

Penerapan Kontroler Neural Fuzzy Untuk Pengendalian Kecepatan Motor Induksi 3 Fasa Pada Mesin Sentrifugal

Ratna Ika Putri¹,
Teknik Elektronika
Politeknik Negeri Malang
ikaputri_ratna@yahoo.com¹

Mila Fauziyah²
Teknik Elektronika
Politeknik Negeri Malang
alimfauz@yahoo.com²

Agus Setiawan³
Teknik Mesin
Politeknik Negeri Malang
agussetiawan_72@yahoo.com³

Abstrak

Motor induksi 3 fasa adalah alat penggerak yang paling banyak digunakan dalam dunia industri. Salah satu aplikasi motor induksi pada industri gula adalah pada mesin sentrifugal yang digunakan pada proses sentrifugasi. Mesin sentrifugal menggunakan motor induksi sebagai penggerak untuk memutar chamber mesin sentrifugal yang berisi massacuite yang akan diolah. Tujuan penelitian ini adalah merancang kontroler neural fuzzy yang digunakan untuk mengendalikan kecepatan motor induksi sehingga dapat mempertahankan kecepatan sesuai setpoint walaupun terjadi perubahan beban. Motor induksi dimodelkan dengan menggunakan transformasi dq dan algoritma kontroler disimulasikan dengan MATLAB. Kontroler neural fuzzy menggunakan 2 layer dengan jumlah neuron yang diubah yaitu 20 dan 50 neuron. Dari hasil simulasi didapatkan, kontroler neural fuzzy 50 neuron memiliki settling time lebih cepat tetapi error steady state lebih besar dan tidak menghasilkan overshoot pada respon kecepatan. Sedangkan pada kondisi terbebani, kontroler dapat mempertahankan kecepatan sesuai dengan setpoint. Waktu pemulihan kontroler 50 neuron lebih cepat dibandingkan kontroler neural fuzzy dengan 20 neuron.

Kata kunci: Motor Induksi, Kontroler, Neural Fuzzy

1. Pendahuluan

Motor induksi 3 fasa adalah alat penggerak yang paling banyak digunakan dalam dunia industri. Hal ini dikarenakan motor induksi mempunyai konstruksi yang sederhana, kokoh, harganya relatif murah, serta perawatannya yang mudah, Sehingga motor induksi mulai menggeser penggunaan motor dc pada industri. Pada motor induksi memiliki beberapa parameter yang bersifat non-linier, terutama resistansi rotor, yang memiliki nilai bervariasi untuk kondisi operasi yang berbeda. Hal ini yang menyebabkan pengaturan pada motor induksi lebih rumit dibandingkan dengan motor DC.

Salah satu aplikasi motor induksi pada industri gula adalah pada mesin sentrifugal

yang digunakan pada proses sentrifugasi. sentrifugasi merupakan salah satu proses penghilangan kotoran dalam rafinasi yang bertujuan untuk memisahkan *massecuite* menjadi kristal gula dan *molasses* dengan melibatkan kerja dari mesin sentrifugal. proses sentrifugasi menggunakan prinsip dari putaran motor dan gaya sentrifugal. Mesin sentrifugal menggunakan motor induksi sebagai penggerak untuk memutar *chamber* mesin sentrifugal yang berisi *massacuite* yang akan diolah. Dalam satu kali proses sentrifugasi *massecuite* dapat dimasukkan dalam beberapa kali dengan jumlah yang berbeda sehingga akan menyebabkan perubahan beban yang akan mempengaruhi kecepatan putaran motor induksi. Perubahan kecepatan motor akan mempengaruhi waktu proses sentrifugasi.

Semakin banyak *massacuite* yang dimasukkan maka putaran motor akan turun sehingga waktu proses akan lebih lama yang menyebabkan penurunan kapasitas giling. Dengan demikian diperlukan kontroler untuk mengontrol kecepatan motor sentrifugal agar dapat mempertahankan kecepatannya walaupun mendapat perubahan beban.

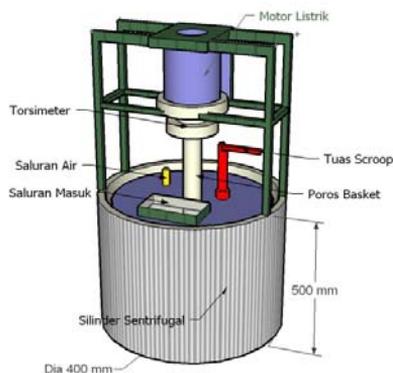
Kontroler dapat dihasilkan dari beberapa metode antara lain PI, PID, Fuzzy dan *Artificial Neural network* (ANN). Kontroler Propotional Integral (PI) dan Proportional Integral Derivative (PID) membutuhkan penentuan parameter yang akurat untuk menghasilkan performansi kontrol yang baik. Sedangkan kendala yang dihadapi pada penggunaan fuzzy kontroler adalah sulitnya menentukan bentuk dan letak fungsi keanggotaan serta menentukan aturan (rule) yang sesuai untuk sistem kontrol yang diinginkan. Sedangkan ANN cocok digunakan untuk mengatasi sistem non – linear yang disebabkan oleh perubahan beban atau parameter sehingga cocok untuk pengaturan motor induksi [8][14]. Pada penelitian ini digunakan Neuro-Fuzzy sebagai kontroler dan model referensi. Kontroler Neural menggunakan *Multilayer Perceptron* (MLP) tipe *Backpropagation* dan kontroler fuzzy digunakan untuk memperbaiki performansi sistem. Kontroler neural fuzzy yang dirancang digunakan untuk menggerakkan mesin sentrifugal yang terdiri dari motor induksi dan chamber sentrifugal.

2. Metode

2.1 Penentuan paramater motor induksi

Pada tahap penentuan parameter motor induksi ditentukan berdasarkan penentuan protipe chamber mesin sentrifugal. Chamber sentrifugal didesain berbentuk silinder dengan ukuran diameter 0,4m dan tinggi 0,5m yang dapat menampung *massacuite* sebanyak 3 Kg. Gambar 1 menunjukkan desain prototipe mesin

sentrifugal yang akan digerakkan . Chamber sentrifugal terdiri dari dua bagian yaitu basket atau keranjang yang diputar dan selimut basket



Gambar 1. Desain Prototipe Mesin Sentrifugal

Massa total basket dan *massacuite* sebesar 9Kg dan torsi chamber serta *massacuite* sebesar 4, 179Nm. Dengan putaran motor maksimum sebesar 1400Rpm. Sehingga berdasarkan torsi chamber dan *massacuites* dapat ditentukan daya motor yang dibutuhkan untuk menggerakkan mesin sentrifugal sebesar 1,5 HP

2.2 Pemodelan motor induksi dengan d-q Model

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan [5][6][8], pemodelan motor induksi dapat dibentuk dengan menggunakan persamaan d-q. Menurut Ong-che mun [9], untuk mengamati respon transient terhadap perubahan kecepatan motor dan beban biasanya akan lebih baik jika motor induksi dimodelkan dalam bentuk *stationary reference frame* . Rangkaian ekivalen motor induksi dalam *stationary reference frame*. Merujuk pemodelan motor induksi yang dilakukan Chee Mun Ong, rangkain ekivalen dinamik ditunjukkan pada Gambar 2. Persamaan model diberikan sebagai berikut .

$$i_{qs} = \frac{1}{x_{ls}} (\psi_{qs} - \psi_{mq}) \quad (1)$$

$$i_{qr} = \frac{1}{x_{lr}} (\psi_{qr} - \psi_{mq}) \quad (2)$$

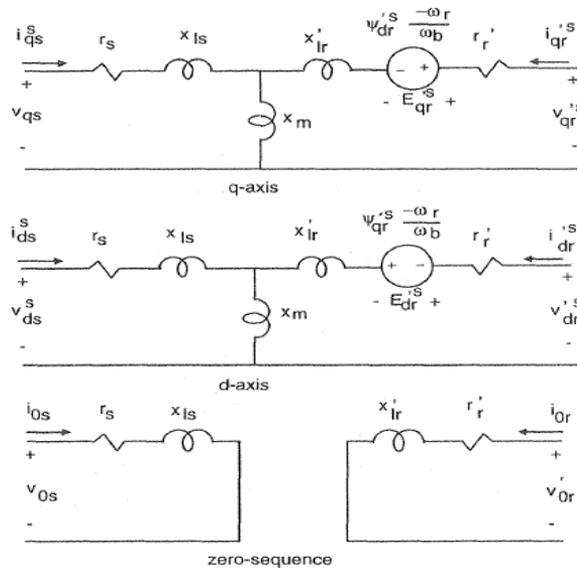
$$i_{ds} = \frac{1}{x_{ls}} (\psi_{ds} - \psi_{md}) \quad (3)$$

$$i_{dr} = \frac{1}{x_{lr}} (\psi_{dr} - \psi_{md}) \quad (4)$$

$$T_{em} = \frac{3}{2} \left(\frac{p}{2} \right) \frac{1}{\omega_b} (\psi_{ds} i_{qs} - \psi_{qs} i_{ds}) \quad (5)$$

$$\frac{2J\omega_b d(\omega_r / \omega_b)}{dt} = T_{em} + T_{mech} - T_{damp} \text{ (N.m)} \quad (6)$$

$$H = \frac{J\omega_b^2}{2S_b} \quad (7)$$



Gambar 2 Rangkaian ekivalen d-q motor induksi dengan *stationary reference form*

Sehingga persamaan dalam representasi sistem per-unit (pu) adalah sebagai berikut :

$$2H \frac{d(\omega_r / \omega_b)}{dt} = T_{em} + T_{mech} - T_{damp} \text{ (per-unit)} \quad (8)$$

Dengan :

ψ_{ij} : Flux Linkage (i=q atau d dan j=s atau r)

v_{qs}, v_{ds} : Tegangan stator pada sumbu q dan sumbu d

v_{qr}, v_{dr} : Tegangan rotor pada sumbu q dan d

ψ_{mq}, ψ_{md} : Magnetizing Flux Linkage pada sumbu q dan d

r_s, r_r : Resistansi stator dan rotor

x_{ls}, x_{lr} : Leakage reactance pada stator ($\omega_e L_{ls}$) dan pada rotor ($\omega_e L_{lr}$)

x_M : $\sqrt{\left(\frac{1}{x_m} + \frac{1}{x_{ls}} + \frac{1}{x_{lr}} \right)}$

i_{qs}, i_{ds} : Arus stator pada sumbu q dan sumbu d

i_{qr}, i_{dr} : Arus rotor pada sumbu q dan sumbu d

p : Jumlah pole

J : Momen inersia

T_{em} : Torsi elektrik

T_{mech} : Torsi mekanik

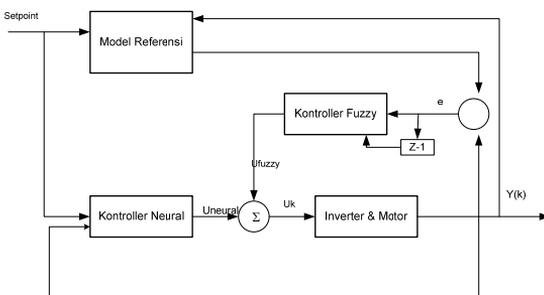
T_{damp} : Torsi yang melawan rotasi.

- ω_e : Frekuensi sudut stator
- ω_b : Frekuensi sudut base dari motor
- ω_r : Kecepatan sudut rotor
- ω_{bm} : Frekuensi mekanik base

2.3 Perancangan Kontroler

Perancangan kontroler secara garis besar terdiri dari perancangan kontroler neural network dan perancangan kontroler fuzzy. Blok diagram perancangan kontroler pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3. Pada penelitian yang telah dilakukan [14], mendesain kontroler neural fuzzy untuk mengatur kecepatan motor induksi, kontroler neural digunakan mengidentifikasi parameter sistem yang tidak diketahui secara online dan sinyal kontrol dihitung erdasarkan model referensi dan hasil identifikasi dengan mengkombinasikan kontroler fuzzy dan PD. Tetapi pada penelitian ini masih harus menentukan parameter PD yang sesuai untuk mendapatkan hasil maksimal.

Pada penelitian yang dilakukan ini, sinyal kontroler yang dimasukkan pada motor merupakan kombinasi sinyal kontrol output logika fuzzy dan *neural network*. Kontroler neural didesain dengan memiliki dua masukan yaitu *setpoint* dan respon sistem ($Y(k)$) dengan satu keluaran sinyal kontrol. Sedangkan masukan untuk kontroler fuzzy berasal dari *error* dan *delta error* serta satu keluaran sinyal kontrol.



Gambar 3. Blok diagram Kontroler

Sinyal kontrol yang digunakan untuk menggerakkan motor induksi ($U(k)$) merupakan

$$U(k) = U_{neural} + U_{fuzzy}$$

Keluaran model referensi menyatakan keluaran yang dikehendaki dari plant yang dikendalikan jika sistem tersebut mendapatkan pengaturan yang tepat. Dalam menentukan model referensi derajat relative model referensi sama dengan plant. Dinamika masukan-keluaran dari model referensi diberikan dengan model orde 2.

$$\omega(k+1) = a_1\omega(k) + a_2\omega(k-1) + r(k) \dots \dots \dots (9)$$

$$\omega(k+1) = 0,48\omega(k) + 0,25\omega(k-1) + r(k) \dots \dots \dots (10)$$

- $\omega(k)$ = sinyal keluaran model referensi
- $r(k)$ = Sinyal masukan model referensi

2.3.1 Perancangan Kontroler Neural network

Dalam penelitian ini Kontroler *Neural network* yang dirancang menggunakan *Neural network Multilayer Perceptron* tipe *Back error propagation*. Algoritma pelatihan *Back error propagation* pada dasarnya terbagi menjadi dua langkah, yaitu: perambatan maju dan diikuti dengan perambatan mundur. Keduanya dilakukan untuk semua pola pelatihan. Pada langkah maju, perhitungan bobot neuron hanya didasarkan pada unit masukan, sedangkan pada propagasi balik, bobot – bobot diperhalus dengan memperhitungkan nilai target atau keluaran [13].

Feed-Forward neural network disusun dalam layers yang terdiri dari neuron-neuron yaitu layer masukan, satu atau lebih layer tersembunyi (*hidden layer*) dan satu layer keluaran. Masukan pada tiap neuron dari layer keluaran atau layer tersembunyi merupakan keluaran dari layer sebelumnya. Untuk merancang suatu neural network diperlukan beberapa langkah yaitu

- Pemilihan struktur jaringan yang meliputi jumlah layer, jumlah neuron untuk tiap layer dan jumlah masukan ke jaringan.

- Pelatihan data yang meliputi masukan jaringan dan vektor target keluaran
- Pembelajaran merupakan adaptasi parameter jaringan yang meliputi bobot dan bias setiap neuron sehingga keluaran jaringan dapat sesuai dengan target. Sebagian besar algoritma pembelajaran akan membentuk adaptasi bobot dan bias jaringan secara berulang kali sehingga *error* antara vektor target dan keluaran jaringan lebih kecil dibanding dengan *error* tujuan. (Miloudi & Drou, 2002)

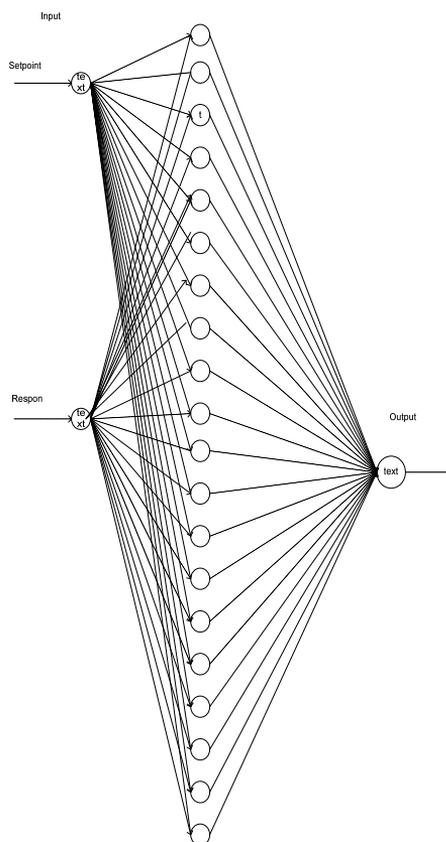
Struktur neural network yang digunakan pada penelitian ini seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Jaringan memiliki dua layer masukan yaitu keluaran dari *setpoint* dan keluaran dari respon sistem, satu layer keluaran yang berupa sinyal kontrol dan satu atau lebih layer tersembunyi. Jumlah layer yang digunakan sebanyak 2 layer dengan menggunakan dua jenis neuron yaitu 20 neuron dan 50 neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk layer masukan dan tersembunyi adalah sigmoid logaritmik sedangkan untuk neuron keluaran menggunakan fungsi aktivasi linier.

2.3.2 Perancangan kontroler Fuzzy

Kontroler fuzzy ini terdiri dari dua variabel masukan dan satu variabel keluaran. Variabel masukan terdiri dari kesalahan (*error*, E) dan perubahan kesalahan (*change of error*, CE). *Error* merupakan selisih antara kecepatan referensi yang diinginkan (*setpoint*) dengan kecepatan aktual motor, yang telah dikonversikan ke dalam besaran tegangan. Perubahan *error* merupakan selisih *error* sekarang dengan *error* sebelumnya. Perancangan kontroler fuzzy terdiri dari:

1. Menentukan himpunan fuzzy dan fuzzyfikasi. Fungsi keanggotaan fuzzy yang digunakan yaitu triangular. Himpunan fuzzy terdiri dari dua variabel masukan yaitu *error* (c) dan *delta error* (CE) dan satu variabel keluaran. Variabel masukan menggunakan fungsi keanggotaan triangular, sedangkan variabel keluaran menggunakan singleton.

2. Penentuan rule-base IF-THEN
3. Pada kontroler fuzzy ini menggunakan metode referensi Mamdani Max-Min.
4. Defuzzifikasi, merupakan suatu proses mengubah nilai crisp dari himpunan fuzzy ke nilai real yaitu sinyal kontrol. Pada penelitian ini menggunakan center of area defuzzifier.



Gambar 4. Struktur Kontroler Neural Network

Penentuan fungsi keanggotaan pada variabel masukan dan keluaran dengan menggunakan *try and error* berdasarkan pengalaman. Semakin besar jumlah fungsi keanggotaan pengaturan kontroler fuzzy akan lebih teliti tetapi membutuhkan waktu proses yang lebih lama [10]. Variabel masukan *error* memiliki tiga fungsi keanggotaan berbentuk trapesium dan triangular. Motor induksi yang dikendalikan

memiliki kecepatan angular 1400 rpm, sehingga kecepatan maksimal yang dapat diatur sebesar 1400Rpm. Oleh karena kecepatan yang dapat diatur sebesar 1400 Rpm dan *error* yang terjadi antara -1500 hingga 1500 Rpm. Variabel masukan *error* akan bernilai negatif jika nilai kecepatan motor berada diatas nilai *setpoint* yang diinginkan. Fungsi keanggotaan *error* memiliki jangkauan -1500Rpm hingga 1500Rpm. Fungsi keanggotaan *error* terdiri dari tiga yaitu N (negatif), Z (zero) dan P(positif).

Variabel masukan delta *error* juga memiliki tiga fungsi keanggotaan yaitu N(negatif), Z(zero) dan P(positif) dengan jangkauan -1000Rpm hingga 1000 Rpm. Sedangkan untuk variabel keluaran juga memiliki tiga fungsi keanggotaan. Pada perancangan ini, aturan fuzzy berdasarkan area dan heuristik untuk sinyal kontrol seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Aturan Fuzzy

e Δe	N	Z	P
N	K	K	K
Z	M	M	M
P	P	P	P

2.3.3. Simulasi dengan MATLAB

Simulasi dibuat dengan menggunakan Simulink dan m-file dari MATLAB 7. Berdasarkan hasil pemodelan motor induksi dengan model dq yang telah dilakukan maka dibuat simulasi untuk model motor induksi dalam Simulink seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Parameter motor induksi yang didapatkan dari pengukuran motor induksi diimplementasikan ke MATLAB dengan menggunakan m-file.

Parameter motor induksi yang digunakan dimasukkan melalui m-file yang dihubungkan dengan simulink. Parameter motor induksi yang digunakan adalah Resistansi stator (R_s) = 7.13 Ω , Resistansi rotor (R_r) = 8.18 Ω , Reaktansi stator (X_l_s) = 9.45 Ω , Reaktansi rotor (X_l_r) = 9.45 Ω , Reaktansi bersama (X_{lm}) = 189.65 Ω .

Simulasi blok kontroler fuzzy di implementasikan dengan simulink MATLAB seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6. Kontroler fuzzy menggunakan fuzzy mamdani yang terdiri dari dua masukan dan satu keluaran. Masukan kontroler fuzzy terdiri dari *error* dan delta *error* yang masing-masing memiliki tiga fungsi keanggotaan. *Error* merupakan selisih antara *setpoint* dengan nilai pengukuran sedangkan delta *error* merupakan selisih antara *error* saat ini dengan *error* sebelumnya. Defusifikasi pada kontroler fuzzy menggunakan center of gravity (COG).

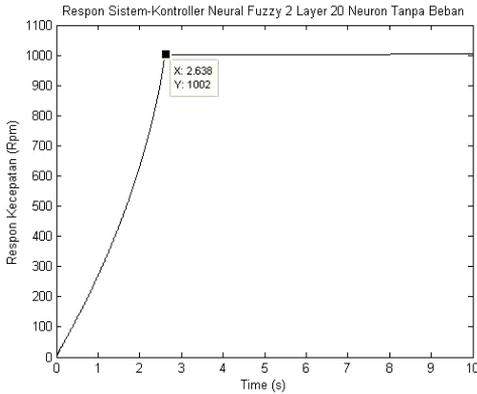
Blok kontroler neural disimulasikan dengan menggunakan m-file MATLAB yang dapat dipanggil pada Simulink dengan menggunakan MATLAB Function. Blok kontroler terdiri dari pelatihan neural untuk menentukan bobot-bobot pada neural dan kontroler neural itu sendiri. Pada pelatihan neural memasukkan data pelatihan berupa data input dan target yang akan dicapai, untuk mendapatkan bobot kontroler. Konstanta pembelajaran menggunakan 0,5 dengan epoch 500. Sedangkan simulasi sistem keseluruhan merupakan gabungan dari beberapa blok seperti pada blok diagram kontroler. Sistem keseluruhan diimplementasikan ke Simulink MATLAB seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

3. Hasil

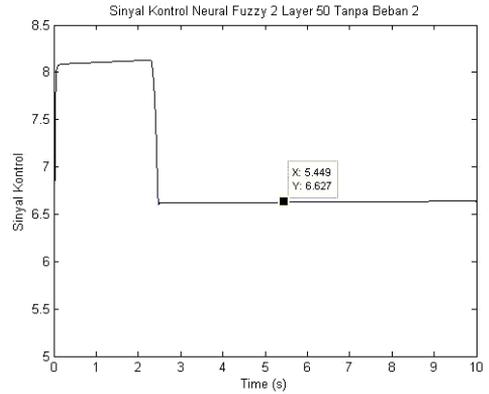
3.1 Simulasi Kontroler Neural Fuzzy Tanpa Beban

Berdasarkan simulasi kontroler neural fuzzy 2 layer dengan 20 neuron didapatkan respon kecepatan sistem tanpa beban seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.

Respon sistem tanpa beban dengan *setpoint* 1000Rpm dengan menggunakan kontroler neural fuzzy 2 layer 20 neuron menghasilkan respon kecepatan tanpa *overshoot* dan mencapai kecepatan dalam kondisi *steady state* sebesar 1003 Rpm dengan *error steady state* 0,3%. Settling time yang dihasilkan respon sebesar 2,638s



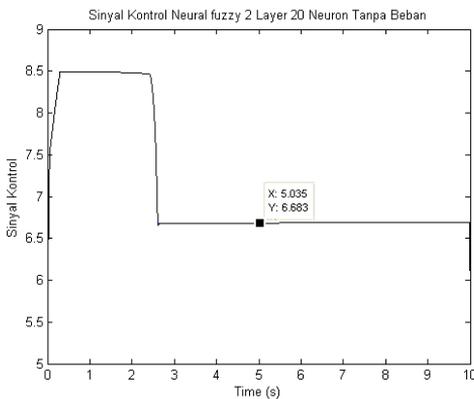
(a)



(b)

Gambar 9. Kontroler Neural Fuzzy 50 Neuron Tanpa beban

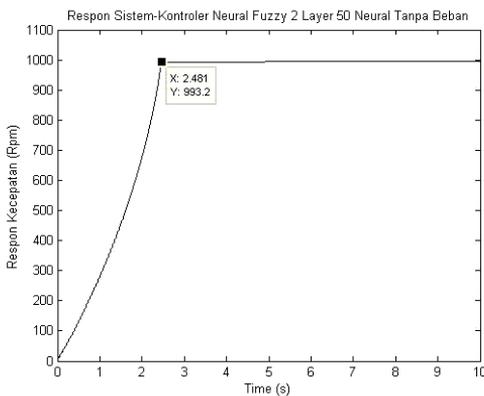
(a) Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol



(b)

Gambar 8. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Tanpa Beban

(a) Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

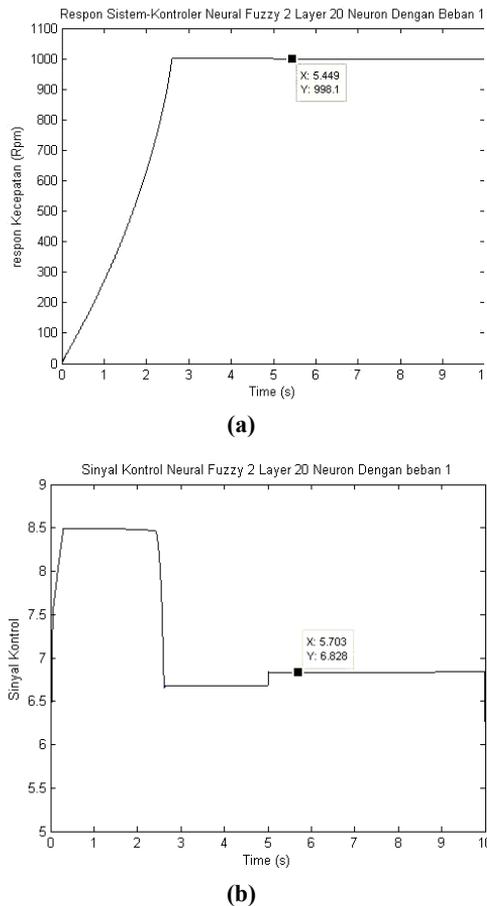


(a)

Gambar 9 menunjukkan respon sistem tanpa beban pada kontroler neural fuzzy layer dengan menggunakan 50 neuron. Respon sistem dengan kontroler Neural Fuzzy 2 layer 50 neuron tidak menghasilkan *overshoot* dan mencapai *steady state* dengan kecepatan 994,1 dengan settling time 2,48s, rise time 1.965 s dan *error steady state* 0,59%. Sedangkan sinyal kontrol maksimal pada respon mencapai 8,121 dan sinyal kontrol pada *steady state* mencapai 6,63. Dibandingkan neural fuzzy dengan dengan 20 neuron, kontroler dengan 50 neuron menghasilkan respon sistem dengan settling time dan rise time yang lebih kecil. Hal ini menunjukkan kontroler dengan 50 neuron mencapai kondisi *steady state* yang lebih cepat, tetapi *error steady state* pada kontroler 50 neuron lebih besar. Pada kontroler dengan 20 neuron respon mencapai kecepatan *steady state* di atas *setpoint* yang ditentukan, sedangkan pada 50 neuron respon kurang dari *setpoint*. Hal ini juga ditunjukkan oleh sinyal kontrol maksimal yang dihasilkan oleh kontroler 20 neuron lebih besar dibandingkan 50 neuron, tetapi dalam kondisi *steady state* sinyal kontrol yang dihasilkan hampir sama.

3.2 Simulasi Kontroler Neural Fuzzy Dengan Beban

Gambar 10 menunjukkan hasil simulasi respon sistem dengan kontroler neural fuzzy 20 neuron dengan memberikan perubahan beban. Sedangkan Gambar 11 untuk kontroler dengan 50 neuron. Berdasarkan hasil simulasi, kontroler neural fuzzy dapat mengikuti perubahan beban, pada saat beban dinaikkan kecepatan motor akan turun sehingga kontroler akan menaikkan sinyal kontrol supaya kecepatan motor dapat dipertahankan sesuai dengan *setpoint*.

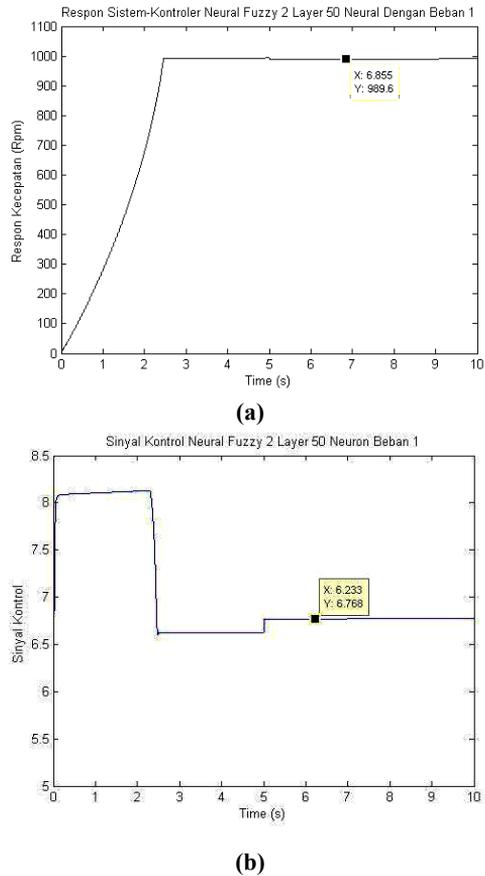


Gambar 10. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Dengan Beban

(a) Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

Karakteristik transien dan *steady state* respon yang meliputi settling time, rise time, maksimum *overshoot* dan *error steady state*

yang dihasilkan memiliki karakteristik yang sama pada simulasi kontroler tanpa beban. Untuk kontroler neural fuzzy 20 neuron waktu yang dibutuhkan kontroler untuk mengenali beban hingga mengembalikan respon ke kondisi sesuai *setpoint* selama 0,064 detik dengan *error steady state* sebesar 0,13%.

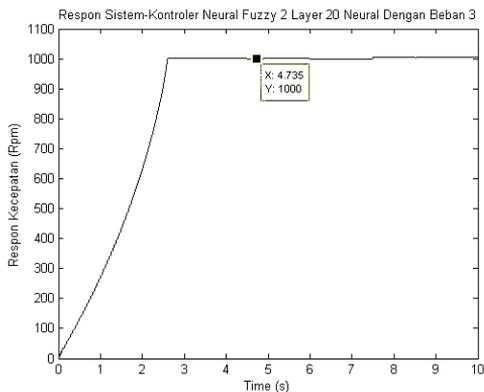


Gambar 11. Kontroler Neural Fuzzy 50 Neuron Dengan Beban (a) Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

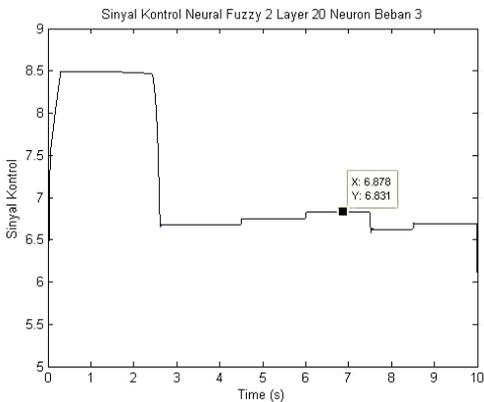
Sinyal kontrol akan meningkat pada saat perubahan dideteksi, kontroler akan menaikkan sinyal kontrol hingga mencapai 6,83. Sedangkan pada kontroler dengan 50 neuron sinyal kontrol juga akan dinaikkan oleh kontroler hingga mencapai 6,768 pada saat perubahan beban dideteksi pada waktu 5 detik. Waktu transien yang dibutuhkan untuk mengenali perubahan beban hingga kontroler mengembalikan ke *setpoint* selama

0,04 detik dengan *error steady state* yang sama dengan 20 neuron yaitu 0,13%.

Gambar 12 menunjukkan respon sistem kontroler neural fuzzy 20 neuron dengan memberikan beban acak dan Gambar 13 menunjukkan respon system untuk kontroler 50 neuron. Beban acak diberikan setelah respon mencapai *steady state*, beban dinaikkan dan dilepas. Pada saat diberi beban acak, kontroler neural fuzzy 2 layer dapat mempertahankan kecepatannya sesuai dengan *setpoint* dengan menaikkan atau menurunkan sinyal kontrol yang disesuaikan dengan perubahan beban.



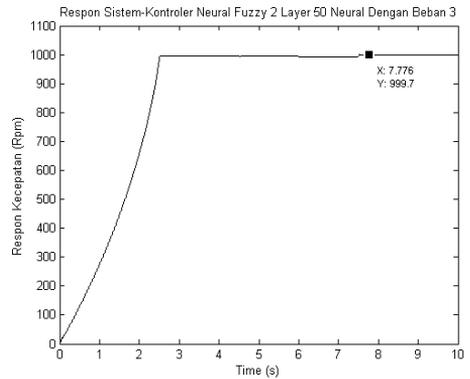
(a)



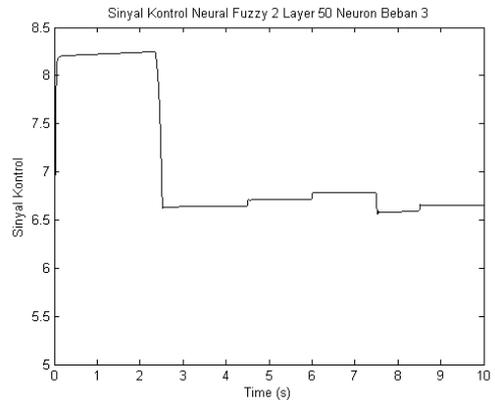
(b)

Gambar 12. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Dengan Beban Acak

(a)Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol



(a)



(b)

Gambar 13. Kontroler Neural Fuzzy 20 Neuron Dengan Beban Acak

(a)Respon Sistem (b) Sinyal Kontrol

4. Diskusi

Pemodelan motor induksi yang dibentuk sangat menentukan keberhasilan simulasi yang dilakukan. Model yang terbentuk harus dapat mewakili karakteristik motor secara real sehingga hasil simulasi yang didapatkan juga mewakili karakteristik sistem sesungguhnya. Pada penelitian ini motor induksi dimodelkan dengan menggunakan persamaan d-q untuk memudahkan pemodelan motor. Torsi yang dihasilkan pada motor AC merupakan hasil interaksi antara arus dan fluksi. Pada motor induksi, dimana daya hanya disuplai melalui sisi stator saja., Arus yang memproduksi torsi/kecepatan dan arus yang bertanggung jawab memproduksi fluksi tidak dapat

dilihat secara nyata sebagai 2 sinyal yang terpisah. Tetapi secara matematis, dengan metode *Field Oriented Control*, perubahan fluksi dan torsi dapat dipisah sebagai 2 sinyal yang saling tergantung satu sama lain. Di sisi lain, arus bolak-balik (AC) adalah suatu variabel vektor yang berubah terhadap waktu dan dapat lebih mudah dianalisa dengan menggunakan bilangan kompleks yang mempunyai 2 sumbu koordinat yaitu sumbu riil dan sumbu imajiner. Selanjutnya, digunakan persamaan sumbu d-q (direct and quadrature axis). Dengan menggunakan pemodelan d-q untuk motor induksi dan menghasilkan model motor yang dapat mewakili karakteristik dinamik dan statik motor [5][9].

Berdasarkan hasil simulasi model motor induksi didapatkan karakteristik yang sesuai dengan kondisi real pada motor. Pada kondisi tanpa beban, kecepatan motor dapat sesuai yang diinginkan, tetapi pada pemberian beban maka kecepatan motor akan turun. Semakin besar beban yang diberikan maka penurunan kecepatan motor juga akan semakin besar. Hal ini disebabkan karena dengan pemberian beban akan menyebabkan torsi beban bertambah besar sehingga slip bertambah besar yang akan menyebabkan putaran motor berkurang.

Tabel 2. Parameter Respon Sistem Kontroler Tanpa Beban

No.	Parameter	20 Neuron	50 Neuron
1.	<i>Settling time</i>	2,638 detik	2,48 detik
2.	Maksimum <i>Overshoot</i>	0 %	0%
3.	<i>Error Steady state</i>	0.3%	0.59%
4.	<i>Rise time</i>	2,098 detik	1,965 detik

Penerapan kontroler neural fuzzy pada pengaturan mesin sentrifugal menghasilkan performansi yang baik. Berdasarkan hasil simulasi tanpa memberi beban pada sistem, jumlah neuron yang digunakan pada neural

network berpengaruh pada karakteristik transien dan *steady state* respon sistem yang dihasilkan. Tabel 2 menunjukkan perbandingan parameter respon transient dan *steady state* yang dihasilkan dengan menggunakan kontroler 2 layer 20 neuron dan 50 neuron.

Kontroler neural fuzzy tidak menghasilkan *overshoot* pada respon sistem. Kontroler dengan 50 neuron dapat mencapai kecepatan sesuai *setpoint* tercepat, hal ini ditunjukkan oleh settling time paling cepat dibandingkan dengan 20 neuron yaitu 2,48 detik. Tetapi *error steady state* yang dihasilkan pada kontroler 50 neuron jauh lebih besar dibandingkan 20 neuron yaitu sebesar 0,59% atau kecepatan yang dicapai yaitu 994,1 rpm dari *setpoint* 1000 rpm. Sedangkan pada kontroler 20 neuron, kontroler dapat mencapai 997rpm.

Tabel 3. Parameter Respon Sistem Kontroler Dengan Beban

No.	Parameter	20 Neuron	50 Neuron
1.	<i>Recovery time</i>	0.064 detik	0.04 detik
2.	<i>Error Steady state</i>	0.13%	0.13%
3.	<i>Settling time</i>	2,638 detik	2,48 detik
4.	Maksimum <i>Overshoot</i>	0 %	0%
5.	<i>Rise time</i>	2,098 detik	1,965 detik

Tabel 3 menunjukkan parameter respon sistem dengan memberikan perubahan beban. Penerapan kontroler neural fuzzy juga dapat mempertahankan kecepatan sistem sesuai dengan *setpoint* walaupun terjadi perubahan beban. Dari beberapa perubahan beban kontroler dapat bekerja dengan baik, karakteristik transien sistem yang meliputi maksimum *overshoot*, settling time dan rise time memiliki nilai yang sama pada saat tanpa beban. Hal ini disebabkan karena pemberian beban dilakukan setelah respon mencapai kondisi *steady state*. Perbedaan neuron pada kontroler neural

fuzzy akan mengakibatkan perbedaan waktu pemulihan kontroler dan *error steady state* yang dihasilkan oleh sistem. Waktu pemulihan (*recovery time*) adalah waktu yang dibutuhkan kontroler untuk mengenali perubahan beban dan mengembalikan ke *setpoint*. Pada kontroler dengan layer 20 neuron memiliki waktu pemulihan lebih lama selama 0,064 detik dan *error steady state* yang dihasilkan sama dengan kontroler 50 neuron yaitu sebesar 0,13%. Untuk beban acak keseluruhan kontroler neural fuzzy dapat mengikuti perubahan beban secara dengan menghasilkan sinyal kontrol yang sesuai dengan perubahan beban yang terjadi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis pada sistem pengendalian kecepatan motor induksi pada mesin sentrifugal menggunakan kontroler neural fuzzy, dapat disimpulkan:

1. Pada simulasi kontroler neural fuzzy tanpa beban respon kecepatan yang dihasilkan tergantung pada jumlah neuron yang digunakan.
2. Pada kondisi tanpa beban, kontroler dengan 50 neuron menghasilkan settling time paling cepat yaitu sebesar 2,48 detik, sedangkan *error steady state* yang paling kecil dengan menggunakan kontroler dengan 20 neuron sebesar 0,3%. Penerapan kontroler neural fuzzy tidak menyebabkan maksimum *overshoot* pada sistem.
3. Pada simulasi kontroler neuro fuzzy dengan memberikan perubahan beban maka kontroler dapat mempertahankan kecepatan sesuai *setpoint*. Pada kontroler 50 neuron memiliki waktu pemulihan lebih cepat dengan *error steady state* paling kecil sebesar 0,13%.
4. Untuk beban acak keseluruhan kontroler neural fuzzy dapat mengikuti perubahan beban secara dengan menghasilkan sinyal kontrol yang sesuai dengan perubahan beban yang terjadi.
5. Secara keseluruhan kontroler neural fuzzy 50 neuron menghasilkan

performansi yang lebih baik untuk mengendalikan kecepatan mesin sentrifugal.

6. Daftar Pustaka

- [1] Azevedo & Georgieva, *Neural network Based Control Strategies Applied to a Fed-Batch Crystallization Process*, "International Journal of Computational Intelligence", Vol 3, Number 3, 2006.
- [2] Brian Heber, Longya Xu, Tang Yifan. *Fuzzy logic Enhanced Speed Control of an Indirect Field Oriented Induction Machine drive*, "IEEE Transaction on Power Electronic", Vol 12 No.5 september 1997.
- [3] Chatterjee P, dkk, *Fuzzy Control of Induction Motor with Reduced Rule Base*, "SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING", Vol 4, No 2. hal 147 - 159 November 2007.
- [4] Chekkouri, MR, Catala. J, dkk, *Fuzzy Adaptive Control of an Induction Motor Drive*, EPE-PEMC Dubrovnik & Cavtat. 2002.
- [5] Denai M.A, Attia S,A. *Fuzzy and Neural Control of An Induction Motor*, "Int. J.Appl. Math Comp. Sci", vol 12, No.2, 221-233. 2002.
- [6] Gan Wei and li Qiu, *Design and Analysis of a plug in Robust Compensator : An Application to Indirect Field oriented Control Induction Machine Drives*, "IEEE Transactions on Industrial Electronic", Vol 50 No. 2 April 2003.
- [7] Ibrahim Z & Levi E, *Comparative analysis of Fuzzy logic and PI speed Control in High Performance AC Drives Using Experimental Approach*, "IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS", VOL. 38, NO. 5, September 2002
- [8] Milhoub, Mazari & Fasla, *Neuro Fuzzy Controller Used To Control the Speed of Induction Motor*, Faculty of Electrical Engineering. Algeria. 2001
- [9] Ong-Chee mun. *Dynamic Simulation of Electric Machinery*. Prentice Hall International. New jersey. 1998.

- [10] Ratna Ika Putri, *Implementasi Adaptif Fuzzy Dengan Algoritma Pembelajaran Gradient descent pada Pengaturan Kecepatan Motor Induksi 3 Fasa*, Thesis. Jurusan Teknik Elektro Program Pasca Sarjana. UNIBRAW. 2006
- [11] Sarabia Daniel, dkk, *MPC Control of Sugar House*, Int. Workshop on Assesment and Future Directions of NPMC, Freudenstadt-Lauterbad, Germany, August 26-30, 2005.
- [12] Urbanick Jean & Ravaux Bernard, *Discontinuos Centrifugal Machine Which is Intended, In Particular, To Separate Molassess from Crystal Sugar In Massacuite*, International Application Published Under The Patent Cooperation Treaty (PCT), 2007
- [13] Vasudeyan & Arumugam, *High Performance Adaptive Intelligent Direct Torque Control Scheme For Induction Motor Drive*, "KMITL Sci. Tech. J". Vol. 5 No. 3 Jul.-Dec. 2005
- [14] Widodo, Thomas S. *Sistem Neuro Fuzzy*. Graha Ilmu. Yogyakarta. 2005.
- [15] Zerikat, Benjebbar, Benouzza, *Dynamic Fuzzy-Neural Controller For Induction Motor Drive*, "Proceedings of World Academy of Science, Engineering And Technology", Vol 10 Desember. 2005