

Kontrol Kecepatan Motor Induksi menggunakan Algoritma *Backpropagation Neural Network*

MUHAMMAD RUSWANDI DJALAL¹, KOKO HUTORO², ANDI IMRAN³

¹Teknik Energi Politeknik Negeri Ujung Pandang
^{2,3}Teknik Elektro (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Email: wandi@poliupg.ac.id

ABSTRAK

Banyak strategi kontrol berbasis kecerdasan buatan telah diusulkan dalam penelitian seperti Fuzzy Logic dan Artificial Neural Network (ANN). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendesain sebuah kontrol agar kecepatan motor induksi dapat diatur sesuai kebutuhan serta membandingkan kinerja motor induksi tanpa kontrol dan dengan kontrol. Dalam penelitian ini diusulkan sebuah metode artificial neural network untuk mengontrol kecepatan motor induksi tiga fasa. Kecepatan referensi motor diatur pada kecepatan 140 rad/s, 150 rad/s, dan 130 rad/s. Perubahan kecepatan diatur pada setiap interval 0.3 detik dan waktu simulasi maksimum adalah 0,9 detik. Kasus 1 tanpa kontrol, menunjukkan respon torka dan kecepatan dari motor induksi tiga fasa tanpa kontrol. Meskipun kecepatan motor induksi tiga fasa diatur berubah pada setiap 0,3 detik tidak akan mempengaruhi torka. Selain itu, motor induksi tiga fasa tanpa kontrol memiliki kinerja yang buruk dikarenakan kecepatan motor induksi tidak dapat diatur sesuai dengan kebutuhan. Kasus 2 dengan kontrol backpropagation neural network, meskipun kecepatan motor induksi tiga fasa berubah pada setiap 0.3 detik tidak akan mempengaruhi torsi. Selain itu, kontrol backpropagation neural network memiliki kinerja yang baik dikarenakan kecepatan motor induksi dapat diatur sesuai dengan kebutuhan.

Kata Kunci : *Backpropagation Neural Network (BPNN), NN Training, NN Testing, Motor.*

ABSTRACT

Many artificial intelligence-based control strategies have been proposed in research such as Fuzzy Logic and Artificial Neural Network (ANN). The purpose of this research was design a control for the induction motor speed that could be adjusted as needed and compare the performance of induction motor without control and with control. In this research, it was proposed an artificial neural network method to control the speed of three-phase induction motors. The reference speed of motor was set at the rate of 140 rad / s, 150 rad / s, and 130 rad / s. The speed change was set at every 0.3 second interval and the maximum simulation time was 0.9 seconds. Case 1, without control, shows the torque response and velocity of three-phase induction motor without control. Although the speed of three phase induction motor was set to change at every 0.3 seconds, it would not affect the torque. The uncontrolled three-phase induction motors had poor performance due to induction motor speeds could not be adjusted as needed. Case 2 with backpropagation neural network control, although the speed of three phase induction motor changing at every 0.3 seconds would not affect the torque. In addition, the backpropagation neural network control had a good performance because the speed of induction motor could be adjusted as needed.

Key Words : *Backpropagation Neural Network (BPNN), NN Training, NN Testing, Motor*

1. PENDAHULUAN

Motor induksi merupakan motor listrik yang paling banyak digunakan pada sektor industri baik dalam skala kecil, menengah dan besar. Motor induksi yang digunakan adalah jenis sangkar tupai. Motor induksi memiliki keunggulan seperti konstruksi yang sangat kuat dan sederhana, harga relatif murah, ketahanan dan kehandalan tinggi, efisiensi tinggi, dan biaya pemeliharaan yang rendah selama bertahun-tahun. Oleh karena itu, peran penggunaan motor DC di dunia industri telah tergantikan oleh motor induksi.

Pada motor induksi terdapat parameter yang non-linear yaitu tahanan rotor yang memiliki nilai yang bervariasi untuk kondisi operasi yang berbeda. Hal ini menyebabkan kontrol kecepatan motor induksi menjadi kompleks dan mahal daripada kontrol motor DC. Untuk mendapatkan kecepatan konstan dan meningkatkan kinerja motor induksi maka dibutuhkan suatu kontrol. Beberapa metode kontrol yang digunakan untuk mengendalikan kecepatan motor induksi adalah PI, PID, Fuzzy dan Artificial Neural Network (ANN) (**Brandstetter, 2014**).

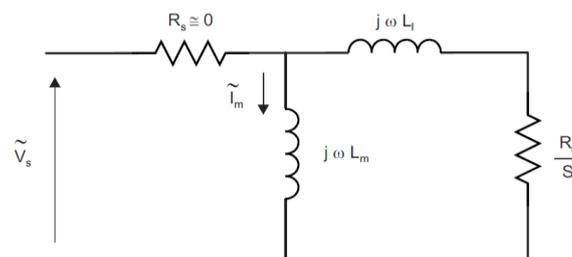
Kontrol kecepatan motor induksi dengan presisi yang tinggi adalah suatu hal yang penting untuk memantau produktivitas dalam dunia industri. Kontrol proporsional integral (PI) adalah kontrol otomatis sederhana dan memiliki kinerja yang baik sehingga banyak digunakan dalam dunia industri. Namun memiliki kelemahan yaitu membutuhkan perhitungan matematik yang rumit dan kompleks.

Beberapa metode optimasi berbasis metode konvensional maupun metode cerdas telah banyak digunakan untuk mengoptimasi parameter PID motor DC, diantaranya menggunakan metode konvensional (**Waluyo dkk, 2013**), dan menggunakan metode cerdas seperti, Artificial Bee Colony (**Liao, 2014**), Genetic Algorithm (**Chen, 2007**), Evolutionary Algorithm (**He, 2007 & Katal, 2012**), Bio-Inspired Algorithm (**Bhushan, 2011**), Bacterial Foraging (**Ahuja, 2014**), Tabu Search (**Anant, 2008**), Fuzzy Logic (**Kumar, 2013**), Cuckoo Search (**Premkumar, 2014**) dan Flower (**Djalal, 2015 & Lastomo, 2015**).

Untuk mengatasi permasalahan di atas, banyak strategi kontrol berbasis kecerdasan buatan telah diusulkan dalam literatur seperti fuzzy dan Artificial Neural Network (ANN). Pada makalah ini diusulkan sebuah metode artificial neural network untuk mengontrol kecepatan motor induksi tiga fasa.

Motor Induksi

Dalam kontrol V/F, kecepatan motor induksi dikontrol dengan menyesuaikan besaran tegangan dan frekuensi sehingga fluks celah udara dipertahankan pada nilai yang diinginkan pada kondisi *steady state*. Gambar 1 menunjukkan rangkaian ekuivalen motor induksi.



Gambar 1. Rangkaian ekuivalen sederhana motor induksi pada kondisi *steady state*

Persamaan kecepatan stator, kecepatan rotor, slip, fasor arus magnetisasi, dan arus magnetisasi ditunjukkan pada Persamaan (1)-(5).

$$N_s = \frac{120f}{P} \quad (1)$$

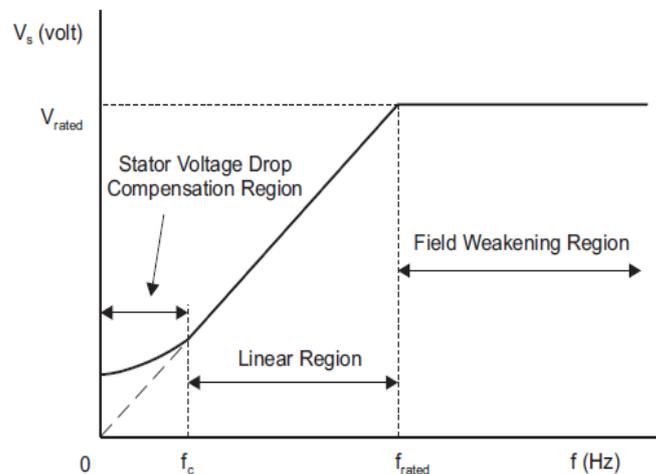
$$n_r = n_s (1 - s) \quad (2)$$

$$S = \frac{n_s - n_r}{n_s} \times 100\% \quad (3)$$

$$\tilde{I}_m = \frac{\tilde{V}_s}{j\omega L_m} \quad (4)$$

$$I_m = \frac{\Lambda_m}{L_m} = \frac{V_s}{(2\pi f)L_m} \quad (5)$$

Dari Persamaan terakhir, jika V/f dijaga konstan untuk setiap perubahan frekuensi maka fluks tetap konstan dan torka menjadi tergantung frekuensi sumber. Supaya menjaga Λ_m tetap konstan maka rasio V/f dijaga konstan pada kecepatan yang berbeda. Gambar 2 menunjukkan profil tegangan stator motor induksi.

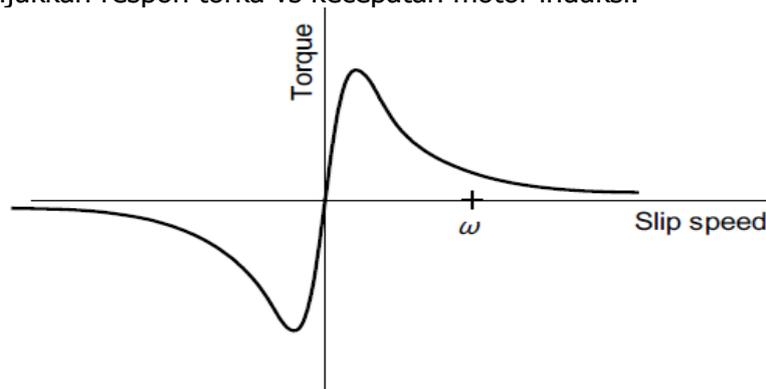


Gambar 2. Profil tegangan stator dengan frekuensi

Ada 3 *range speed* pada kontrol V/F yaitu :

1. Pada 0 – f_c , drop tegangan stator karena resistansi stator tidak dapat diabaikan dan harus dikompensasi dengan peningkatan V_s .
2. Pada f_c – f_{rating} , berhubungan V/F konstan. Daerah linier mempresentasikan kuantitas fluks celah udara .
3. Pada rating f lebih tinggi, rasio V/F konstan tidak bisa dipenuhi karena tegangan stator terbatas pada nilai rating supaya menghindari breakdown isolasi pada belitan stator. Daerah ini sering disebut *field weakening region*.

Gambar 3 menunjukkan respon torka vs kecepatan motor induksi.



Gambar 3. Torka vs kecepatan slip dengan fluks stator konstan

Karena fluks stator dijaga konstan (tergantung perubahan frekuensi sumber), maka torka tergantung pada *slip speed*. Dengan mengatur *slip* maka torka dan kecepatan motor induksi dapat dikontrol dengan prinsip V/F konstan.

2. METODA PENELITIAN DENGAN *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

2.1 *Backpropagation Neural Network (BPNN)*

Pada makalah ini, metode *backpropagation neural network* digunakan untuk mengontrol kecepatan motor induksi tiga fasa. Metode pelatihan yang digunakan pada *backpropagation neural network* adalah *Levenberg Marquardt*.

Algoritma *Levenberg Marquardt* dirancang untuk mendekati kecepatan pelatihan orde kedua tanpa harus menghitung matriks *Hessian*. Ketika fungsi kinerja memiliki bentuk jumlah kuadrat, maka matriks *Hessian* dapat diperkirakan dengan menggunakan Persamaan :

$$H = J^T J \quad (6)$$

Dan gradien dapat dihitung menggunakan Persamaan :

$$g = J^T e \quad (7)$$

Dengan J adalah matriks *Jacobian* yang berisi turunan pertama dari *network errors* yang berhubungan dengan bobot dan bias, dan e adalah vektor *network errors*. Matriks *Jacobian* dapat dihitung melalui teknik *backpropagation* standar yang jauh lebih kompleks daripada komputasi matriks *Hessian*.

Dengan μ adalah scalar, pendekatan algoritma *Levenberg* untuk matriks *Hessian* dapat menggunakan Persamaan:

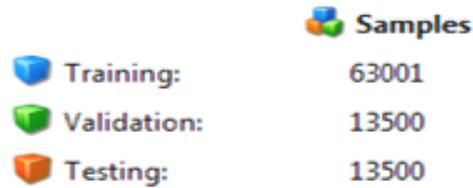
$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (8)$$

2.2 Perancangan *Backpropagation Neural Network*

Pada proses pelatihan *Backpropagation Neural Network*, data pelatihan dibagi menjadi tiga :

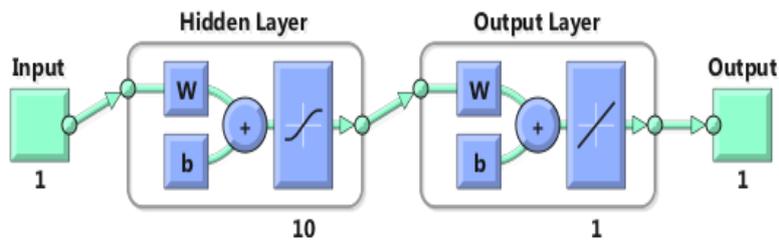
1. Data pelatihan.
2. Data validasi.
3. Data tes.

Data sampel yang digunakan berjumlah 90001 dan dibagi menjadi tiga bagian seperti yang ditunjukkan Gambar 4.



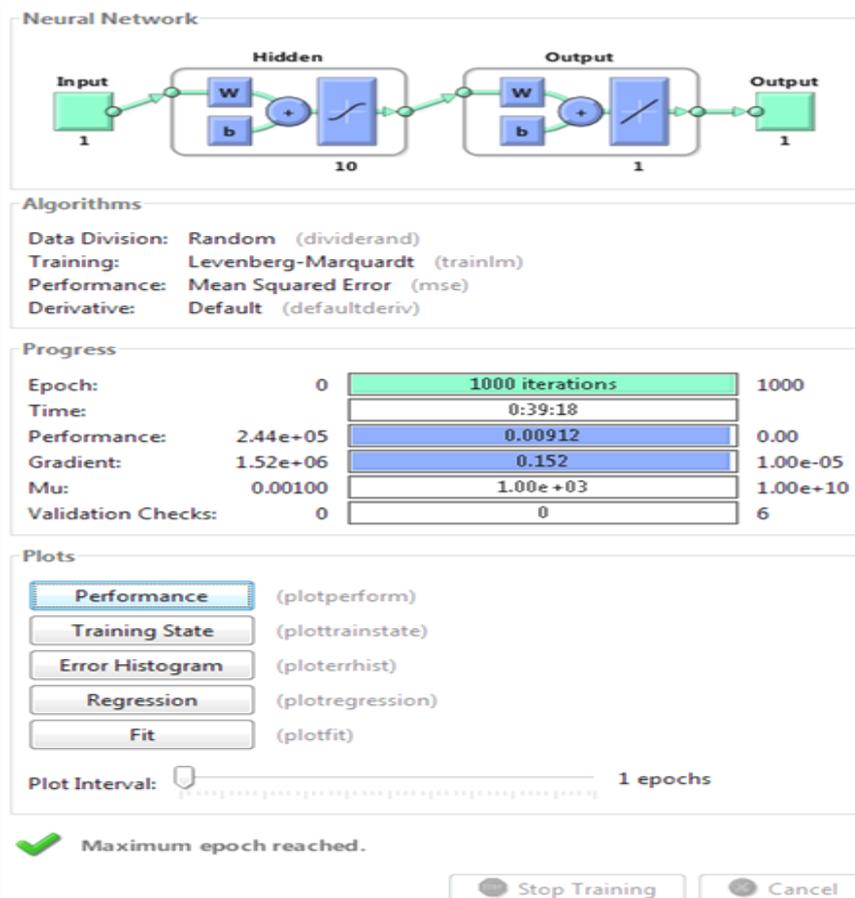
Gambar 4. Pembagian data sampel

Secara umum arsitektur *Backpropagation Neural Network* terdiri dari tiga bagian yang meliputi masukan, lapis tersembunyi dan keluaran seperti yang ditunjukkan Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur *Backpropagation Neural Network*

Proses pelatihan *Backpropagation Neural Network* ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses pelatihan

Dari proses pelatihan didapatkan *epoch* sebanyak 1000 iterasi, waktu pelatihan 39 menit 18 detik, performance sebesar 0,00912, *gradien* sebesar 0,152, dan *Mu* sebesar 1,00e + 03. *Mu* adalah parameter kontrol untuk algoritma *levenberg* yang digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan.

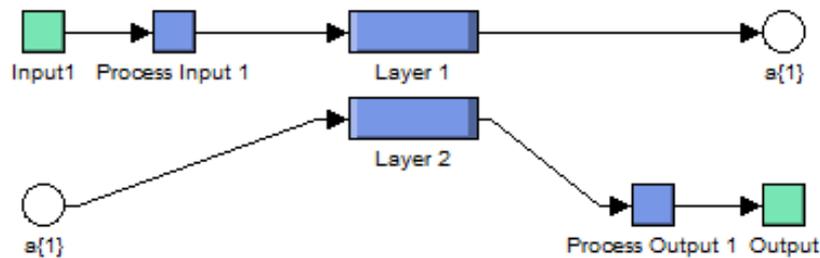
2.3 Hasil Pelatihan

Hasil pelatihan dari data pelatihan, data validasi dan data tes menghasilkan *MSE (Mean Square Error)* yang hampir sama (kecil) seperti yang ditunjukkan Gambar 7.

Results		
	Samples	MSE
Training:	63001	9.11953e-3
Validation:	13500	9.17846e-3
Testing:	13500	9.13939e-3

Gambar 7. Hasil pelatihan

Setelah hasil pelatihan sukses dengan *MSE* yang kecil maka secara otomatis akan menghasilkan blok diagram *backpropagation neural network*. Blok diagram ini akan dimasukkan ke dalam sistem yang telah dibuat. Gambar 8 menunjukkan blok diagram neural network.



Gambar 8. Blok diagram *backpropagation neural network*

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1 Parameter Motor Induksi

MATLAB / Simulink digunakan untuk mensimulasikan respon torsi dan kecepatan dari motor induksi tiga fasa. Tabel 1 dan Tabel 2 menunjukkan parameter motor induksi untuk penelitian.

Tabel 1. Parameter motor induksi

<i>Preset model:</i>	5.4 HP (4 KW), 400 V, 60 Hz, 1430 RPM
<i>Rotor type:</i>	<i>Squirrel-cage</i>
<i>Stator resistance:</i>	1.405 ohm
<i>Stator inductance:</i>	0.005839 H
<i>Rotor resistance:</i>	1.395 ohm
<i>Rotor inductance:</i>	0.005839 H
<i>Mutual inductance:</i>	0.1722 H
<i>Inertia:</i>	0.0131 kg.m ²

Tabel 2. Parameter inverter dan filter

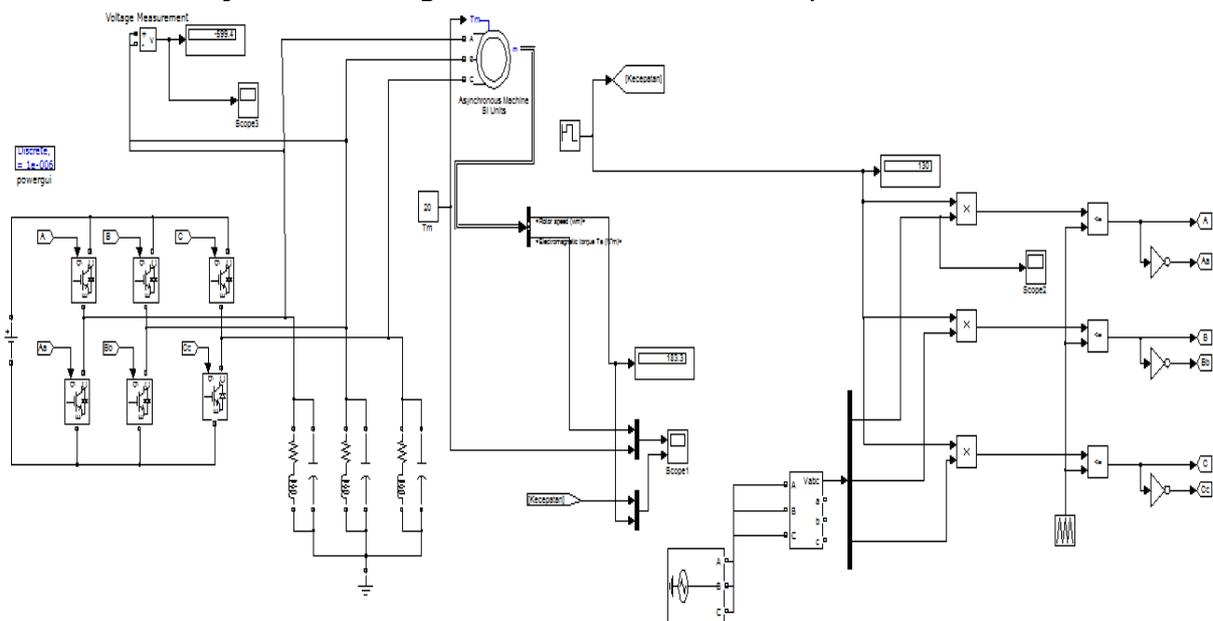
Filter	Satuan
<i>Resistance</i>	1 ohm
<i>Inductance</i>	1e-3 H
<i>Capacitance</i>	1e-3 F
Inverter using IGBT	Satuan
<i>Internal resistance</i>	1e-3 ohm
<i>Snubber resistance</i>	1e5 ohm
<i>Snubber capacitance</i>	Inf

3.2 Studi Kasus

Kecepatan referensi motor diatur pada kecepatan 140 rad/s, 150 rad/s, dan 130 rad/s. Perubahan kecepatan diatur pada setiap *interval* 0.3 detik dan waktu simulasi maksimum adalah 0,9 detik. Skema simulasi dapat dilihat pada studi kasus 1 dan studi kasus 2.

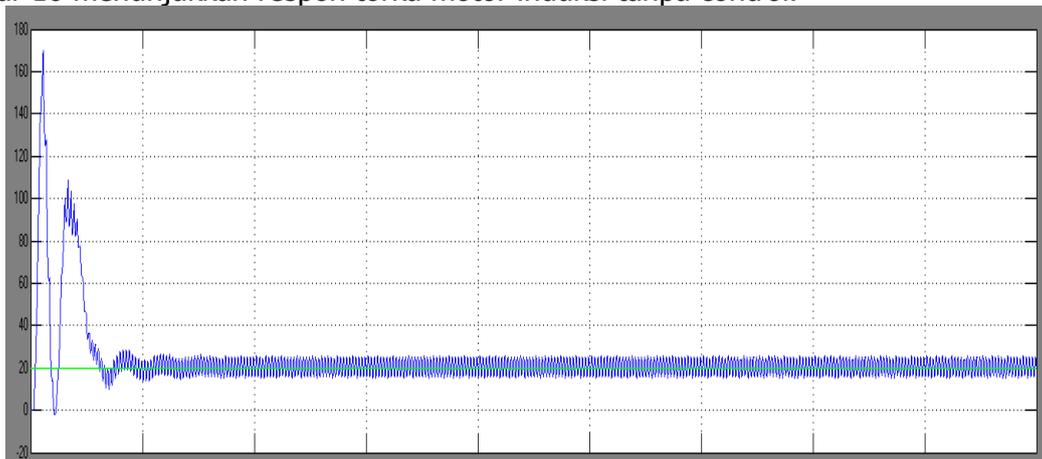
3.2.1 Studi Kasus 1

Gambar 9 menunjukkan blok *diagram* untuk motor induksi tanpa *control*.



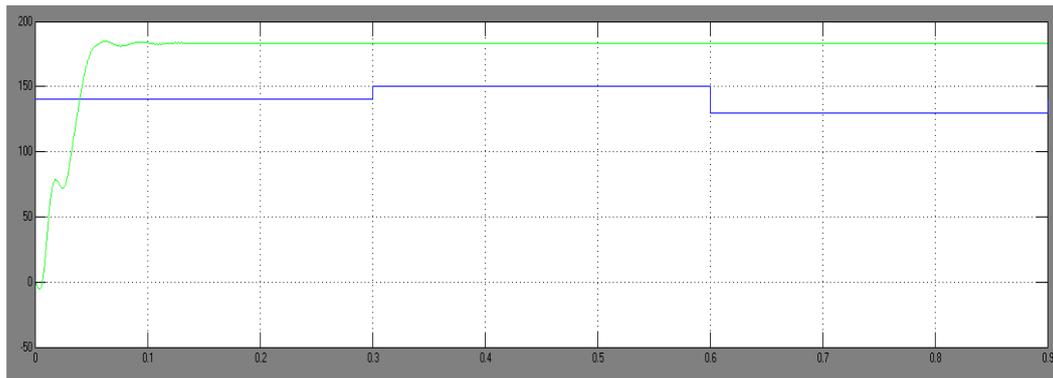
Gambar 9. Blok diagram sistem tanpa control

Gambar 10 menunjukkan respon torca motor induksi tanpa *control*.



Gambar 10. Respon torca motor induksi tanpa control

Gambar 11 menunjukkan respon kecepatan motor induksi tanpa *control*.



Gambar 11. Respon kecepatan motor induksi tanpa *control*

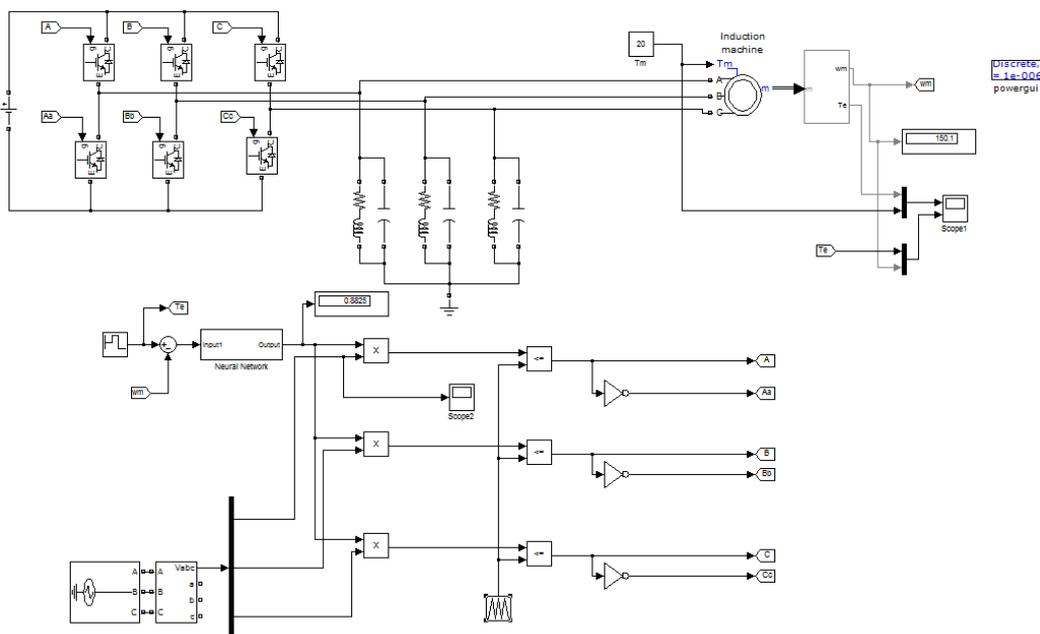
Meskipun kecepatan motor induksi tiga fasa diatur berubah pada setiap 0,3 detik, ia tidak akan mempengaruhi torka. Selain itu, motor induksi tiga fasa tanpa kontrol memiliki kinerja yang buruk dikarenakan kecepatan motor induksi tidak dapat diatur sesuai dengan kebutuhan. Hasil simulasi yang bersumber dari Gambar 10 dan Gambar 11 direpresentasikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil simulasi tanpa kontrol

Parameter	Kecepatan Referensi 1	Kecepatan Referensi 1	Kecepatan Referensi 1
Kecepatan referensi (rad/s)	140	150	130
Kecepatan terukur (rad/s)	183.5	183.5	183.5
Waktu pada saat terjadi perubahan kecepatan (s)	0	0.3	0.6
Waktu yang dibutuhkan untuk steady state (s)	0.2	0.2	0.2

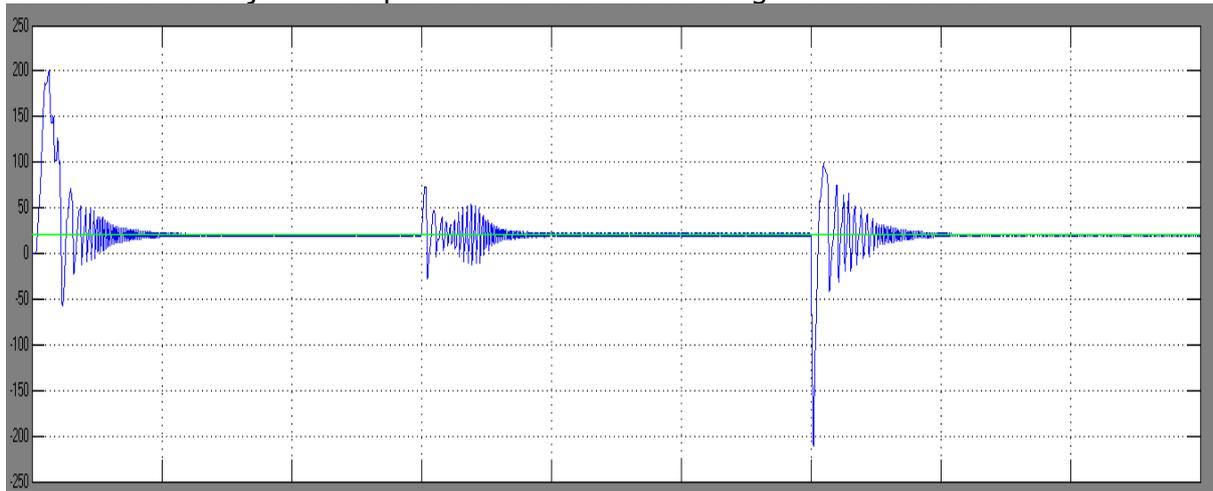
3.2.2 Studi Kasus 2

Gambar 12 menunjukkan blok diagram *system control* motor induksi dengan *backpropagation neural network*.



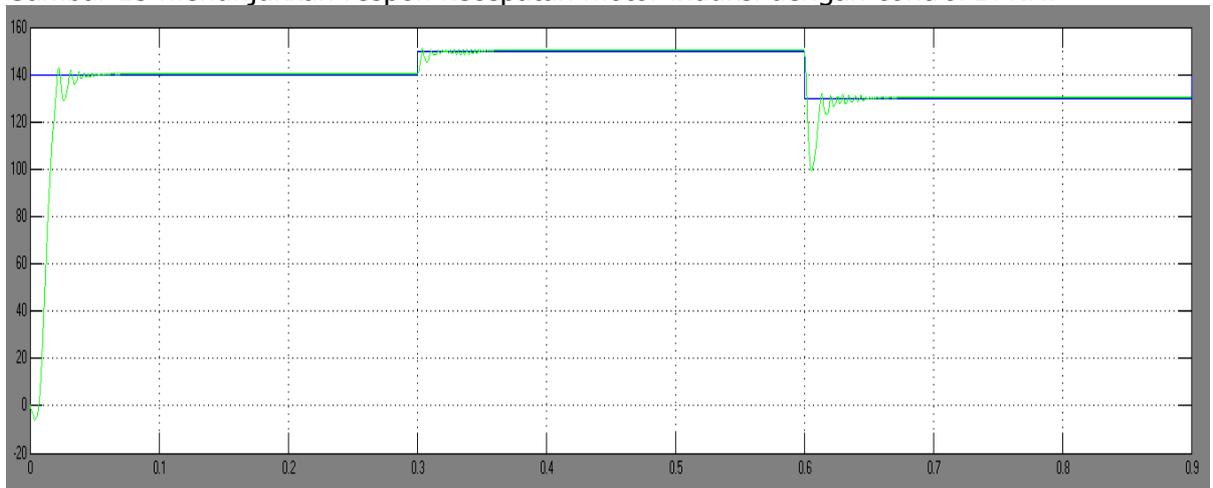
Gambar 12. Blok diagram sistem dengan kontrol *backpropagation neural network*

Gambar 13 menunjukkan respon torka motor induksi dengan *control*/BPNN.



Gambar 13. Respon torka motor induksi dengan kontrol *backpropagation neural network*

Gambar 14 menunjukkan respon kecepatan motor induksi dengan *control*/BPNN.



Gambar 14. Respon kecepatan motor induksi dengan kontrol *backpropagation neural network*

Meskipun kecepatan motor induksi tiga fasa berubah pada setiap 0.3 detik, maka ia tidak akan mempengaruhi torsi. Selain itu, kontrol *backpropagation neural network* memiliki kinerja yang baik dikarenakan kecepatan motor induksi dapat diatur sesuai dengan kebutuhan. Hasil simulasi yang bersumber dari Gambar 13 dan Gambar 14 direpresentasikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil simulasi menggunakan kontrol *backpropagation neural network*

<i>Parameter</i>	Kecepatan Referensi 1	Kecepatan Referensi 1	Kecepatan Referensi 1
Kecepatan referensi (rad/s)	140	150	130
Kecepatan referensi (rad/s)	140	150	130
Kecepatan terukur (rad/s)	0	0.3	0.6
Waktu pada saat terjadi perubahan kecepatan (s)	0,085	0,385	0,685

4. KESIMPULAN

Dari simulasi yang telah didemonstrasikan bahwa *backpropagation neural network* dapat digunakan sebagai kontrol untuk mengatur kecepatan motor induksi sesuai nilai referensi yang diberikan. *Case 1* menunjukkan Motor induksi tiga fasa tanpa kontrol memiliki kinerja yang buruk dikarenakan kecepatan motor induksi tidak dapat diatur sesuai dengan kebutuhan berdasarkan set poin 140 rad/s, 150 rad/s dan 130 rad/s, dengan kecepatan yang terukur masing-masing 183,5 rad/s, dengan *settling time* masing-masing sebesar 0,2 s. Motor yang menggunakan kontrol *backpropagation neural network* memiliki kinerja yang lebih baik daripada motor tanpa kontrol dikarenakan kecepatan dapat diatur sesuai kebutuhan dunia industri. *Case 2* menunjukkan hasil yang lebih baik dengan kecepatan terukur masing-masing sama dengan *setpoint* 140 rad/s, 150 rad/s dan 130 rad/s, dengan *settling time* selama 0,085 s, 0,385 s dan 0,685 s.

DAFTAR RUJUKAN

- Waluyo, W., Fitriansyah, A., & Syahrial, S. (2013). *Analisis Penalaan Kontrol PID pada Simulasi Kendali Kecepatan Putaran Motor DC Berbeban menggunakan Metode Heuristik*. Jurnal Elkomika, 1(2).
- P. Brandstetter. (2014). *Sensorless Control of DC Drive Using Artificial Neural Network*, Journal of Applied Sciences, 11(10).
- Wudai Liao. (2014). *Optimization of PID Control for DC Motor Based On Artificial Bee Colony Algorithm*.
- D. Chen, K. Fang, and Q. Chen. (2007). *Application of genetic algorithm in PID parameters optimization*. Microcomputer Information, 23(3): 35-36.
- H. He and F. Qian. (2014). *The PID parameter tuning based on immune evolutionary algorithm*, Microcomputer Information, 27(5): 1174-1176.
- Nitish Katal. (2012). *Optimal Tuning of PID Controller for DC Motor using Bio-Inspired Algorithms*. International Journal of Computer Applications.
- Bharat Bhushan. (2011). *Adaptive control of DC motor using bacterial foraging algorithm*. Applied Soft Computing sciencedirect".
- Ashu Ahuja. (2014). *Design of fractional order PID controller for DC motor using evolutionary optimization techniques*. WSEAS Transactions on Systems and Control.
- Anant Oonsivilai. (2008). *Optimum PID Controller tuning for AVR System using Adaptive Tabu Search*, 12th WSEAS International Conference on COMPUTERS, Heraklion, Greece, July 23-25.
- Umesh Kumar Bansal. (2013). *Speed Control of DC Motor Using Fuzzy PID Controller*, Advance in Electronic and Electric Engineering.

- K. Premkumar. (2015). *Fuzzy PID supervised online ANFIS based speed controller for brushless dc motor*. Sciencedirect. Neurocomputing.
- M.R.Djalal, D. Ajiatmo, A. Imran, I. Robandi. (2015). *Desain Optimal Kontroler PID Motor DC Menggunakan Cuckoo Search Algorithm*, Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya (SENTIA) Politeknik Negeri Malang.
- D.Lastomo, M.R.Djalal, Widodo, I.Robandi. (2015). *Optimization of PID Controller Design for DC Motor Based on Flower Pollination Algorithm*, The 2015 International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM 2015).