

# Estimator Torsi Beban Sistem Servo Modular MS150 DC Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan

Syahrul Munir<sup>1</sup> dan Katherin Indriawati<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur  
Jl. Raya Rungkut Madya, Surabaya 60294

<sup>2</sup>Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111  
e-mail: syahrul.munir.fisika@upnjatim.ac.id

**Abstrak**—Di era sekarang, motor DC telah dipakai dalam skala yang luas mulai dari sistem yang memerlukan sensitivitas rendah hingga tinggi. Untuk sistem bersensitivitas tinggi, dibutuhkan tingkat presisi yang terjaga dengan maksimal walaupun terdapat gangguan berupa torsi beban pada *shaft* motor. Tingkat kesulitan yang tinggi dan mahalnya sensor untuk mengukur secara langsung mengakibatkan diperlukannya estimasi untuk mengetahui besarnya torsi beban pada *shaft* motor. Untuk mengatasi permasalahan ini, dilakukanlah penelitian mengenai estimator torsi beban pada motor DC menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Hasil dari penelitian ini didapatkan rancangan model JST terbaik untuk estimasi torsi beban dengan arsitektur 3 *node* masukan, antara lain tegangan masukan, arus, dan kecepatan sudut, 9 *hidden node*, dan 1 *node* keluaran, yakni torsi beban itu sendiri. Dari hasil pelatihan dan pengujian model JST didapatkan nRMSE sebesar 3.75% dan 4.038% berturut-turut.

**Kata kunci:** motor DC, torsi beban, jaringan syaraf tiruan

**Abstract**— *In today's era, DC motors have been used on a wide scale ranging from systems that require low to high sensitivity. For high-sensitivity systems, a maximum level of precision is required even though there are disturbances in the form of torque on the motor shaft. The high level of difficulty and expensive sensors to measure directly mean that estimation is needed to determine the magnitude of the load torque on the motor shaft. To overcome this problem, a research was conducted on the load torque estimator on a DC motor using an Artificial Neural Network (ANN). The results of this study obtained the best ANN model design to estimate torque with 3 input node, including input voltage, current, and angular velocity, 9 hidden nodes, and 1 output node, namely the load torque itself. From the results of the training and testing of the ANN model, the nRMSE was 3.75% and 4.038%, respectively.*

**Keywords:** DC motor, load torque, artificial neural network

## I. PENDAHULUAN

Motor listrik digunakan secara luas mulai dari bidang medis, kedirgantaraan, otomotif, peralatan instrumentasi dan otomasi industri, dan berbagai bidang lainnya[1][2]. Terdapat berbagai jenis motor listrik dan salah satu jenisnya adalah motor DC (*Direct Current*). Motor DC merupakan perangkat elektromagnetik yang mampu menghasilkan energi mekanik dari sumber energi listrik. Motor DC tersusun dari dua bagian, yaitu rotor yang merupakan bagian yang berputar serta stator yang merupakan bagian yang diam. Pada rotor terdapat bagian utama berupa komutator (*commutator*), sikat (*brush*), kumparan jangkar (*armature*), dan *shaft*.

Dalam era sekarang, motor DC telah banyak dipakai mulai dari sistem yang membutuhkan sensitivitas rendah seperti pintu maupun jendela otomatis, hingga sistem dengan sensitivitas tinggi seperti pada kontrol *throttle* dan *steering* kendaraan. Pada sistem dengan sensitivitas tinggi,

sangatlah penting untuk menjaga tingkat presisi sebaik mungkin bahkan akibat adanya torsi beban pada *shaft* motor. Sehingga diperlukan pengetahuan terkait variabel torsi beban ini untuk dapat mempertahankan tingkat presisi dari motor DC[3].

Adanya tingkat kesulitan yang tinggi untuk melakukan pengukuran torsi secara langsung serta mahalnya sensor mengakibatkan perlunya estimator untuk mengukur besarnya torsi beban pada *shaft* motor. Nilai torsi beban ini nantinya dapat mengkompensasi adanya torsi beban sehingga dapat meningkatkan *robustness* dari motor DC terhadap gangguan luar. Penelitian sebelumnya mengenai bagaimana metode untuk mengestimasi torsi beban telah dilakukan. Salah satu penelitian sebelumnya menggunakan model motor DC yang telah dioptimisasi dengan kontroler fuzzy-PID untuk mengestimasi torsi beban[4]. Pada penelitian lain dilakukan estimasi besarnya torsi beban pada motor DC

dengan menggunakan *observer*[3]. Terdapat pula penelitian lain dengan mengesitmasi torsi menggunakan *observer* dan mendapatkan nilai *normalized Root Mean Square Error* (nRMSE) sebesar 7% dan 8.32%[5].

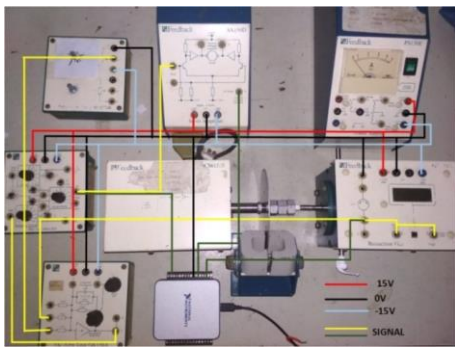
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) sebagai salah satu metode estimasi telah terbukti memiliki kemampuan dalam pendekatan non-linier dan pengenalan pola tanpa membutuhkan pengetahuan dari parameter sistem[6]. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan perancangan estimator torsi beban motor DC dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.

II. METODE

A. Set-Up Servo Modular MS150DC

Servo modular MS150DC digunakan sebagai objek dari penelitian ini. Servo modular MS150DC merupakan kumpulan dari blok rangkaian elektronik yang digunakan untuk melakukan percobaan mulai dari pengendalian kecepatan hingga pengendalian posisi dari motor DC. Sistem servo modular MS150 DC secara umum terdiri dari beberapa bagian, yaitu Power Supply PS150E, Motor DC DCM150F, Servo Amplifier SA150D, Attenuator AU150B, Load Unit LU150L, Tachogenerator GT150X, PID Unit PID150Y, dan Op-Amp OA150A[7].

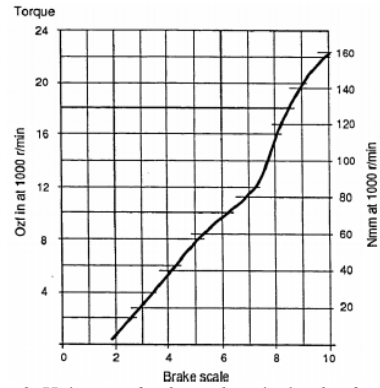
Sebelum dilakukannya pengambilan data, sistem servo modular perlu dilakukan *set-up* dengan menghubungkan tiap instrumen yang diperlukan dengan konektor yang tersedia. Data dari tegangan input *Servo Amplifier*, arus masuk motor DC, serta kecepatan motor DC akan dibaca dengan bantuan NI USB-6001 serta terintegrasi dengan *software* LabVIEW pada PC.



Gambar 1. Set-up sistem servo modular MS150DC

B. Pengambilan Data

Seluruh data dari motor DC akan diambil melalui program LabVIEW 2013 yang telah disiapkan pada PC. Data diambil dengan waktu *sampling* sebesar 100ms dengan memvariasikan besar torsi beban yang dikenakan pada *shaft* motor DC dan menjaga agar kecepatan sudutnya tetap pada 1000 rpm. Pengambilan data dilakukan sebanyak 50 kali untuk setiap variasi *brake scale* pada *Load Unit*. Untuk mengetahui besarnya torsi beban dari variasi *brake scale* yang dilakukan, maka digunakan grafik hubungan antara *brake scale* dan torsi beban berdasarkan dokumen dari servo modular MS150DC.



Gambar 2. Hubungan *brake scale* terhadap *load torque*[7]

C. Uji Korelasi

Koefisien korelasi dihitung berdasarkan metode Pearson Correlation dengan persamaan koefisien korelasi ditunjukkan pada persamaan (1)[8].

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \sum(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

dengan :

- $r$  = koefisien korelasi antara variabel  $x$  dengan  $y$
- $x_i$  = data variabel  $x$  ke- $i$
- $\bar{x}$  = rata-rata seluruh variabel  $x$
- $y_i$  = data variabel  $y$  ke- $i$
- $\bar{y}$  = rata-rata seluruh variabel  $y$

Uji korelasi digunakan untuk menyeleksi mana saja variabel independen yang tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen. Berdasarkan nilai koefisien korelasi yang didapatkan, akan dapat menentukan variabel apa saja yang digunakan sebagai data masukan model estimasi dalam mengestimasi torsi beban. Hubungan antara nilai koefisien korelasi dengan tingkat hubungan variabel tersebut dapat dilihat pada ketentuan yang tertera pada Tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. Tingkat Hubungan Berdasarkan Koefisien Korelasi [9]

Koefisien Korelasi	Tingkat Hubungan
0.00 – 0.19	Sangat rendah
0.20 – 0.39	Rendah
0.40 – 0.59	Sedang
0.60 – 0.79	Kuat
0.80 – 1.00	Sangat kuat

D. Perancangan Model JST

Perancangan model JST dilakukan dengan bantuan MATLAB menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt. Sebelumnya perlu dilakukan normalisasi dari data yang telah didapatkan dengan menggunakan persamaan berikut [10]

$$x' = \frac{0.8(x-b)}{(a-b)} + 0.1 \quad (2)$$

dengan :

- $x'$  = data hasil normalisasi
- $x$  = data sebenarnya
- $a$  = nilai maksimum data sebenarnya
- $b$  = nilai minimum data sebenarnya

Dari persamaan (6) akan menghasilkan data hasil normalisasi dengan rentang antara 0.1-0.9.

Setelah itu, porsi data untuk pelatihan dan porsi data untuk pengujian ditentukan. Jumlah data yang didapatkan adalah sebanyak 450 set data, dengan pembagian 342 set data digunakan untuk pelatihan, dan 108 set data digunakan untuk pengujian stimator.

Set data pelatihan tersebut digunakan untuk melatih model jaringan syaraf tiruan dan akan diamati nilai MSE (*Mean Square Error*) sebagai performansi pelatihan. Akibat adanya proses normalisasi data, maka nilai MSE tersebut hanya mewakili MSE dari data yang telah dinormalisasi, bukan dari data yang sebenarnya. Oleh karena itu, perlu dilakukan perhitungan nilai MSE yang akan menjadi target performansi.

Persamaan mengenai hubungan MSE dan RMSE adalah

$$MSE = RMSE^2 \tag{3}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{4}$$

$$nRMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}} \tag{5}$$

Target nRMSE yang digunakan adalah 7% sesuai dengan hasil penelitian sebelumnya. Lalu dengan menggunakan ke persamaan (7) dan (9), maka didapatkan nilai MSE sebesar 98.804 dan RMSE sebesar 9.94. Nilai MSE tersebut adalah nilai MSE yang sesungguhnya. Untuk mengetahui nilai MSE yang telah dinormalisasi, maka dapat dihitung dengan menggabungkan persamaan (6) dan (8) menjadi persamaan dibawah ini

$$MSE' = \frac{0.64}{(a-b)^2} MSE \tag{6}$$

dengan MSE adalah MSE hasil normalisasi.

Substitusi nilai MSE, maka didapatkan nilai MSE normalisasi

$$MSE' = \frac{64}{(a-b)^2} \tag{7}$$

Nilai *a* dan *b* didapatkan dari data maksimum dan minimum torsi beban yakni sebesar 142 dan 0 berturut-turut. Dengan mensubstitusikan nilai tersebut kedalam persamaan (11), maka didapatkan nilai MSE normalisasi minimal sebagai target MSE pada JST adalah 0.003.

Sehingga rancangan arsitektur JST pada MATLAB dibuat dengan menggunakan parameter pada tabel di bawah ini.

Tabel 2. Parameter Model JST

Parameter	Keterangan
Arsitektur	Multi-layer feedforward
Algoritma pelatihan	Levenberg-Marquardt
Jumlah hidden layer	1
Target MSE	0.003
Epoch maksimum	250
Koefisien kombinasi	0.001

Nilai RMSE keluaran dari JST merupakan nilai yang telah dinormalisasi. Untuk mendapatkan nilai RMSE sebenarnya maka dilakukan denormalisasi menggunakan persamaan (7) dan (10)

$$RMSE' = \frac{0.9}{(a-b)} RMSE \tag{8}$$

$$RMSE = 1.25 \times RMSE' \times (a - b) \tag{9}$$

dengan :

*RMSE* = nilai RMSE sebenarnya

*RMSE'* = nilai RMSE akibat normalisasi data

Hasil dari pelatihan JST nanti akan dilihat nilai nRMSE sesungguhnya yang paling kecil dari semua variasi *hidden node*, dan nantinya akan didapatkan model JST dengan jumlah *hidden node* yang tepat untuk melakukan estimasi.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Uji Korelasi

Dilakukan uji korelasi dengan menggunakan *software* SPSS. Variabel independen yang akan diuji adalah variabel yang telah diperoleh datanya, yakni tegangan masuk, arus, dan kecepatan sudut terhadap torsi beban. Adapun hasil dari uji korelasi dapat dilihat pada Tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Analisa regresi seluruh variabel dengan torsi beban

	Kecepatan sudut	Tegangan Masuk	Arus	Torsi beban
Kecepatan sudut	1			
Tegangan Masuk	-0.99	1		
Arus	-0.962	0.978	1	
Torsi beban	-0.981	0.991	0.978	1

Dapat dilihat dari nilai pada Tabel 1 diatas bahwa variabel tegangan masukan, arus, dan kecepatan sudut memiliki nilai koefisien korelasi berturut-turut sebesar 0.991, 0.978, dan -0.981. Hal ini menunjukkan bahwa ketiga variabel tersebut memiliki hubungan yang sangat kuat terhadap torsi beban berdasarkan Tabel 1.

#### B. Pelatihan JST

Digunakan arsitektur JST dengan struktur satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan satu *output layer*. Variabel yang dipilih sebagai masukan pada *input layer* adalah variabel yang memiliki nilai hubungan dengan torsi beban yang kuat berdasarkan hasil dari uji korelasi sebelumnya, yaitu tegangan masukan (*V<sub>in</sub>*), arus (*I*), serta kecepatan sudut (*ω*).

Pada penelitian ini dilakukan percobaan dengan menggunakan 1 hingga 20 *hidden node*. Dari percobaan tersebut kemudian dilakukan analisa berdasarkan hasil nilai nRMSE yang diapatkan pada tiap *hidden node*. Adapun nilai nRMSE dari setiap *hidden node* dapat dilihat pada Tabel 4 dibawah ini.

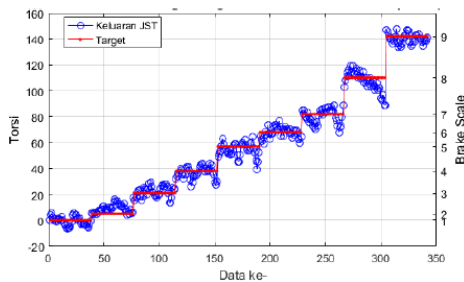
Tabel 4. Nilai nRMSE tiap variasi *hidden node*

Jumlah Hidden Node	RMSE	nRMSE	Epoch
1	7.023	4.946	1
2	9.537	6.716	2
3	7.037	4.956	3
4	6.625	4.666	2
5	6.337	4.463	2
6	8.586	6.047	3
7	6.642	4.678	3
8	7.959	5.605	2
9	5.325	3.75	2
10	9.072	6.389	2

Jumlah <i>Hidden Node</i>	RMSE	nRMSE	Epoch
11	6.56	4.619	4
12	8.474	5.968	3
13	7.658	5.393	2
14	6.627	4.667	2
15	9.018	6.351	3
16	6.836	4.814	2
17	8.348	5.879	2
18	7.03	4.951	2
19	8.036	5.66	2
20	5.736	4.036	2

Dapat dilihat dari tabel diatas bahwa dari 20 variasi tersebut, pada 9 *hidden node* memiliki nilai RMSE sebesar 5.325 dan nRMSE sebesar 3.75% dimana nilai tersebut adalah nilai terkecil dari semua variasi *hidden node*. Sehingga dipilihlah arsitektur JST dengan 9 *hidden node* pada *hidden layer* sebagai estimator torsi beban.

Grafik perbandingan hasil keluaran JST dengan target keluaran ditunjukkan pada Gambar 3. Garis dengan lingkaran biru merupakan hasil estimasi dan garis merah merupakan nilai yang sesungguhnya. Dapat diketahui bahwa keluaran JST telah mampu mendekati dari target yang seharusnya dengan nilai RMSE dan nRMSE sebesar 5.325 dan 3.75%.

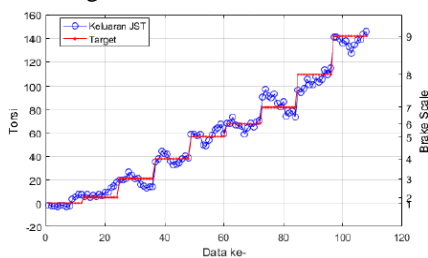


Gambar 3. Hasil pelatihan JST untuk 9 *hidden node*

Dari Gambar 3, dapat diamati bahwa model JST telah mampu mengikuti nilai target dengan cukup baik untuk setiap variasi *brake scale*. Akan tetapi, dapat dilihat bahwa masih ada beberapa data yang menyimpang, seperti pada torsi dengan *brake scale* 7 dan 8. Hal ini dikarenakan data pelatihan pada *brake scale* tersebut memiliki data masukan yang nilainya cukup fluktuatif antar set data sehingga model JST yang dibuat kurang mampu mengikuti target yang diharapkan pada data tersebut.

C. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Dilakukan pengujian model JST yang telah dirancang dengan menggunakan data khusus yang belum pernah dilatihkan sebelumnya. Terdapat 108 set data yang telah disiapkan sebagai data pengujian JST. Adapun perbandingan antara keluaran JST dengan data pengujian dapat dilihat dari grafik dibawah ini.



Gambar 4. Hasil pengujian JST untuk 9 *hidden node*

Dari Gambar 4 diatas, dapat diketahui bahwa model JST yang dibuat mampu mengikuti nilai target keluaran. Masih terdapat beberapa data yang menyimpang, terutama pada torsi beban dengan *brake scale* 7 ke atas. Hal ini terjadi karena saat torsi beban yang diberikan semakin tinggi, maka keluaran dari arus dan tegangan masukan akan semakin tidak stabil, sehingga JST kurang mampu mengikuti nilai target yang diharapkan. Dari pengujian ini didapatkan nilai RMSE yang dihasilkan lebih besar dari saat dilakukan pelatihan, yakni sebesar 5.734 serta nilai nRMSE yang dihasilkan yakni sebesar 4.038%.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa data yang dilakukan, didapatkan kesimpulan bahwa telah dirancang model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk mengestimasi torsi beban dengan variabel masukan tegangan masukan, arus, dan kecepatan sudut pada motor DC menggunakan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt dengan arsitektur *multi-layer* dengan menggunakan 1 *hidden layer*. Dari hasil penelitian, didapatkan jumlah node terbaik sebanyak 3 node masukan, 9 *hidden node*, dan 1 node keluaran. Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang dirancang mampu memberikan nilai nRMSE estimasi pada data pelatihan sebesar 3.75% dan data pengujian sebesar 4.038%.

REFERENSI

- [1] P. Palanivel et al., "Design and Analysis of BLDC Motor Drive Based on Fuzzy-PID Controller", International Journal of Electrical Engineering and Technology (IJEET), vol. 11, pp. 281-290, Desember 2020.
- [2] H. Vidhya, I. Abinaya, M. Karthik, R.R. Rubia Gandhi, "FLC based Speed Control of Brushless DC Motor using C2000", International Journal of Research in Engineering, Science, and Management, vol. 2, Juni 2019.
- [3] Danny Grignon, Xiang Chen, Narayan Kar, and Huijie Qian, "Estimation of Load Disturbance Torque for DC Motor Drive Systems Under Robustness and Sensitivity Consideration," IEEE Transactions on Industrial Electronic, vol. 61, pp. 930-942, 2013.
- [4] D.T Liem and K.K Ahn, "DC Motor Parameters Identification and Sensorless Torque Estimation Using Fuzzy PID," 12th International Conference on Control, Automation, and Systems, pp. 76-81, October 2012.
- [5] Damien Koenig, Olivier Sename, Pascal Moulaire Kazusa Yamamoto, "Driver Torque Estimation in Electric Power Steering System Using an H inf/H 2 Proportional Integral Observer," 54th IEEE Conference on Decision and Control, CDC 2015, Dec 2015.
- [6] Wai RJ , Muthusamy R . Fuzzy-neural-network inherited sliding-mode control for robot manipulator including actuator dynamics. IEEE Trans Neural Netw Learn 2013;24(2):274-87.
- [7] Feedback Instruments Ltd, Control & Instrumentation. East Sussex: Feedback Instruments Ltd, 2013.
- [8] H Zhou, Z Deng, Y Xia, and M Fu, "A New Sampling Method in Particle Filter Based on Pearson Correlation Coefficient," Neurocomputing, pp. 208-215, 2016.
- [9] Sugiyono, Statistika Untuk Penelitian. Bandung, Jawa Barat, Indonesia: Alfabeta, 2017.
- [10] Jong Jek Siang, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB. Yogyakarta: ANDI Offset, 2005.