsitektur *ANFIS* yang dirancang untuk kebutuhan desain kontroler dan pemodelan sistem adalah sebagaimana terlihat pada Gambar 2. Jumlah variabel masukan pada *ANFIS* terdiri dari empat variabel masukan. Struktur dari model *ANFIS* yang digunakan tersebut adalah berdasarkan pada (Denai, 2007):

- Model *fuzzy Sugeno* orde-satu, di mana bagian *consequent* dari aturan *fuzzy if-then* adalah persamaan linier.
- Operator *T-norm* yang membentuk *fuzzy AND* adalah keluaran aljabar.

- Tipe fungsi keanggotaan dari masukan adalah fungsi *generalized bell* yang merupakan persamaan yang tidak linier.

a. Layer-1

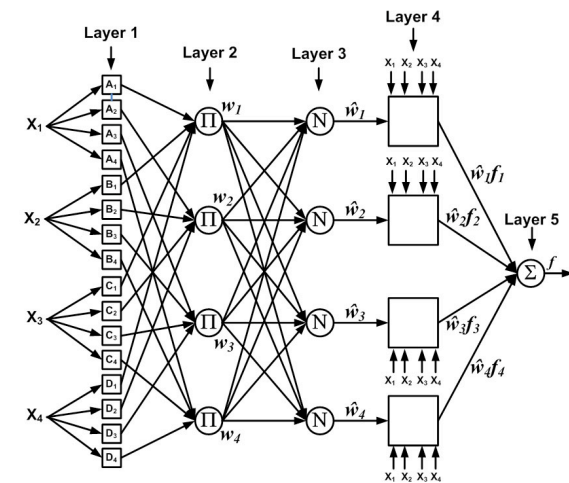
Membangkitkan derajat keanggotaan. Dari arsitektur *ANFIS* yang terlihat pada Gambar 2, derajat keanggotaan yang akan dibangkitkan adalah (Kusumadewi, 2006):

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x_1), & \text{untuk } i = 1, 2, 3, 4 \text{ atau} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-4}}(x_2), & \text{untuk } i = 5, 6, 7, 8 \text{ atau} \\ O_{1,i} &= \mu_{C_{i-8}}(x_3), & \text{untuk } i = 9, 10, 11, 12 \text{ atau} \\ O_{1,i} &= \mu_{D_{i-12}}(x_4), & \text{untuk } i = 13, 14, 15, 16 \end{aligned} \quad (3)$$

dimana x_1, x_2, x_3 dan x_4 adalah masukan pada node i dan A_i, B_{i-4}, C_{i-8} dan D_{i-12} adalah *fuzzy set* yang berhubungan dengan node ini yang berbentuk fungsi *generalized bell*:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (4)$$

dimana a_i, b_i , dan c_i adalah parameter-parameter dari fungsi keanggotaan yang disebut sebagai parameter *premise*. Pada penelitian ini nilai b_i ditentukan sama dengan 1.



Gambar 2. Arsitektur ANFIS dengan empat variabel masukan dan empat aturan

b. Layer-2

Membangkit *firing strength* dari suatu aturan yaitu dengan mengalikan setiap sinyal masukan, sebagai berikut:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1) \times \mu_{B_i}(x_2) \times \mu_{C_i}(x_3) \times \mu_{D_i}(x_4) \quad (5)$$

dimana $i = 1, \dots, 4$.

c. Layer-3

Bagian untuk menghasilkan keluaran yang menormalkan *firing strength*, sebagai berikut:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \quad (6)$$

dimana $i=1, \dots, 4$.

d. Layer-4

Menghitung keluaran kaidah berdasarkan parameter *consequent*. Dari Gambar 2 ditentukan parameter-parameter *consequent* adalah p_b, q_b, r_b, s_b, t_b . Maka persamaan pada *layer-4* ini adalah:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i x_3 + s_i x_3 + t_i) \quad (7)$$

e. Layer-5

Menghitung sinyal keluaran ANFIS dengan menjumlahkan semua sinyal yang masuk:

$$O_5 = \sum w_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

3.2. Algoritma Pembelajaran Hybrid

Proses adaptasi yang terjadi dalam sistem ANFIS dikenal juga dengan pembelajaran. Parameter ANFIS selama proses belajar akan diperbaharui menggunakan algoritma pembelajaran *hybrid*. Algoritma ini terdiri dari dua bagian yaitu bagian arah maju dan bagian arah mundur. Pada bagian arah maju, proses adaptasi dilakukan menggunakan metode *LSE* dan terjadi pada parameter *consequent*. Sedangkan pada bagian arah mundur, proses adaptasi dilakukan menggunakan metode *Gradient Descent (Back-Propagation)* dan terjadi pada parameter *premise* (Jang, 1997).

a. Bagian Arah Maju

Ketika nilai parameter-parameter bagian *premise* telah ditentukan, maka total keluaran dapat dinyatakan sebagai kombinasi linier dari parameter-parameter *consequent*.

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} f_2 + \frac{w_3}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} f_3 + \frac{w_4}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} f_4 \quad (9)$$

$$= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1 x_3) r_1 + (\bar{w}_1 x_4) s_1 + (\bar{w}_1) t_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2 x_3) r_2 + (\bar{w}_2 x_4) s_2 + (\bar{w}_2) t_2 + (\bar{w}_3 x_1) p_3 + (\bar{w}_3 x_2) q_3 + (\bar{w}_3 x_3) r_3 + (\bar{w}_3 x_4) s_3 + (\bar{w}_3) t_3 + (\bar{w}_4 x_1) p_4 + (\bar{w}_4 x_2) q_4 + (\bar{w}_4 x_3) r_4 + (\bar{w}_4 x_4) s_4 + (\bar{w}_4) t_4$$

di mana linier pada parameter *consequent* $p_1, q_1, r_1, s_1, t_1, p_2, q_2, r_2, s_2, t_2, p_3, q_3, r_3, s_3, t_3$, dan p_4, q_4, r_4, s_4, t_4 .

$$f = X \theta \quad (10)$$

Jika matrik X dapat dibalik, maka

$$\theta = X^{-1} f \quad (11)$$

Dengan menggunakan metode invers dan dengan mengasumsikan jumlah baris dari pasangan X dan f adalah k , maka diperoleh:

$$\theta_k = (X^T X)^{-1} X^T f \quad (12)$$

Karena jumlah parameter ada sebanyak n , maka dapat diselesaikan matrik $n \times n$ dengan metode invers sebagai berikut:

$$P_n = (X_n^T X_n)^{-1} \quad (13)$$

$$\theta_n = P_n X_n^T f \quad (14)$$

Dengan *LSE rekursif*, selanjutnya iterasi dimulai dari data ke $(n+1)$, dengan nilai P_{k+1} dan θ_{k+1} dapat dihitung sebagai berikut:

$$P_{k+1} = P_0 - \frac{P_0 X_{2(k+1)}^T X_{2(k+1)}}{1 + A_{2(k+1)} P_0 A_{2(k+1)}^T} \quad (15)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_0 + P_{k+1} A_{2(k+1)}^T (y_{k+1} - A_{2(k+1)} \theta_0) \quad (16)$$

dimana pada penelitian ini nilai P_0 dan θ_0 merupakan nilai awal yang ditentukan secara acak.

b. Bagian Arah Mundur

Pada bagian mundur, sinyal *error* dipropagasi mundur dan parameter-parameter *premise* diperbaharui dengan *Gradient Descent*.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) + \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad (17)$$

di mana η adalah laju pembelajaran untuk a_{ij} . Kaidah berantai yang digunakan untuk menghitung turunan parsial digunakan untuk memperbaharui parameter fungsi keanggotaan.

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial f} \cdot \frac{\partial f}{\partial f_i} \cdot \frac{\partial f_i}{\partial w_i} \cdot \frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} \quad (18)$$

Turunan parsial diperoleh sebagai

$$E = \frac{1}{2} (f - f^*)^2, \text{ sehingga}$$

$$\frac{\partial E}{\partial f} = (f - f^*) = e \quad (19)$$

$$f = \sum_{i=1}^n f_i, \text{ sehingga}$$

$$\frac{\partial f}{\partial f_i} = 1 \quad (20)$$

$$f_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i x_3 + s_i), \text{ sehingga}$$

$$\frac{\partial f_i}{\partial w_i} = \frac{(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i x_3 + s_i) - f}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (21)$$

$$w_i = \prod_{j=1}^m \mu_{Aji}, \text{ sehingga}$$

$$\frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}} = \frac{w_i}{\mu_{ij}} \quad (22)$$

Turunan parsial yang terakhir tergantung pada tipe dari fungsi keanggotaan yang digunakan. Parameter-parameter pada fungsi keanggotaan yang lain diperbaharui dengan cara yang sama. *Gradient* kemudian diperoleh sebagai berikut:

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = e \frac{(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i x_3 + s_i) - f}{\sum_{i=1}^n w_i} \frac{w_i \mu_{ij}}{\mu_{ij} \partial a_{ij}} \quad (23)$$

Sebelum melakukan proses pembelajaran, harus didefinisikan nilai awal dari parameter-parameter *premise* a , b , dan c .

3.3. Model Prediksi Berbasis ANFIS

Model dinamik dari sistem *Heat Exchanger* dalam kasus ini diperlukan agar sistem tersebut dapat dikendalikan. Jika terjadi perubahan beban *plant*, parameter *plant* tersebut kemungkinan akan berubah dari kondisi awal. Disisi lain parameter-parameter ini akan berpengaruh pada nilai keluaran prediksi dari sistem, yang akan mempengaruhi pengendalian sistem secara keseluruhan. Hubungan proses dari sistem tersebut dapat dilihat pada Gambar 1. Dengan adanya pemodelan sistem ini, maka setiap perubahan nilai parameter-parameter *plant* yang diakibatkan oleh perubahan beban *plant*, dapat didapatkan melalui proses pembelajaran dari pemodelan *plant Heat Exchanger*. Dari parameter yang didapat kemudian nilai keluaran prediksi dari sistem dapat diketahui.

Salah satu model standar yang biasa digunakan untuk merepresentasikan sistem yang tidak linier dalam waktu diskrit secara umum adalah *model Nonlinear Autoregressive-Moving Average (NARMA)* (Araabi, 2004). Bentuk persamaan dari model ini adalah:

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (24)$$

di mana $N(\cdot)$ adalah suatu fungsi yang tidak linier, dengan d adalah jumlah langkah didepan nilai keluaran $y(k)$ yang diprediksi, $u(k)$ adalah masukan ke sistem, dan $y(k)$ adalah keluaran dari sistem.

Sebuah model berbasis *ANFIS* yang berhubungan dengan persamaan (24) diatas dapat diperoleh dengan memperbaiki nilai parameter-parameter model *plant* baik parameter *premise* maupun *consequent* dengan jalan menggeser waktu tunda untuk masukan *ANFIS* sebesar waktu prediksi yang diinginkan. Parameter diperbaiki sedemikian rupa sehingga nilai keluaran model dari *plant* $\hat{y}(k)$ sama dengan keluaran *plant* $y(k)$. Dari persamaan (24) diatas, keluaran dari model *ANFIS* pada waktu (k) diberikan oleh:

$$\hat{y}(k) = F[y(k-d), y(k-d-1), \dots, y(k-d-n+1), u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n+1)] \quad (25)$$

di mana $F(\cdot)$ adalah fungsi model identifikasi dari *plant*.

3.4. Model Invers Dengan ANFIS

Model invers adalah kebalikan dari pemodelan *plant*. Fungsi dari model invers dalam kasus ini

adalah untuk memperbaiki nilai parameter-parameter invers baik parameter *premise* maupun *consequent* dari *plant* sedemikian rupa sehingga sinyal $u_m(k-1)$ dari model invers sama dengan sinyal $u(k-1)$ dari keluaran kontroler. Model struktur yang digunakan adalah sama seperti pada identifikasi model *plant*, sehingga:

$$\hat{u}(k-d) = H[y(k-d), y(k-d-1), \dots, y(k-d-n+1), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n+1)], \quad (26)$$

di mana $H(\cdot)$ adalah fungsi model invers dari *plant*.

3.5. Kontroler Neuro Fuzzy

Kontroler *Neuro Fuzzy* adalah bagian yang melakukan proses untuk menentukan nilai keluaran dari sinyal kontrol $\Delta u(k)$. Besarnya nilai dari sinyal ditentukan oleh parameter-parameter kontroler *Neuro Fuzzy*, nilai masukan yang berasal dari *output* model y_m , sinyal keluaran sistem $y(k)$ serta sinyal kontrol $u(k)$.

Pada kasus kontrol prediksi yang dibahas ini, untuk menghasilkan keluaran sistem sesuai dengan yang diinginkan, maka parameter kontroler *Neuro Fuzzy* harus diperbaiki sedemikian rupa, sehingga nilai dari keluaran sistem $y(k)$ sama dengan nilai referensi $y_r(k+1)$. Namun demikian dalam struktur kontroler yang dirancang ini, proses pembelajaran untuk memperbaiki parameter kontroler tidak terjadi pada bagian kontroler. Parameter-parameter kontroler diambil secara *online* dari bagian invers model *plant* yang melakukan proses pembelajaran untuk mencari nilai $\hat{u}(k-1)$ yang mendekati nilai $u(k-1)$, sehingga besarnya sinyal kontroler yang dihasilkan oleh kontroler *Neuro Fuzzy* adalah:

$$\Delta u(k) = G[y_m(k+d), y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (27)$$

di mana $G(\cdot)$ adalah fungsi kontroler sistem.

3.6. Kontroler Proportional Integral (PI)

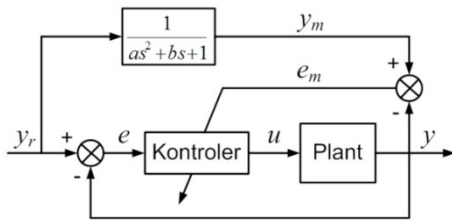
Fungsi dari kontroler *PI* pada sistem ini adalah untuk menyempurnakan sinyal kontroler yang dihasilkan oleh kontroler *Neuro Fuzzy* jika terjadi ketidak stabilan pada model invers. Dengan demikian dapat dibentuk persamaan sinyal kontroler $u(k)$ sebagai berikut:

$$u(k) = u_{NF}(k) + u_{PI}(k) \quad (28)$$

di mana $u(k)_{NF}$ adalah sinyal kontroler dari *Neuro Fuzzy* sedangkan $u(k)_{PI}$ adalah sinyal kontroler *PI*.

3.7. Model Prediksi Error

Model prediksi *error* adalah bagian yang menghasilkan model prediksi *error* yang akan datang sesuai dengan kriteria yang diinginkan. Model ini diturunkan dari model persamaan sistem adaptif yang dijelaskan berdasarkan diagram kontroler dari model sistem sebagaimana terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Kontrol adaptif dengan model *reference*

Jika desain dari kontroler sudah tepat, maka nilai dari $y_m = y$ sehingga nilai dari e akan sama dengan nol. Persamaan sistem dapat diturunkan sebagai berikut (Ogata, 1997):

$$e = y_r - y \quad (29)$$

$$= y_r - y_m$$

Dalam bentuk persamaan kontinyu

$$E(s) = y_r(s) - y_m(s) \quad (30)$$

$$\frac{E(s)}{y_r(s)} = \left(1 - \frac{1}{as^2 + bs + 1}\right) \quad (31)$$

Bila ditransformasikan kedalam bentuk persamaan diskrit, maka persamaan (31) dapat diturunkan menjadi persamaan seperti berikut:

$$\frac{E(z)}{y_r(z)} = \frac{\alpha_0 + \alpha_1 z^{-1} + \alpha_2 z^{-2}}{\beta_0 + \beta_1 z^{-1} + \beta_2 z^{-2}} \quad (32)$$

Dengan menggunakan persamaan beda, maka persamaan (32) dapat diturunkan kedalam sebuah persamaan sebagai berikut:

$$e(k) = \frac{\alpha_0}{\beta_0} y_r(k) + \frac{\alpha_1}{\beta_0} y_r(k-1) + \frac{\alpha_2}{\beta_0} y_r(k-2) - \frac{\beta_1}{\beta_0} e(k-1) - \frac{\beta_2}{\beta_0} e(k-2)$$

sehingga

$$e(k) = \alpha_1^* y_r(k) + \alpha_2^* y_r(k-1) + \alpha_3^* y_r(k-2) - \beta_1^* e(k-1) - \beta_2^* e(k-2) \quad (33)$$

Pada sebuah sistem kontrol prediksi, dari persamaan (33) tersebut dapat diturunkan sebuah persamaan prediksi, di mana:

$$\hat{y}(k+1) = y_r(k+1) - e(k+1) \quad (34)$$

sehingga akhirnya apabila persamaan (34) ini dijabarkan berdasarkan Gambar 1, maka akan didapatkan persamaan *error* dari model prediksi suatu sistem sebagai berikut:

$$\hat{e}(k+1) = \alpha_1^* y_r(k+1) + \alpha_2^* y_r(k) + \alpha_3^* y_r(k-1) - \beta_1^* e(k) - \beta_2^* e(k-1) \quad (35)$$

di mana α_1^* , α_2^* , α_3^* , β_1^* , β_2^* adalah parameter-parameter dari persamaan model *error* prediksi. Pada penelitian ini ditentukan sebuah model yang dijadikan sebagai referensi untuk menentukan nilai parameter model *error* sebagai berikut:

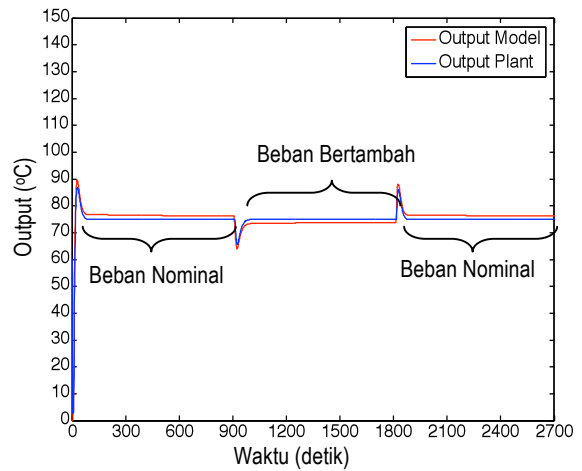
$$G_m = \frac{1}{s^2 + 2s + 1} \quad (36)$$

Dari fungsi alih tersebut, parameter-parameter model *error* yang didapatkan dari hasil perhitungan

perdasarkan persamaan (29) sampai dengan persamaan (35) adalah $\alpha_1^* = 1$, $\alpha_2^* = -1$, $\beta_1^* = 0,7358$, dan $\beta_2^* = -0,1353$.

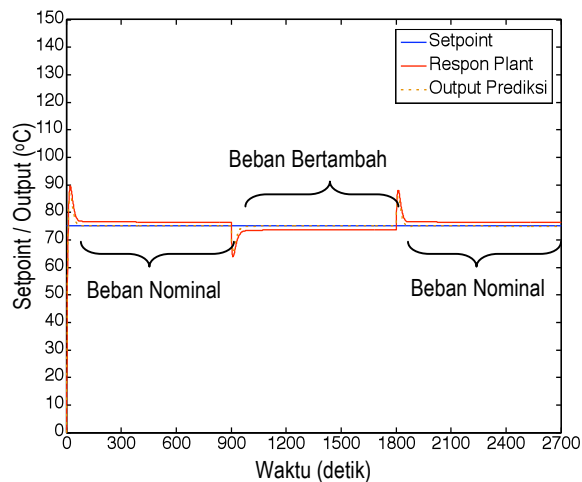
4. PENGUJIAN

Pengujian sistem yang didesain dilakukan secara *offline* dengan menggunakan program *Matlab*. Tujuan dari pengujian ini sendiri adalah untuk mengetahui sejauh mana model yang telah dirancang dapat bekerja apabila terjadi perubahan beban pada *Heat Exchanger*, dan sejauh mana pengaruhnya terhadap kinerja kontroler secara keseluruhan. Hasil pengujian untuk permodelan plant adalah sebagaimana Gambar 4.



Gambar. 4 Respon model plant berbasis ANFIS

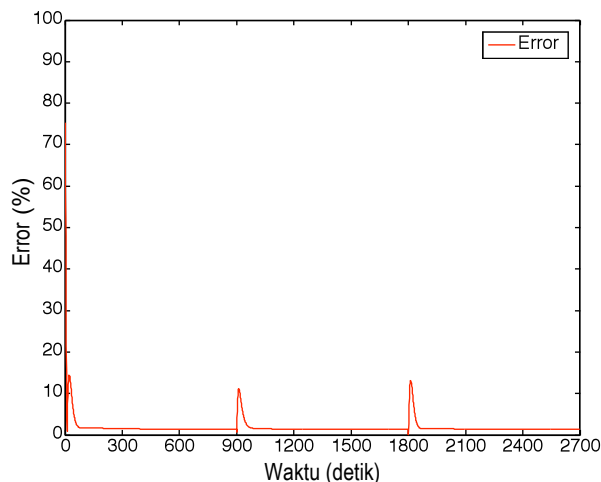
Setpoint pada pengujian dijaga tetap pada 75 °C. Pada detik ke-900 beban plant dinaikkan, lalu diturunkan kembali ke posisi beban nominal pada detik ke-1800. Dari Gambar 4 terlihat bahwa *output* model dapat selalu mengikuti *output* plant walaupun pada kondisi beban yang berubah-ubah. Besarnya *error* yang terjadi antara sebagai akibat dari perbedaan nilai *output* plant dan *output* model sudah sangat kecil yaitu dibawah 2%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model *plant* yang didesain telah mampu untuk beradaptasi dengan baik, dimana pada kondisi beban berubah parameter-parameter dari *plant* dapat diperbaharui sehingga nilai keluaran model selalu mengikuti nilai keluaran *plant*.



Gambar. 5 Respon *plant* terhadap kontroler

Pada Gambar 5 diperlihatkan kerja dari sistem kontroler secara keseluruhan. Pada gambar terlihat bahwa *output plant* dapat selalu mengikuti setpoint (75 °C) yang diberikan walaupun terjadi perubahan beban.

Dari pengujian juga dapat ditentukan besarnya *error* baik sebelum maupun sesudah terjadi perubahan beban sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 6.



Gambar. 6 Besarnya *error* output *plant* terhadap nilai setpoint

Gambar 6 memperlihatkan bahwa nilai *error* beban nominal pada kondisi *steady state* adalah 1,33%, pada beban bertambah nilai *error* adalah 1,31% dan saat dikembalikan ke beban nominal nilai *error* adalah 1,33%.

5. KESIMPULAN

Secara keseluruhan hasil pengujian yang ada memperlihatkan bahwa sistem kontroler yang dirancang untuk *plant Heat Exchanger* mampu untuk bekerja dengan baik. Model *plant* berbasis ANFIS yang didesain untuk *plant* tersebut telah mampu memperbaharui nilai parameter-parameter *plant*

walaupun pada kondisi dimana terjadi perubahan beban pada *plant*. Hal tersebut dapat terlihat dari nilai *error* keluaran model terhadap keluaran *plant* yang besarnya kurang dari 2%. Besarnya *error* yang terjadi pada proses pengendalian dari Kontroler prediksi yang didesain juga berada dibawah 2%, hal tersebut membuktikan kontroler yang didesain juga telah bekerja dengan baik, dimana kontroler ini mampu untuk selalu melakukan proses adaptasi parameter sehingga nilai keluaran dari *plant* dapat selalu mengikuti nilai set pointnya.

PUSTAKA

- Angga Saputro, (2008), *Implementasi Kontroler Neural Network Untuk Pengaturan Temperatur Pada Feedback 38-600 Temperature Process Rigg*, Tugas Akhir Bidang Keahlian Teknik Sistem Pengaturan Jurusan Teknik Elektro ITS, Surabaya.
- Jang J.-S.R., Sun C.-T., Mizutani E., (1997), *Neuro-Fuzzy And Soft Computing: A Computational Approach To Learning And Machine Intelligence*, Prentice-Hall, Inc.
- Juan M. Marthin Sanchez, Jose Rodellar, (1996), *Adaptive Predictive Control: From the Concepts to Plant Optimization*, Prentice Hall, London
- Mahdi Jalili-Kharajoo, Babak N. Araabi (2004), Neural Network Based Predictive Control of a Heat Exchanger Nonlinear Process, *Journal of Electrical & Electronic Engineering*, Instambul University, Vol. 4, No. 2, hal. 1219-1226.
- M.A. Denai, F. Palis, A. Zeghib, (2007), Modeling And Control Of Non-Linear Systems Using Soft Computing Techniques, *Applied Soft Computing*, Vol. 7, hal. 728-738.
- Ogata, Katsuhito, (1997), *Modern Control Engineering*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Radu Balan, Vistrian Mătieș, Victor Hodor, Olimpiu Hancu, and Sergiu Stan, (2007), "Applications of a Model Based Predictive Control to Heat-Exchangers", Proceeding of The 15th Mediterranean Conference On Control And Automation, Athens-Greece, T27-010.
- Sri Kusumadewi, Sri Hartati (2006), *Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*, Graha Ilmu, Yogyakarta.