

SIMULASI PENGENDALIAN TEMPERATUR PADA HEAT EXCHANGER MENGGUNAKAN TEKNIK NEURO-FUZZY ADAPTIF

Ramadoni Syahputra

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
Jl. Lingkar Barat Tamantirto, Kasihan, Yogyakarta 55183
e-mail: ramadoni@umy.ac.id

ABSTRACT

This paper presents a simulation of heat exchanger temperature controlling using adaptive neuro-fuzzy technique. Heat exchanger is a highly nonlinear process; therefore, a nonlinear prediction method can be a better match in a predictive control strategy. An adaptive neuro-fuzzy based predictive controller is designed to govern the dynamics of a heat exchanger pilot plant. Advantages of neural networks and fuzzy logics for the process modeling are studied and a neuro-fuzzy based predictor is designed, trained and tested as a part of the predictive controller. The dynamics of the plant is identified using a backpropagation neural network. The predictive control strategy based on the neuro-fuzzy model of the plant is applied then to achieve set point tracking of the output of the plant. Simulations have been carried out using the Matlab-Simulink software. Obtained results demonstrate the effectiveness and superiority of the proposed approach.

Keywords: *Neuro-fuzzy, heat exchanger, intelligent control, predictive control*

INTISARI

Makalah ini menyajikan simulasi suhu penukar panas mengendalikan menggunakan teknik neuro-fuzzy. Heat exchanger merupakan proses yang sangat non-linear. Oleh karena itu, teknik prediksi non-linear diharapkan dapat menjadi solusi yang lebih baik dalam strategi kontrol prediktif. Suatu sistem kendali berbasis neuro-fuzzy adaptif prediktif dirancang untuk mengendalikan suatu *plant* yaitu *heat exchanger* yang sangat dinamis. Keuntungan penggunaan jaringan saraf dan logika fuzzy untuk pemodelan proses yang dipelajari dan prediktor berbasis neuro-fuzzy dirancang, dilatih dan diuji sebagai bagian dari kontroler prediktif. Dinamika *plant* diidentifikasi menggunakan jaringan neural tipe *backpropagation*. Selanjutnya strategi kontrol prediktif berdasarkan model neuro-fuzzy dari *plant* tersebut diterapkan untuk mencapai *set-point* titik output dari *plant* yang diharapkan. Simulasi dilakukan menggunakan perangkat-lunak aplikasi Matlab-Simulink. Hasil yang diperoleh menunjukkan efektivitas dan keunggulan dari pendekatan yang diusulkan.

Kata-kata Kunci: *Neuro-fuzzy, heat exchanger, kendali cerdas, kendali predictive*

PENDAHULUAN

Sistem kendali analog sampai saat ini masih banyak digunakan di dunia industri. Pengendali analog yang terkenal adalah tipe PID, yang merupakan singkatan dari Proporsional, Derivatif, dan Integral (Paraskevopoulos, 1996). Untuk sistem orde satu, pengaturan konstanta-konstanta PID cukup mudah untuk dilakukan. Namun, untuk sistem orde dua dan di atasnya, pengaturan konstanta-konstanta PID sangat sulit dan memerlukan tenaga ahli atau berpengalaman dalam melakukannya. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, dikembangkan sistem kendali digital yang berbasis kecerdasan buatan dengan memanfaatkan perangkat lunak untuk mengatur watak pengendalinya. Aplikasi kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dalam khususnya bidang teknik elektro telah banyak menarik perhatian para peneliti di antaranya adalah metode PSO dalam sistem tenaga listrik yang dilakukan oleh

Syahputra dkk (2015a), Syahputra dkk (2015b), dan Syahputra dkk (2015c). Untuk sistem pengendalian digital digital dengan memanfaatkan logika fuzzy diantaranya dilakukan oleh Brown dan Harris (1994).

Logika fuzzy merupakan pengembangan dari logika primitif yang hanya mengenal dua keadaan, yaitu "ya" atau "tidak". Dengan adanya logika fuzzy, dapat mengenal peubah-peubah lingusitik seperti agak besar, besar, sangat besar, dan sebagainya. Dengan demikian, aplikasi logika fuzzy akan menyebabkan sistem lebih adaptif (Wang dan Lee, 2002; Jamal dan Syahputra, 2011; Syahputra, 2013).

Pengendalian suhu merupakan proses yang penting di industri seperti industri bola lampu, industri susu, industri obat-obatan, inkubator, dan lain-lain. Selama ini pengendalian suhu masih menggunakan saklar *on-off* secara manual. Penelitian ini mencoba simulasi penggunaan metode neuro-

fuzzy, yang sering juga dikenal dengan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) untuk mengendalikan temperatur pada *heat exchanger*.

Penelitian ini bertujuan mempelajari lebih mendalam metode ANFIS melalui konsep-konsep jaringan adaptif dan sistem inferensi logika fuzzy, dan membuat perangkat-lunak simulasi pengendalian temperatur *heat exchanger* pada reaktor kima menggunakan metode ANFIS, yang dikembangkan dalam perangkat-lunak Matlab-Simulink. Kontribusi utama penelitian ini adalah kepada dunia pendidikan dan penelitian atau kalangan masyarakat lain (industri, perbankan, dan perusahaan-perusahaan) yang mempunyai minat besar atau kepentingan langsung maupun tidak langsung. Secara lebih nyata, kontribusi tersebut adalah bahwa dengan menggunakan model yang akan dibuat dalam penelitian ini, pengguna dapat mempelajari konsep dan cara kerja ANFIS pada sistem cerdas khususnya dalam masalah pengendalian temperatur. Kontribusi lainnya adalah bahwa dengan diatasinya masalah pengendalian temperatur *heat exchanger* pada reaktor kimia, maka kesalahan proses produksi dapat diminimalkan sehingga dapat meningkatkan produktivitas suatu industri misalnya industri susu, lampu, dan obat-obatan.

Penggunaan metode neuro-fuzzy dalam bidang pengendalian telah banyak digunakan (Syahputra, 2014a). Metode pengendalian dengan menerapkan prinsip logika fuzzy disebut FLC (*fuzzy logic controller*). Cara kerja pengendali ini mirip dengan seorang operator kendali, tidak memperhatikan struktur internal plant, hanya mengamati error sebagai selisih antara setpoint dengan keluaran sistem dan mengubah setting panel kendali untuk meminimalkan error tersebut. Sebuah FLC terdiri atas unit fuzifikasi, basis pengetahuan fuzzy, mesin keputusan fuzzy dan unit defuzifikasi. Penerapan JNA dalam menyelesaikan berbagai permasalahan yang bersifat prediktif telah berhasil dilakukan diantaranya oleh Chen dkk (1992), yang membuat model jaringan neural artifisial (JNA) untuk prakiraan beban yang peka terhadap cuaca (*weather sensitive loads*), dan Henriques, dkk (2002), yang mengemukakan pendekatan jaringan neural artifisial untuk prakiraan beban listrik.

Perkembangan selanjutnya dari sistem kecerdasan buatan adalah mengintegrasikan jaringan neural artifisial dengan logika fuzzy, yang dikenal dengan ANFIS. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) telah diterima

sebagai metode yang andal dan diyakini akan terus berkembang guna menjawab kebutuhan akan sistem yang cerdas. ANFIS merupakan sistem inferensi logika fuzzy yang diimplementasikan pada suatu sistem jaringan adaptif (Jang, 1993).

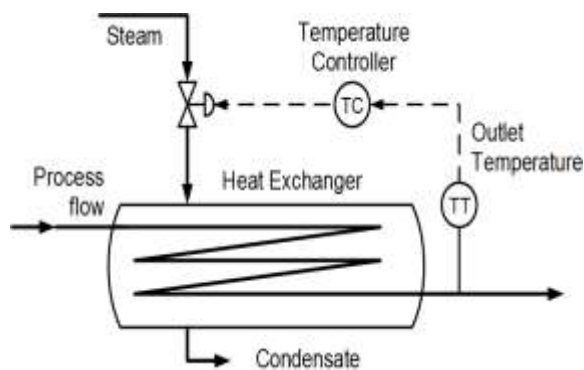
Pemahaman tentang ANFIS dapat dimulai dari prinsip dasar sistem logika fuzzy (Jang, 1993), jaringan neural artifisial (Fausett, 1994; Syahputra dkk, 2012a), jaringan neuro fuzzy (Brown, 1994), hingga konsep ANFIS beserta aplikasinya (Wang dan Lee, 2002; Syahputra dkk, 2011). Sistem neuro fuzzy merupakan jaringan koneksi berlapis jamak yang merealisasikan elemen-elemen dasar dan fungsi-fungsi sistem kendali atau keputusan logika fuzzy tradisional. Karena sistem neuro fuzzy adalah aproksimator semesta maka sistem kendali neuro fuzzy juga merupakan aproksimator semesta, karena fungsi-fungsinya merupakan satu bentuk (*isomorphic*) dengan sistem kendali logika fuzzy tradisional. Terdapat beberapa macam jaringan neuro fuzzy diantaranya FALCON, GARIC, dan variasi-variasi lainnya (Wang dan Lee, 2002; Syahputra, 2012c).

Dengan memanfaatkan arsitektur jaringan dan algoritma pembelajaran terasosiasi, sistem neuro fuzzy telah berhasil diterapkan pada berbagai keperluan (Syahputra dkk, 2014b; Syahputra dkk, 2014c; Syahputra dkk, 2014d). Akan tetapi, sebagian besar sistem neuro fuzzy memperlihatkan beberapa kekurangan utama yaitu munculnya penurunan unjuk kerja. Kekurangan-kekurangan tersebut akibat kedimensionalan dengan banyaknya aturan fuzzy dan ketidakmampuan menggali pengetahuan dari himpunan data pelatihan yang diberikan. Jamal dan Syahputra (2011) berhasil mengembangkan metode ANFIS untuk identifikasi sistem secara waktu-nyata yang dapat digunakan untuk keperluan kendali adaptif pada model *Power System Stabilizer* (PSS). Teknik yang dikemukakannya yaitu prosedur pemodelan fuzzy guna melatih informasi tentang himpunan data masukan-keluaran dalam rangka menghitung parameter fungsi keanggotaan yang paling memenuhi sistem inferensi fuzzy terasosiasi. Metode pelatihan ini bekerja seperti halnya jaringan neural artifisial. Dengan keberhasilan dalam identifikasi sistem, metode ANFIS menarik untuk diterapkan dalam sistem cerdas khususnya untuk pengendalian temperatur *heat exchanger*.

MODEL HEAT EXCHANGER

Heat exchanger (alat penukar panas) merupakan alat yang digunakan untuk

melakukan proses pencampuran suatu fluida yang mempunyai temperatur berbeda. Heat exchanger banyak diterapkan pada proses industri susu, obat-obatan, dan lain-lain. Dalam proses ini yang diharapkan adalah bahwa antara fluida yang sudah berada pada suatu tangki jika dicampurkan dengan masukan fluida yang baru, maka fluida total di dalam tangki harus secepatnya mencapai suatu temperatur yang diinginkan.



Gambar 1. Skema suatu heat exchanger

Pada Gambar 1 diperlihatkan skema dari suatu *heat exchanger*. Untuk kasus dimana tersedia media cairan panas, misalnya air, maka dibutuhkan heat exchanger dengan efisiensi yang tinggi.

Untuk merancang suatu pengendali pada heat exchanger, model matematika yang tepat dari proses harus ditentukan. Sebagian besar sistem industri yang non-linear dalam aplikasinya dapat diperkirakan sebagai sistem ordo pertama dengan ditambah waktu tunda (*first order plus time delay*, FOPTD) atau model urutan kedua ditambah waktu tunda (*second order plus time delay*, SOPTD). Bentuk umum model FOPTD dan SOPTD dapat dinyatakan masing-masing dalam persamaan (1) dan persamaan (2) sebagai berikut:

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\tau D s}}{\tau s + 1} \quad (1)$$

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\tau D s}}{(\tau_1 s + 1)(\tau_2 s + 1)} \quad (2)$$

TEKNIK NEURO-FUZZY

Metode neuro-fuzzy yang sangat populer sering dikenal juga dengan sebutan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

ANFIS merupakan jaringan adaptif berbasis pada sistem inferensi logika fuzzy (Jang, 1993). Dengan adanya implementasi sistem inferensi logika fuzzy pada jaringan adaptif maka sifat-sifat jaringan adaptif dapat digunakan untuk mengadaptasi sistem inferensi tersebut. Dalam hal ini tergabung dua metode untuk mendapatkan hasil yang diinginkan yaitu metode adaptif yang biasa dipakai pada sistem jaringan neural artificial dan fuzifikasi yang biasa dipakai pada pengendali fuzzy. Dua metode ini dalam pemakaiannya menggunakan dua sumber informasi yang berbeda yakni metode adaptif bekerja menggunakan data numerik dan metode fuzifikasi menggunakan data linguistik. Kedua jenis informasi inilah yang bisa didapatkan dalam sistem kendali, sehingga diharapkan dapat dibuat sistem kendali yang optimal.

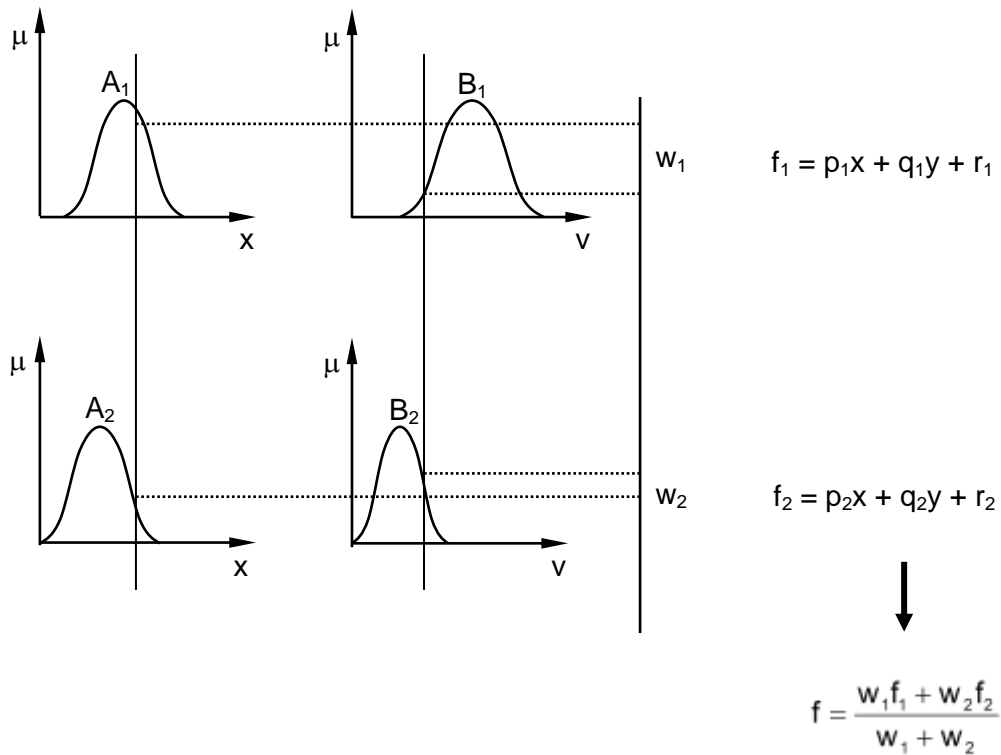
Parameter ANFIS dipisahkan menjadi dua yaitu parameter premis (antecedent) dan parameter konsekuensi (consequent). Proses adaptasi dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan parameter-parameter tersebut agar terbentuk suatu jaringan adaptif yang merepresentasikan sistem inferensi yang diinginkan. Proses pencarian parameter premis dan parameter konsekuensi sering dikenal dengan proses pembelajaran atau proses pelatihan. Proses pelatihan untuk ANFIS yang digunakan dalam penelitian ini yaitu propagasi balik (*backpropagation*) dan hibrid (gabungan propagasi balik dan *least square estimation*, LSE).

Arsitektur ANFIS tergantung pada jenis sistem inferensi yang akan diimplementasikan. Sebagai contoh sistem inferensi logika fuzzy orde pertama tipe Sugeno dengan dua masukan dan dua aturan sebagai berikut, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.

Jika x adalah A_1 dan y adalah B_1 maka $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

Jika x adalah A_2 dan y adalah B_2 maka $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

Model logika fuzzy Sugeno seperti pada Gambar 2 dapat diimplementasikan pada jaringan adaptif yang terdiri dari lima lapis, seperti terlihat pada Gambar 3. Jika O_i^k menunjukkan keluaran simpul ke- i pada lapis ke- k , maka masing-masing lapis dapat dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 2 Model logika fuzzy Sugeno

Lapis 1. Setiap simpul i dalam lapisan ini merupakan simpul adaptif yang menunjukkan bahwa keluaran yang dihasilkan tergantung dari parameter yang menyusun simpul ini. Fungsi simpulnya dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$O_i^1 = \mu A_i(x), \text{ untuk } i = 1, 2, \quad (3)$$

atau,

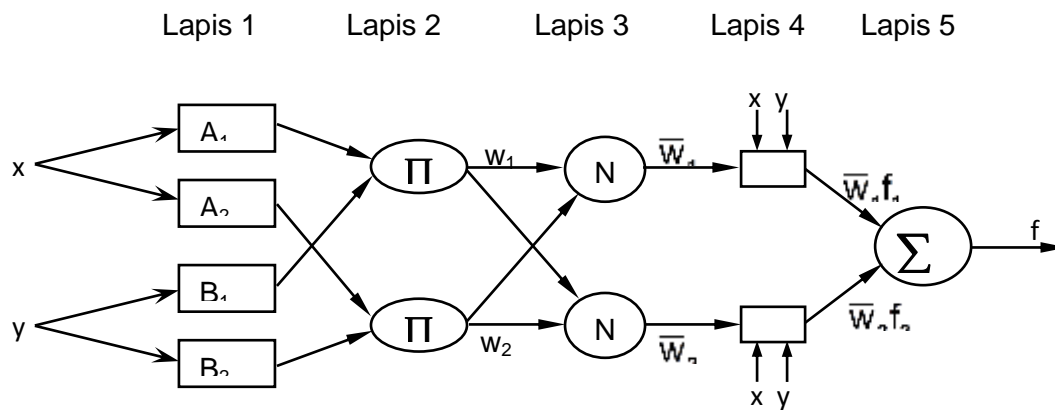
$$O_i^1 = \mu B_{i-2}(y), \text{ untuk } i = 3, 4 \quad (4)$$

dengan x dan y masing-masing merupakan masukan pada suatu simpul adaptif A_i dan B_i . Nilai O_i^1 adalah nilai keanggotaan himpunan fuzzy (A_1, A_2, B_1, B_2). Fungsi keanggotaan

pada simpul-simpul adaptif masukan memiliki parameter-parameter yang sesuai dengan jenis fungsi keanggotaan yang dipakai. Biasanya digunakan fungsi bel umum (*generalized bell function*):

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^{2b_i}} \quad (5)$$

Himpunan parameter yang membentuk fungsi keanggotaan ini dikenal sebagai parameter premis.



Gambar 3. Arsitektur ANFIS model Sugeno orde satu, dua masukan dan dua aturan

Lapis 2. Pada simpul-simpul di lapis ini proses perkalian nilai keanggotaan yang masuk masing-masing simpul tanpa memiliki parameter seperti pada lapis 1. Keluaran simpul ini dinyatakan:

$$O_i^2 = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y), \quad i = 1, 2. \quad (6)$$

Setiap simpul memiliki keluaran yang dikenal dengan kuat penyulutan (*firing strength*).

Lapis 3. Simpul-simpul lapis ini merupakan simpul biasa yang melakukan proses normalisasi yaitu membandingkan kuat penyulutan ke-i dengan kuat penyulutan total yang masuk pada masing-masing simpul, yang dapat dinyatakan sebagai:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2, \quad (7)$$

Lapis 4. Simpul-simpul pada lapis ini merupakan simpul adaptif yang terparameterisasi. Keluaran dari simpul-simpul tersebut adalah perkalian dari kuat penyulutan ternormalisasi dengan fungsi konsekuensi yang merupakan kombinasi linier dari variabel masukan. Parameter-parameter yang berhubungan dengan simpul-simpul pada lapis ini dikenal sebagai parameter konsekuensi.

Keluaran dari simpul-simpul pada lapis ini dapat dinyatakan sebagai:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (8)$$

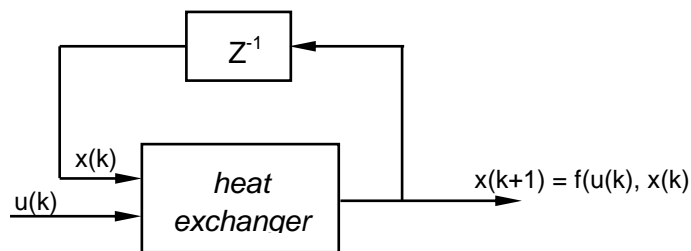
dengan \bar{w}_i adalah kuat penyulutan ternormalisasi dan (p_i , q_i , dan r_i) adalah parameter konsekuensi dari simpul ke-i.

Lapis 5. Keluaran dari simpul ini merupakan jumlah dari seluruh masukan yang memasuki simpul keluaran, dengan persamaan sebagai berikut:

$$O_i^5 = \sum \bar{w}_i f_i \quad (9)$$

METODOLOGI

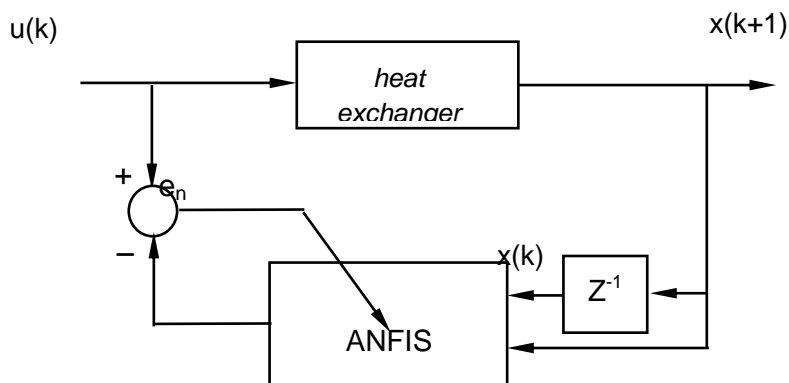
Model rancangan sistem cerdas untuk pengendalian temperatur heat exchanger yang akan dibuat secara garis besar terdiri dari tiga tahap, yaitu pengumpulan data pelatihan heat exchanger seperti terlihat pada Gambar 4, proses pelatihan ANFIS (Gambar 5), dan pemakaian pengendali ANFIS (Gambar 6). Rancangan arsitektur ANFIS pada penelitian ini berdasar pada Gambar 2 yang dapat menggunakan model ANFIS Sugeno.



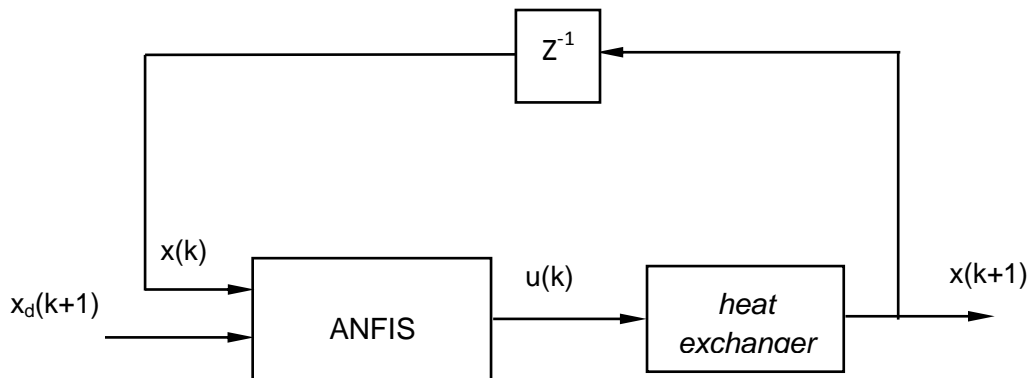
Gambar 4. Diagram blok pengumpulan data masukan dan keluaran heat exchanger

Pada Gambar 4, besaran $x(k+1)$ merupakan keluaran dari suatu fungsi yang memiliki masukan $u(k)$ dan $x(k)$. Jadi dalam hal ini heat exchanger adalah suatu fungsi yang bergantung pada keluaran sebelumnya.

Selanjutnya dilakukan pelatihan pada *heat exchanger* terhadap data masukan dan keluarannya. Struktur pelatihan ANFIS diperlihatkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses pelatihan ANFIS pada heat exchanger



Gambar 6. Proses pengendalian *heat exchanger* menggunakan ANFIS

Data pelatihan yang digunakan pada plant sesuai gambar 5 mempunyai format sebagai berikut:

$$[x(k), x(k+1), u(k)] \quad (10)$$

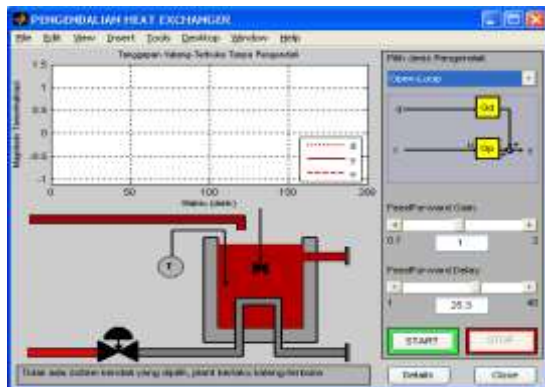
Dua kolom data pertama adalah data masukan ANFIS sedang kolom terakhir adalah data keluaran ANFIS. Data pelatihan diperoleh dengan memasukkan nilai acak dengan magnitudo antara -1 dan 1 guna memperoleh $x(k)$ dan $x(k+1)$. Pelatihan dilakukan dengan memasukkan nilai $x(k)$ dan $x(k+1)$ yang telah diperoleh ANFIS kemudian keluaran ANFIS dibandingkan dengan nilai $u(k)$.

Pelatihan akan berhenti jika kriteria galat tercapai atau epoch maksimum telah tercapai. Setelah data pelatihan diperoleh dan ANFIS telah dilatih, selanjutnya ANFIS hasil pelatihan digunakan untuk pengendalian temperatur *heat exchanger*, seperti terlihat pada Gambar 6.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model Pengendalian Temperatur Heat Exchanger

Model pengendalian temperature *heat exchanger* dalam penelitian ini dibuat dalam perangkat lunak Matlab, seperti ditunjukkan pada Gambar 7.



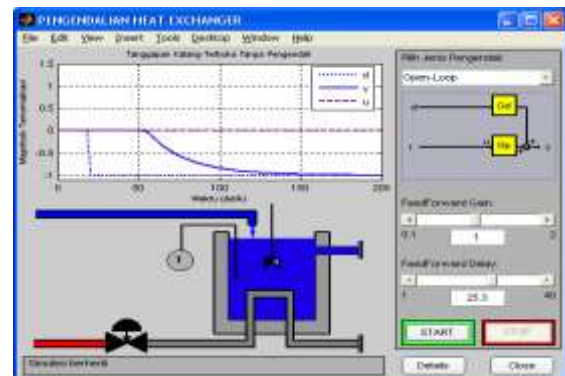
Gambar 7. Model pengendalian temperatur *heat exchanger*

Pada Gambar 7 tersebut terlihat bahwa secara umum dalam tampilan GUI (*Graphical User Interface*) terdiri dari tiga komponen yaitu:

- 1) Model Sistem pengendalian temperatur,
- 2) Diagram fungsi alih, dan
- 3) Grafik tanggapan hasil pengendalian.

Simulasi Kalang Terbuka

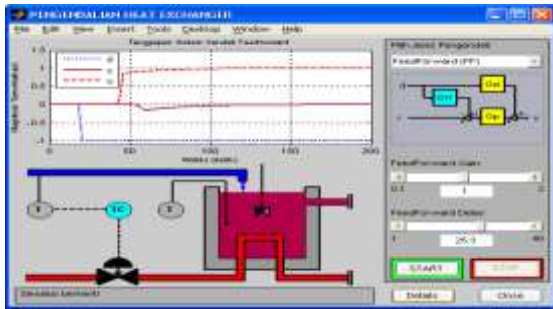
Pada simulasi ini dilakukan uji system temperatur pada *heat exchanger* tanpa pengendali, seperti ditunjukkan pada Gambar 8. Terlihat pada grafik dalam Gambar 8 bahwa tanggapan sistem sangat buruk, yang ditandai dengan sinyal tanggapan sistem (y) sangat menyimpang dari sinyal acuan (u).



Gambar 8. Model sistem temperatur *heat exchanger* tanpa pengendali

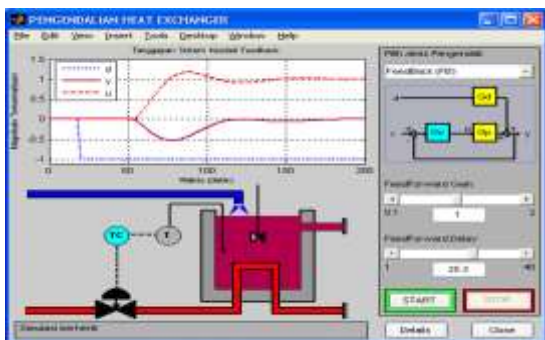
Simulasi Pengendali *Feedforward*

Pada simulasi ini dilakukan uji system temperature pada *heat exchanger* dengan pengendali jenis *feedforward*, seperti ditunjukkan pada Gambar 9. Terlihat pada grafik dalam Gambar 9 bahwa tanggapan sistem sudah memberikan hasil yang relatif lebih baik dibanding tanpa pengendali, yang ditandai dengan sinyal tanggapan sistem (u) sudah mendekati sinyal acuan (y), dimana membutuhkan waktu 45 detik untuk bangkit menuju magnitudo temperatur yang diinginkan (yaitu 1), dan akhirnya dicapai detik ke-100.



Gambar 9. Model sistem temperatur *heat exchanger* dengan pengendali *Feedforward*
Simulasi Pengendali *Feedback*

Pada simulasi ini dilakukan uji system temperature pada *heat exchanger* dengan pengendali jenis *feedback*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10. Terlihat pada grafik dalam Gambar 10 bahwa tanggapan sistem sudah memberikan hasil yang relatif lebih baik dibanding tanpa pengendali, walaupun relative lebih buruk dibanding pengendali *feedforward*. Hal ini ditunjukkan dengan sinyal tanggapan sistem (*u*) sudah mendekati sinyal acuan (*y*), dimana membutuhkan waktu 55 detik untuk bangkit menuju magnitudo temperatur yang diinginkan (yaitu 1). Selanjutnya terjadi osilasi hingga detik ke-150 untuk mencapai kestabilan temperatur. Pada aplikasi pengendali ini terjadi *overshoot* setinggi 20% dari magnitudo temperatur yang diharapkan, walaupun hanya terjadi dalam rentang waktu yang relatif singkat yaitu 20 detik hingga menuju kondisi stabil. Respon hasil pengendali jenis *feedback* ini relatif lambat dibanding respon pengendali *feedforward*, karena kerja pengendali *feedback* yang selalu harus mengevaluasi setiap keluaran sebelumnya secara *loop* sehingga membutuhkan komputasi yang relatif lebih lama dibanding pengendali *feedforward*.

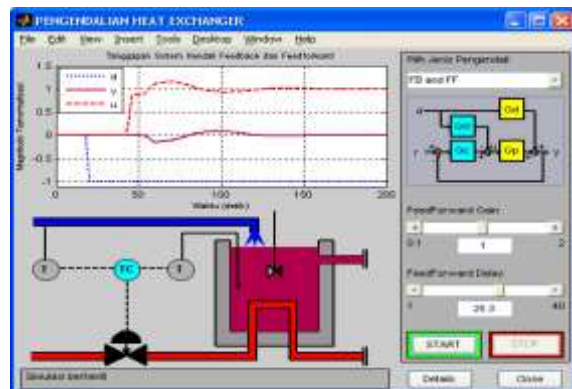


Gambar 10. Model sistem temperatur *heat exchanger* dengan pengendali *Feedback*

Simulasi Pengendali *Feedback* dan *Feedforward*

Pada simulasi ini dilakukan uji system temperature pada *heat exchanger* dengan

pengendali jenis gabungan *feedforward* dan *feedback*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 11. Terlihat pada grafik dalam Gambar 11 bahwa tanggapan sistem sudah memberikan hasil yang relatif lebih baik dibanding hasil-hasil dengan pengendali sebelumnya. Hal ini ditunjukkan dengan sinyal tanggapan sistem (*u*) sudah mendekati sinyal acuan (*y*), dimana membutuhkan waktu 45 detik untuk bangkit menuju magnitudo temperatur yang diinginkan (yaitu 1). Selanjutnya terjadi osilasi hingga detik ke-120 untuk mencapai kestabilan temperatur pada magnitudo yang diinginkan yaitu 1. Pada aplikasi pengendali ini terjadi *overshoot* setinggi 20% dari magnitudo temperatur yang diharapkan, walaupun hanya terjadi dalam rentang waktu yang relatif singkat yaitu 20 detik hingga menuju kondisi stabil. Respon hasil pengendali gabungan *feedforward* dan *feedback* ini relatif cepat dibanding respon pengendali *feedback*, karena kerja pengendali ini tidak murni *feedback* yang selalu harus mengevaluasi setiap keluaran sebelumnya secara *loop*. Dengan demikian komputasi yang dibutuhkan relatif lebih singkat dibanding pengendali *feedback*.



Gambar 11. Model sistem temperatur *heat exchanger* dengan pengendali gabungan *Feedforward* dan *Feedback*

KESIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan simulasi uji system temperature pada *heat exchanger* dengan pengendali jenis *feedforward*, hasil pengendalian yang diperoleh relatif lebih baik dibanding pengendalian dengan *feedback*, terutama dalam kecepatan tanggapan menuju keadaan stabilnya. Hal ini disebabkan pengendalian dengan *feedforward* membutuhkan beban komputasi yang relatif lebih kecil dibanding pengendalian dengan *feedback*.

Pada simulasi dengan pengendalian gabungan *feedforward* dan *feedback*, diperoleh bahwa tanggapan sistem sudah

memberikan hasil yang relatif lebih baik dibanding hasil-hasil dengan pengendali *feedforward* maupun pengendali *feedback*. Hal ini terlihat dari waktu 45 detik yang diperlukan untuk bangkit menuju magnitudo temperatur yang diinginkan. Selanjutnya waktu mencosilasi yang terjadi relatif kecil dan berlangsung dalam waktu yang singkat untuk menuju keadaan kestabilannya yaitu 20 detik.

DAFTAR PUSTAKA

- Brown, M, Harris, C, 1994, *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*, Prentice-Hall International, Inc., UK.
- Chen, S.T., Yu, D.C., and Moghaddamjo, A.R., 1992, "Weather Sensitive Short-Term Load Forecasting Using Nonfully Connected Artificial Neural Network", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 7, No. 3, pp. 1098 - 1105
- Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Henriques, L.O.A.P., Rolim, L.G.B., Suemitsu, W.I., 2002, "Proposition of an Offline Learning Current Modulation for Torque-Ripple Reduction in Switched Reluctance Motors: Design and Experimental Evaluation", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 49, 3, June.
- Jamal, A., Syahputra, R., 2011, "Model Power System Stabilizer Berbasis Neuro-Fuzzy Adaptif", *Jurnal Ilmiah Semesta Teknik*, Vol. 14, No. 2, 139-149, 2011, pp. 139-149.
- Jang, J.S.R., 1993, "ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 23, 665-685, June.
- Paraskevopoulos, P.N., 1996, *Digital Control Systems*, Prentice Hall, New Jersey.
- Syahputra R, Robandi I, Ashari M. "Modeling and Simulation of Wind Energy Conversion System in Distributed Generation Units". International Seminar on APTECS. 2011; pp. 290-296.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2012a, "Reconfiguration of Distribution Network with DG Using Fuzzy Multi-objective Method", International Conference on Innovation, Management and Technology Research (ICIMTR), May 21-22, 2012, Melacca, Malaysia.
- Syahputra, R., 2012b, "Fuzzy Multi-Objective Approach for the Improvement of Distribution Network Efficiency by Considering DG", *IJCSIT*, Vol. 4, No. 2, pp. 57-68.
- Syahputra, R. 2012c, "Distributed Generation: State of the Arts dalam Penyediaan Energi Listrik". LP3M UMY, Yogyakarta, 2012.
- Syahputra, R., 2013, "A Neuro-Fuzzy Approach For the Fault Location Estimation of Unsynchronized Two-Terminal Transmission Lines", *IJCSIT*, Vol. 5, No. 1, pp. 23-37.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2014a, "Optimization of Distribution Network Configuration with Integration of Distributed Energy Resources Using Extended Fuzzy Multi-objective Method", *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, vol.9, no.3, pp. 629-639.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2014b, "Optimal Distribution Network Reconfiguration with Penetration of Distributed Energy Resources", in *Proceeding of ICITACEE 2014*, Semarang, Indonesia.
- Syahputra R, Robandi I, Ashari M., 2014c, "Distribution Network Efficiency Improvement Based on Fuzzy Multi-objective Method". *IPTEK Journal of Proceedings Series*. 2014; 1(1): pp. 224-229.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2014d, "Performance Analysis of Wind Turbine as a Distributed Generation Unit in Distribution System", *IJCSIT*, Vol. 6, No. 3, pp. 39-56.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2015a, "Performance Improvement of Radial Distribution Network with Distributed Generation Integration Using Extended Particle Swarm Optimization Algorithm", *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, vol.10, no.2, 2015. pp.293-304.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2015b, "Reconfiguration of Distribution Network with DER Integration Using PSO Algorithm", *TELKOMNIKA*, vol.13, no.3, 2015. pp.759-766.
- Syahputra, R., Robandi, I., and Ashari, M., 2015c, "PSO Based Multi-objective Optimization for Reconfiguration of Radial Distribution Network", *International Journal of Applied Engineering Research (IJAER)*, vol.10, no.6, 2015. pp. 14573-14586.
- Wang, J.S., Lee, C.S.G., 2002, "Self-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for Classification Applications", *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 10, 6, Dec.