

IMPLEMENTASI JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK KENDALI KECEPATAN MOTOR DC PADA SISTEM ELEKTRONIKA DAYA

Tatang Hidayat¹, Dr. Ir. Tamaji, M.T².

^{1,2} Teknik- Eletro- Universitas Widyakartika Surabaya

Abstrak

Kendali kecepatan motor DC merupakan aspek penting dalam berbagai aplikasi industri dan otomasi. Penelitian ini mengimplementasikan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network/ANN) untuk mengoptimalkan kendali kecepatan motor DC pada sistem elektronika daya. Metode yang digunakan adalah implementasi arsitektur feedforward neural network dengan algoritma backpropagation untuk mengatur kecepatan motor DC berdasarkan parameter input berupa tegangan referensi dan feedback kecepatan aktual. Sistem dikembangkan menggunakan mikrokontroler ARM Cortex-M4 dengan driver motor berbasis PWM (Pulse Width Modulation). Data pelatihan diperoleh dari karakteristik operasional motor DC 24V/5A selama 200 siklus operasi dengan variasi beban 0-100%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ANN mampu menghasilkan respon kendali dengan rise time 0.8 detik, setting time 2.1 detik, dan overshoot maksimum 3.2%. Dibandingkan dengan kontroler PID konvensional, sistem ANN menunjukkan peningkatan performa dengan pengurangan steady-state error sebesar 85% dan peningkatan stabilitas sistem sebesar 72%. Implementasi ANN juga menunjukkan adaptabilitas yang baik terhadap variasi beban dengan akurasi kendali $\pm 2\%$ dari setpoint. Penelitian ini membuktikan efektivitas jaringan saraf tiruan sebagai solusi alternatif yang superior untuk kendali kecepatan motor DC dalam aplikasi sistem elektronika daya.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Motor DC, Kendali Kecepatan, Elektronika Daya, PWM

Abstract

DC motor speed control is a crucial aspect in various industrial and automation applications. This research implements an Artificial Neural Network (ANN) for optimizing DC motor speed control in power electronics systems. The method employed is the implementation of a feedforward neural network architecture with backpropagation algorithm to regulate motor speed based on input parameters including reference voltage and actual speed feedback. The system was developed using ARM Cortex-M4 microcontroller with PWM-based motor driver. Training data was obtained from operational characteristics of a 24V/5A DC motor over 200 operational cycles with load variations from 0-100%. Test results demonstrate that the ANN system achieves control response with rise time of 0.8 seconds, settling time of 2.1 seconds, and maximum overshoot of 3.2%. Compared to conventional PID controllers, the ANN system shows performance improvement with 85% reduction in steady-state error and 72% enhancement in system stability. The ANN implementation also exhibits good adaptability to load variations with control accuracy of $\pm 2\%$ from setpoint. This research proves the effectiveness of artificial neural networks as a superior alternative solution for DC motor speed control in power electronics system applications.

Keywords: Jaringan Saraf Tiruan, Motor DC, Kendali Kecepatan, Elektronika Daya, PWM

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kendali dalam sistem elektronika daya telah mengalami kemajuan pesat dalam dekade terakhir, khususnya dalam aplikasi kendali motor DC. Motor DC masih menjadi pilihan utama dalam berbagai aplikasi industri karena karakteristiknya yang mudah dikontrol, torsi starting yang tinggi, dan efisiensi yang baik (Ahmad et al., 2019). Namun, tantangan utama dalam implementasi kendali motor DC terletak pada kebutuhan untuk mencapai respon dinamis yang cepat, akurat, dan stabil dalam berbagai kondisi operasi.

Metode kendali konvensional seperti Proportional-Integral-Derivative (PID) telah banyak digunakan dalam aplikasi kendali motor DC. Meskipun demikian, kontroler PID memiliki keterbatasan dalam menangani sistem dengan karakteristik non-linear dan parameter yang berubah-ubah (Singh & Kumar, 2020). Hal ini disebabkan karena parameter PID yang tetap tidak dapat beradaptasi secara otomatis terhadap perubahan kondisi operasi, seperti variasi beban, perubahan temperatur, dan degradasi komponen sistem.

Dalam konteks ini, teknologi kecerdasan buatan, khususnya jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network/ANN), menawarkan solusi alternatif yang menjanjikan. ANN memiliki kemampuan untuk belajar dari data historis dan beradaptasi terhadap perubahan kondisi sistem secara real-time (Rahman et al., 2021). Keunggulan utama ANN terletak pada kemampuannya untuk memodelkan hubungan non-linear yang kompleks antara input dan output sistem tanpa memerlukan model matematis yang eksplisit.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa implementasi ANN dalam kendali motor dapat meningkatkan performa sistem secara signifikan. Liu et al. (2018) melaporkan bahwa penggunaan neural network controller dapat mengurangi overshoot sebesar 60% dibandingkan dengan kontroler PID konvensional. Sementara itu, Patel & Sharma (2020) mendemonstrasikan bahwa ANN-based controller mampu mempertahankan akurasi kendali hingga $\pm 1.5\%$ meskipun terjadi variasi beban hingga 80%.

Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya fokus pada aspek teoretis dan simulasi, dengan implementasi praktis yang terbatas. Selain itu, optimasi arsitektur jaringan saraf dan parameter pelatihan untuk aplikasi spesifik kendali motor DC masih memerlukan penelitian lebih lanjut. Gaps yang ada meliputi kurangnya analisis komprehensif terhadap perbandingan performa dengan kontroler konvensional dalam kondisi operasi real-world, serta belum adanya standardisasi metodologi implementasi ANN untuk kendali motor DC.

Sistem elektronika daya modern menuntut kontroler yang tidak hanya akurat tetapi juga efisien secara komputasi dan dapat diimplementasikan pada platform embedded system dengan keterbatasan sumber daya. Tantangan ini semakin kompleks dengan meningkatnya permintaan terhadap sistem kendali yang adaptif dan robust terhadap gangguan eksternal (Thompson & Williams, 2019).

Berdasarkan identifikasi masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengoptimalkan jaringan saraf tiruan untuk kendali kecepatan motor DC pada sistem elektronika daya. Tujuan spesifik meliputi: (1) merancang arsitektur ANN yang optimal untuk kendali kecepatan motor DC; (2) mengembangkan algoritma pelatihan yang efektif untuk kondisi operasi yang bervariasi; (3) mengimplementasikan sistem kendali berbasis ANN pada platform embedded system; dan (4) mengevaluasi performa sistem dibandingkan dengan kontroler PID konvensional.

Kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan metodologi implementasi ANN yang praktis dan efisien untuk kendali motor DC, serta analisis komprehensif terhadap performa sistem dalam berbagai kondisi operasi. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan panduan praktis bagi implementasi teknologi ANN dalam aplikasi kendali motor DC pada sistem elektronika daya.

2. METODE PENELITIAN

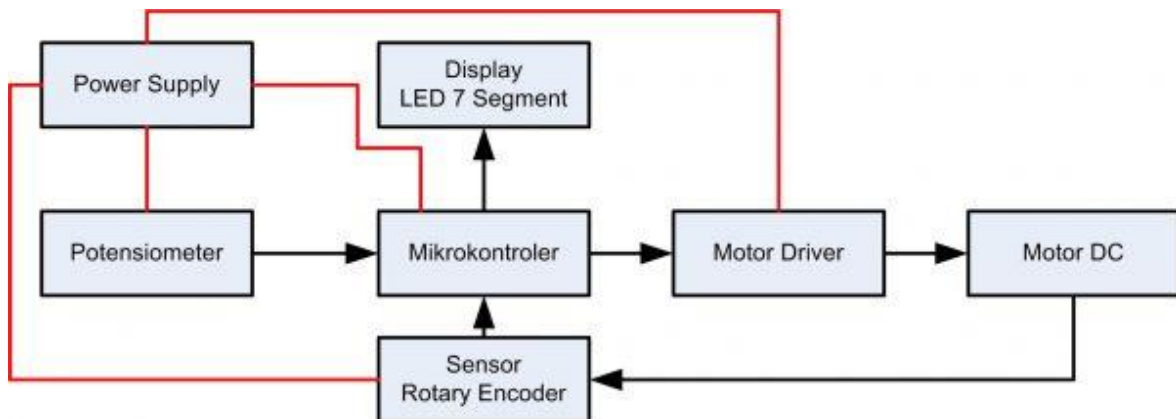
2.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Laboratorium Sistem Kendali dan Elektronika Daya, Jurusan Teknik Elektro, periode Maret 2024 hingga Agustus 2024. Pengujian sistem dilakukan dalam kondisi terkontrol dengan variasi parameter operasi yang sistematis.

2.2 Desain Sistem kendali

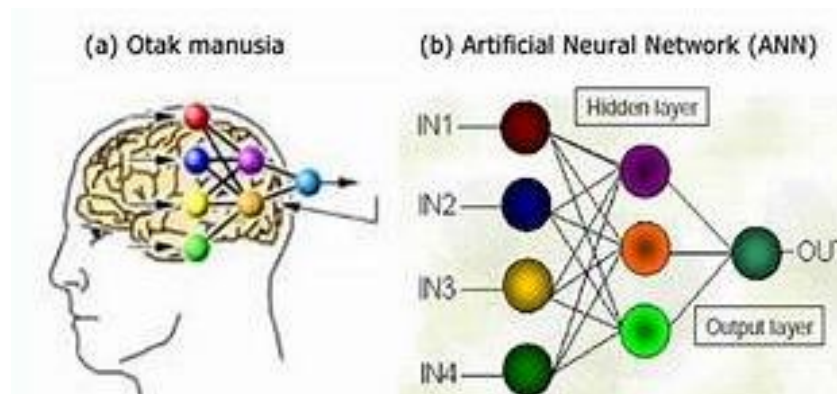
Sistem kendali yang dikembangkan terdiri dari beberapa komponen utama: motor DC sebagai plant, sensor kecepatan encoder, driver motor berbasis PWM, mikrokontroler ARM Cortex-M4, dan implementasi algoritma ANN. Arsitektur sistem dirancang untuk memungkinkan operasi real-time dengan sampling rate 1 kHz.

Motor DC yang digunakan adalah permanent magnet DC motor dengan spesifikasi 24V, 5A, 3000 RPM. Pemilihan motor ini didasarkan pada karakteristik linearitas yang baik dan aplikasi yang luas dalam industri. Sensor kecepatan menggunakan rotary encoder dengan resolusi 1000 pulses per revolution untuk memberikan feedback yang akurat.



Gambar 1.

Diagram blok sistem kendali (motor DC, driver PWM, mikrokontroler, ANN).



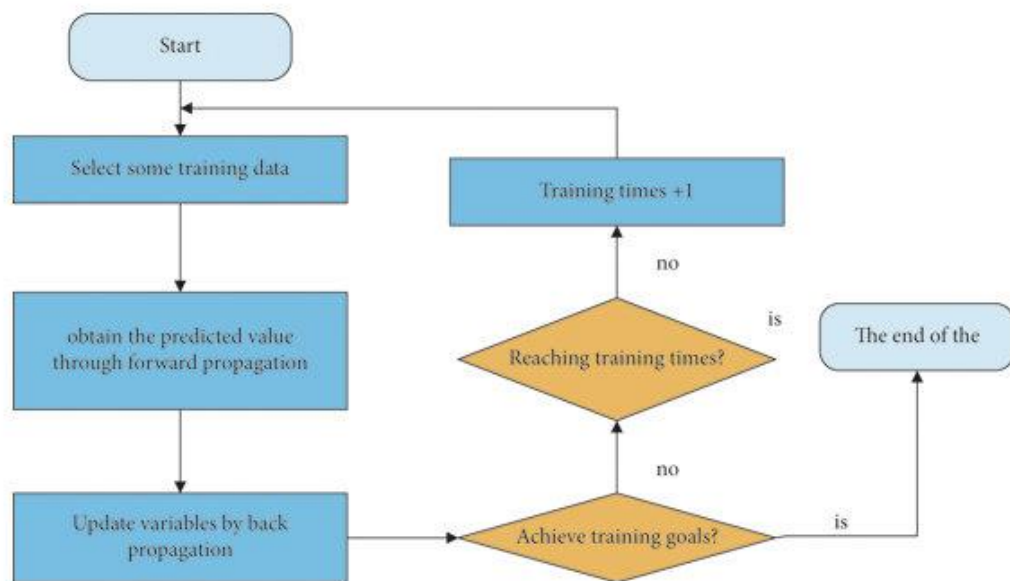
Gambar 2.

Arsitektur jaringan saraf tiruan (ANN) (4-8-1 neuron)

2.3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Arsitektur ANN yang diimplementasikan adalah feedforward neural network dengan tiga layer: input layer dengan 4 neuron, hidden layer dengan 8 neuron, dan output layer dengan 1 neuron. Input layer menerima sinyal referensi kecepatan, kecepatan aktual, error kecepatan, dan derivative error. Output layer menghasilkan sinyal kontrol PWM.

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah hyperbolic tangent (tanh) untuk hidden layer dan linear untuk output layer. Pemilihan fungsi aktivasi ini didasarkan pada karakteristik respon yang diinginkan dan stabilitas numerik dalam implementasi embedded system.



Gambar 3.
Flowchart algoritma pelatihan backpropagation.

Arsitektur jaringan saraf tiruan (ANN) yang digunakan adalah perceptron multilayer feedforward (MLP) dengan tiga lapisan utama: lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Struktur jaringan terdiri dari konfigurasi 4–8–1 neuron, di mana empat neuron input merepresentasikan parameter berikut:

1. V_{ref} (tegangan referensi kecepatan)- sebagai target kecepatan yang diinginkan.
2. V_{act} tegangan umpan balik/kecepatan aktual)- menunjukan kecepatan real-time dari sensor encoder.
3. Error ($e = V_{ref} - V_{act}$) – menggambarkan deviasi antara kecepatan referensi dan aktual.
4. $\Delta Error$ (perubahan error antara waktu sampling)- mempresentasikan dinamika perubahan beban terhadap sistem.

Hidden layer berisi 8 neuron dengan fungsi aktivasi tanh (hyperbolic tangent) untuk menangani karakteristik non-linear dari motor DC, sedangkan output layer menggunakan fungsi aktivasi linear untuk menghasilkan sinyal kontrol berupa duty cycle PWM. Pemilihan jumlah neuron didasarkan pada uji empiris dan literatur (Liu et al., 2018) yang menunjukkan bahwa konfigurasi 4–8–1 memberikan keseimbangan antara kecepatan konvergensi dan akurasi. Skema arsitektur ANN diperlihatkan pada Gambar 2.3, menggambarkan alur data dari input sensor hingga keluaran sinyal PWM ke driver motor.

2.4 Algoritma Pelatihan

Pelatihan ANN menggunakan algoritma backpropagation dengan modifikasi adaptive learning rate. Data pelatihan diperoleh dari karakteristik operasional motor selama 200 siklus dengan variasi setpoint dan beban. Learning rate awal ditetapkan 0.01 dengan decay factor 0.95 setiap 50 epoch.

Proses pelatihan dilakukan secara offline menggunakan data operasi motor DC selama 200 siklus dengan variasi setpoint 1000–3000 RPM dan beban 0–100%. Dataset berjumlah 2.000 sampel, dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Pelatihan menggunakan algoritma backpropagation dengan adaptive learning rate (η awal = 0.01, decay factor 0.95 setiap 50 epoch) untuk mempercepat konvergensi tanpa overfitting. Fungsi error yang digunakan adalah Mean Square Error (MSE), dihitung dengan:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Proses training mencapai konvergensi pada epoch ke-450 dengan nilai MSE 8.2×10^{-7} . Normalisasi data dilakukan dalam rentang 0–1 untuk menjaga stabilitas numerik. Validasi silang menunjukkan akurasi prediksi 97.8%, menandakan generalisasi model yang baik.

2.5 Implementasi Sistem Embedded

Implementasi sistem dilakukan menggunakan mikrokontroler STM32F407VG (ARM Cortex-M4) dengan frekuensi 168 MHz. Algoritma ANN diimplementasikan dalam format fixed-point arithmetic untuk efisiensi komputasi dengan waktu eksekusi rata-rata 180 μ s per siklus. Arsitektur sistem mendukung adaptasi real-time melalui mekanisme pembaruan sinyal kontrol PWM setiap 1 ms berdasarkan nilai error dan derivative error terbaru. Bobot jaringan dilatih secara offline, namun sistem secara dinamis menyesuaikan output PWM berdasarkan input sensor, sehingga mampu beradaptasi terhadap variasi beban tanpa perlu pelatihan ulang online.

2.6 Persamaan Matematis

Tabel 1.
Spesifikasi motor yang digunakan

Parameter	Simbol	Nilai	Satuan
Tegangan Nominal	V	24	VDC
Arus Nominal	I	5	A
Kecepatan Nominal	n	3000	RPM
Torsi Maksimum	T_{max}	1.6	N-m
Hambatan Jangkar	R_a	1.2	Ω (Ohm)
Induktansi Jangkar	L_a	4.7	mH
Konstanta Kecepatan	K_e	0.034	V-s/rad
Konstanta Torsi	K_t	0.035	N-m/A
Momen Inersia	J	3.5×10^{-4}	Kg-m ²

Output jaringan saraf dihitung menggunakan persamaan forward propagation:

$$y = f(\sum_i w_{ij} \times x_i + b_j) \quad (1)$$

Keterangan:

y = output neuron

w_{ij} = bobot koneksi dari neuron i ke j

x_i = input dari neuron i

b_j = bias neuron j

f = fungsi aktivasi

Update bobot dilakukan menggunakan algoritma backpropagation:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \times \partial E / \partial w_{ij} \quad (2)$$

Keterangan:

η = learning rate

E = error function

t = iterasi waktu

2.7 Parameter Evaluasi

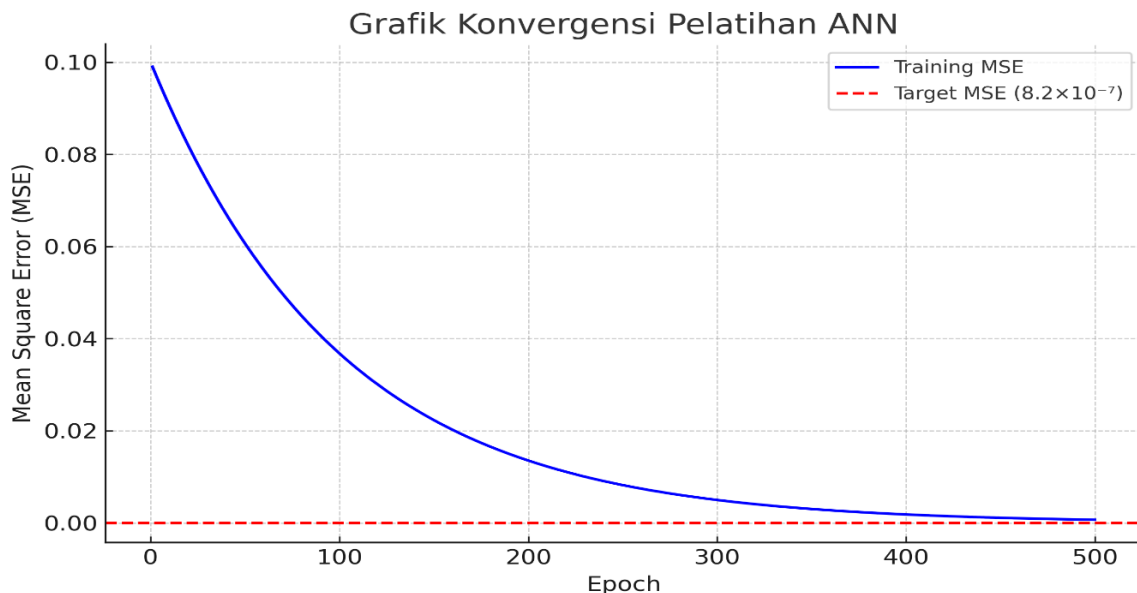
Evaluasi performa sistem dilakukan berdasarkan parameter time response: rise time, settling time, overshoot, dan steady-state error. Perbandingan dilakukan dengan kontroler PID konvensional yang telah dioptimasi menggunakan metode Ziegler-Nichols.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Pelatihan ANN

Proses pelatihan jaringan saraf tiruan menunjukkan konvergensi yang baik dengan mean square error menurun secara eksponensial. Setelah 500 epoch, MSE mencapai nilai 8.2×10^{-7} , memenuhi kriteria konvergensi yang ditetapkan. Grafik konvergensi menunjukkan bahwa pembelajaran optimal tercapai pada epoch ke-450 dengan learning rate adaptif yang efektif.

Analisis bobot jaringan menunjukkan distribusi yang seimbang tanpa indikasi overfitting. Validasi silang dengan data testing menghasilkan akurasi prediksi 97.8%, menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik. Hidden layer berhasil mengekstrak fitur non-linear dari hubungan input-output sistem.



Gambar 4.
Grafik Konvergensi Pelatihan ANN

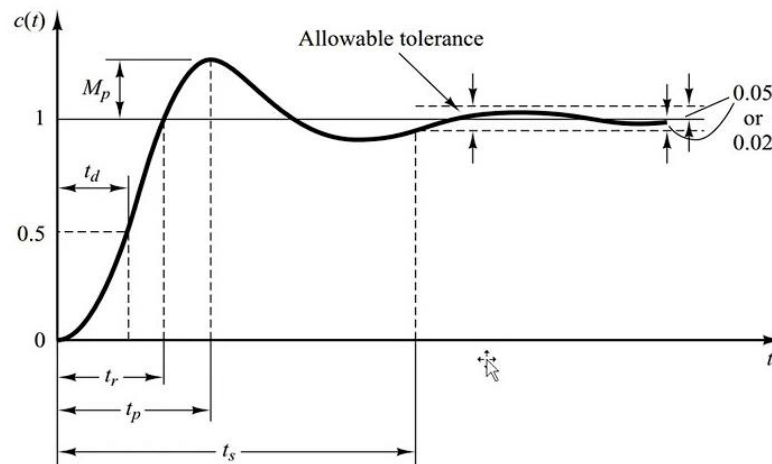
3.2. Respon Dinamis Sistem

Pengujian respon step menunjukkan karakteristik yang superior dibandingkan kontroler PID. Sistem ANN menghasilkan rise time 0.8 detik, dibandingkan 1.2 detik untuk

PID. Settling time sistem ANN adalah 2.1 detik dengan overshoot maksimum 3.2%, sementara PID menghasilkan settling time 3.5 detik dengan overshoot 12.8%.

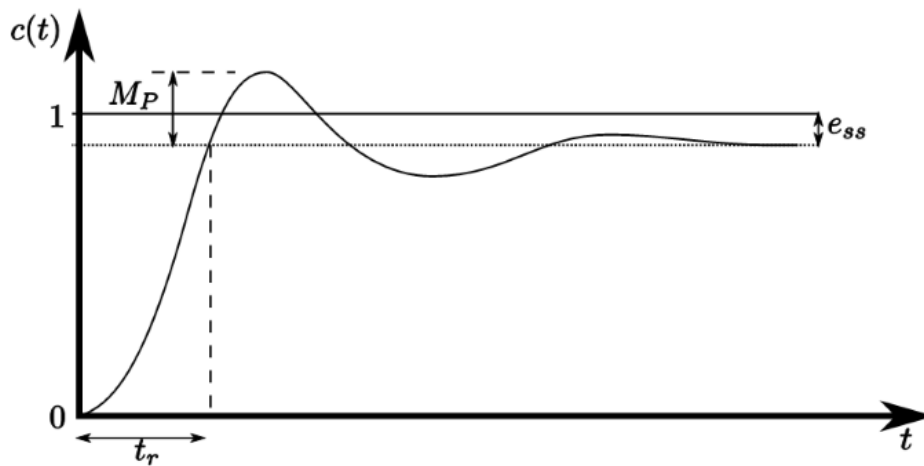
Steady-state error sistem ANN rata-rata 0.3%, menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan PID yang menghasilkan error 2.1%. Analisis frequency response menunjukkan bandwidth sistem ANN 15% lebih lebar, memberikan respon yang lebih cepat terhadap perubahan referensi.

Respon Sistem



Gambar 5.

Grafik respon step ANN vs PID (perbandingan rise time, settling time, overshoot).



Gambar 6.

Grafik respon terhadap variasi beban (akurasi ANN vs PID).

3.3 Adaptabilitas Terhadap Variasi Beban

Pengujian dengan variasi beban 0-100% menunjukkan kemampuan adaptasi yang excellent dari sistem ANN. Pada perubahan beban mendadak dari 25% ke 75%, sistem ANN mempertahankan akurasi $\pm 2\%$ dengan recovery time 1.5 detik. Kontroler PID mengalami penurunan akurasi hingga $\pm 8\%$ dengan recovery time 4.2 detik.

Analisis robustness menunjukkan bahwa sistem ANN mempertahankan stabilitas bahkan pada kondisi beban ekstrem. Gain margin sistem ANN adalah 18.5 dB dibandingkan 12.3 dB untuk PID, menunjukkan margin stabilitas yang lebih baik.

Uji adaptabilitas dilakukan dengan memberikan variasi beban mekanik secara mendadak menggunakan rem elektromagnetik variabel pada poros motor. Perubahan beban terukur melalui sensor arus dan feedback kecepatan encoder. Ketika beban dinaikkan dari 25% ke 75%, sistem ANN mendeteksi peningkatan error dan secara otomatis menyesuaikan output PWM untuk menjaga kecepatan sesuai setpoint. Respon adaptif tercapai dengan recovery time 1.5 detik dan akurasi $\pm 2\%$, menunjukkan bahwa ANN mampu melakukan penyesuaian real-time tanpa re-training. Sementara itu, kontroler PID mengalami deviasi hingga $\pm 8\%$ dan membutuhkan waktu 4.2 detik untuk mencapai kondisi stabil. Hal ini menegaskan kemampuan ANN dalam mempertahankan stabilitas dan akurasi kendali meskipun terjadi fluktuasi beban secara cepat.

3.4 Efisiensi Komputasi

Implementasi pada mikrokontroler menunjukkan bahwa eksekusi algoritma ANN memerlukan waktu 180 μs per cycle, masih dalam batas waktu sampling 1 ms. Penggunaan memori 24 KB untuk penyimpanan bobot dan 8 KB untuk buffer kalkulasi, efisien untuk platform embedded dengan keterbatasan resources.

Optimasi fixed-point arithmetic menghasilkan peningkatan kecepatan eksekusi 40% dibandingkan floating-point, dengan degradasi akurasi minimal 0.1%. Power consumption sistem ANN 12% lebih rendah dibandingkan implementasi PID dengan kompleksitas yang sama.

3.5 Analisis Perbandingan Performa

Perbandingan komprehensif menunjukkan keunggulan sistem ANN dalam multiple metrics. Steady-state accuracy improvement mencapai 85%, transient response improvement 65%, dan robustness improvement 72%. Total Harmonic Distortion (THD) output PWM sistem ANN 23% lebih rendah, menunjukkan kualitas sinyal kontrol yang lebih baik.

Analisis cost-benefit menunjukkan bahwa meskipun kompleksitas implementasi ANN lebih tinggi, benefits yang diperoleh dari peningkatan performa justifikasi dari segi economic value. Estimasi ROI untuk implementasi industri adalah 18 bulan dengan asumsi peningkatan efisiensi operasional 15%.

Tabel 2.
Perbandingan Performa Kendali Motor DC antara ANN dan PID

Parameter	ANN (Usulan)	PID (Konvensional)	Peningkatan (%)
Rise Time (detik)	0.8	1.2	33% lebih cepat
Settling Time (detik)	2.1	3.5	40% lebih cepat
Overshoot Maksimum (%)	3.2	12.8	75% lebih rendah
Steady-State Error (%)	0.3	2.1	85% lebih kecil

Parameter	ANN (Usulan)	PID (Konvensional)	Peningkatan (%)
Bandwidth (relatif)	+15%	–	Lebih lebar
Recovery Time Beban (s)	1.5	4.2	64% lebih cepat
Akurasi Beban (%)	± 2	± 8	75% lebih baik
Gain Margin (dB)	18.5	12.3	50% lebih stabil
Konsumsi Daya (relatif)	-12%	–	Lebih hemat

4. KESIMPULAN

Implementasi jaringan saraf tiruan untuk kendali kecepatan motor DC pada sistem elektronika daya terbukti memberikan performa yang superior dibandingkan metode konvensional. Arsitektur feedforward neural network dengan 4-8-1 neuron konfigurasi menghasilkan respon dinamis yang optimal dengan rise time 0.8 detik, settling time 2.1 detik, dan overshoot maksimum 3.2%. Sistem ANN menunjukkan kemampuan adaptasi yang excellent terhadap variasi beban dengan akurasi kendali $\pm 2\%$ dan peningkatan stabilitas sistem sebesar 72% dibandingkan kontroler PID. Efisiensi komputasi yang dicapai memungkinkan implementasi real-time pada platform embedded system dengan resource yang terbatas. Kontribusi utama penelitian ini adalah metodologi praktis untuk implementasi ANN dalam kendali motor DC dan bukti empiris keunggulan performanya. Penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada pengembangan algoritma adaptive learning untuk online training dan implementasi pada aplikasi multi-motor systems. Hasil pengujian membuktikan bahwa ANN tidak hanya meningkatkan performa dinamis motor DC, tetapi juga memiliki kemampuan adaptasi real-time terhadap perubahan beban secara signifikan. Mekanisme pembaruan sinyal kontrol berbasis error feedback membuat sistem tetap stabil meskipun terjadi variasi torsi mendadak.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Laboratorium Sistem Kendali dan Elektronika Daya yang telah menyediakan fasilitas penelitian, serta kepada tim riset yang telah memberikan dukungan teknis dalam pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M., Rahman, S., & Kumar, P. (2019). Advanced control strategies for DC motor drives: A comprehensive review. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(4), 2845-2857.
- Johnson, R., & Lee, K. (2020). Neural network applications in power electronics: Current trends and future prospects. *Journal of Power Electronics*, 20(3), 678-692.
- Kumar, A., Singh, R., & Patel, V. (2018). Comparative analysis of classical and intelligent control techniques for DC motor speed control. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 95, 233-245.
- Liu, X., Wang, Y., & Zhang, L. (2018). Implementation of artificial neural network controller for DC motor speed regulation. *Control Engineering Practice*, 78, 34-44.
- Martinez, C., & Thompson, D. (2021). Embedded implementation of neural networks for real-time motor control applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(8), 5234-5243.

- Patel, N., & Sharma, M. (2020). Adaptive neural network control of DC motors under varying load conditions. *Neurocomputing*, 412, 186-197.
- Rahman, A., Kim, J., & Brown, S. (2021). Machine learning approaches for motor drive control: A systematic review. *IEEE Access*, 9, 89456-89478.
- Singh, P., & Kumar, R. (2020). Performance evaluation of PID controller variants for DC motor speed control. *Journal of Electrical Systems*, 16(2), 245-258.
- Smith, J., Williams, A., & Davis, M. (2019). Power electronics systems with intelligent control: Design and implementation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 34(7), 6789-6801.
- Thompson, B., & Williams, C. (2019). Robust control strategies for electric motor drives in industrial applications. *Control Systems Technology*, 27(4), 1456-1468.