

PERMODELAN INVERSI PEREDAM MAGNET-REOLOGI BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK SISTEM KENDALI

Rafly Asprilla Alwi

Universitas Gadjah Mada
Departemen Teknik Mesin, Sekolah Vokasi
raffy.asprilla.alwi@mail.ugm.ac.id

Irfan Bahiuddin

Universitas Gadjah Mada
Departemen Teknik Mesin, Sekolah Vokasi
irfanbahiuddin@ugm.ac.id

Ryandhi Rofifu Chazim

Universitas Gadjah Mada
Departemen Teknik Mesin, Sekolah Vokasi
ryandhirofifu@mail.ugm.ac.id

Agustinus Winarno

Universitas Gadjah Mada
Departemen Teknik Mesin, Sekolah Vokasi
winarno_agustinus@mail.ugm.ac.id

Fitrian Imaduddin

Dosen
Universitas Sebelas Maret
Teknik Mesin, Fakultas Teknik
fitrian@ft.uns.ac.id

The application of artificial neural network (ANN) models in magnet-rheological damper modeling is of great interest in recently challenges. Therefore, this study aims to propose a solution to overcome this problem by conducting inverse modeling using an artificial neural network. This inverse model is applied to a mean-dering magnet-rheological valve damper to predict the current to produce the appropriate damping force. The simulation scheme is selected with current as output and damping force, velocity, and displacement as input. The best model is formulated by varying the architecture of the artificial neural network. The best artificial neural network architecture is obtained after doing these variations. The data is divided into 80% training data, 10% validation data, and 10% test data. The activation function used is a logsig function using three hidden layers with the number of neurons in each layer [30-20-30]. The algorithm used in the chosen architecture is Levenberg-Marquardt. The regression value of 0.991 and the MSE value of 0.001 were obtained from the modeling results. The required damping force is ensured that it can be predicted well using the selected artificial neural network. The test proves that the results of the regression constant are 0.999 and the MSE value is 0.0005 when the current output value is inverted to the damper artificial neural network.

Keywords: Magneto-Rheological Fluid, Magneto-Rheological Damper, Inverse Model, Artificial Neural Networks

1. PENDAHULUAN

Penelitian Tentang fluida magnet-reologi (MR) banyak dilakukan dalam beberapa tahun terakhir dan ditemukan fakta bahwa fluida magnet-reologi ini merupakan material yang menjanjikan untuk penemuan-penemuan di masa depan karena sifat dari fluida tersebut [1]. Penelitian yang telah dilakukan akhir-akhir ini banyak merumuskan sejumlah penemuan terkait dengan aplikasi sebuah fluida magnet-reologi, seperti peredam atau rem karena sifatnya yang dapat dikontrol dengan mudah [2]. Peredam magnet-reologi adalah salah satu teknologi penting yang dapat dikategorikan sebagai peredam semi aktif. Parameter damping dari aktuator tersebut dapat dimodifikasi secara tidak langsung dengan memvariasikan arus listrik yang akan mempengaruhi medan magnet yang mengenai fluida MR. Kelebihan dari peredam ini adalah kekuatan redaman yang dapat diatur dengan rentang tertentu dan kebutuhan daya listrik yang rendah karena modifikasi parameter yang tidak dilakukan secara langsung [3]. Ketika medan magnet diterapkan di dalam koil peredam, hambatan aliran mengubah rasio atau parameter redaman [4]. Variabel hambatan aliran, gaya redaman dan arus listrik yang digunakan untuk memanipulasi medan magnet memiliki hubungan yang tidak linier [5]. Walaupun berbagai pendekatan pemodelan yang berbeda telah dieksploitasi menggunakan berbagai jenis algoritma [6], sistem kendali sederhana yang pernah dikembangkan tidak cukup akurat untuk memprediksi arus sehingga menghasilkan gaya redam sesuai dengan kebutuhan [7]. Maka dari itu, suatu sistem kendali yang adaptif perlu dibuat untuk dapat mengendalikan peredam magnet-reologi [8]. Pembuatan bentuk

pemodelan ini bukanlah tugas yang mudah. Peredam magnet-reologi sendiri memiliki suatu besaran gaya, perpindahan, arus, maupun kecepatan yang sangat berpengaruh terhadap pola peredam magnet-reologi itu sendiri [9]. Hal tersebut yang mendasari pembuatan pengendali ini. Pengendali tersebut diharapkan dapat mengatur kegunaan peredam sesuai arus yang diterima oleh keluaran yang dihasilkan oleh pengendali itu sendiri.

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah salah satu metode yang mungkin dapat diaplikasikan untuk dasar pembuatan sistem kendali ini. Jaringan saraf tiruan ini tidak mudah untuk dibuat tetapi memiliki kegunaan yang sangat kompleks. Hal ini yang mendasari pembuatan program berbasis jaringan saraf tiruan yang nantinya dapat diaplikasikan ke pengendali untuk dapat mengontrol peredam. Jaringan saraf tiruan sendiri adalah salah satu bagian cabang ilmu *artificial intelligence* (AI) yang meniru pola kerja jaringan saraf pada makhluk hidup untuk menyelesaikan masalah [10]. Jaringan saraf tiruan dipakai untuk memprediksi apa yang akan terjadi menggunakan berbagai algoritma matematika berdasarkan pola kejadian yang pernah terjadi [11]. Jaringan saraf tiruan mengidentifikasi pola data dari sistem prediksi dengan didahului suatu proses pelatihan (*training*) model [10]. Penggunaan permodelan dengan jaringan saraf tiruan merupakan satu permodelan yang sangat efektif. Pemodelan tersebut memiliki banyak keuntungan dimana struktur yang digunakan sangat sederhana. Ekstrapolasi kemampuan algoritma untuk identifikasi sederhana dan angka rendah parameter saat desain Jaringan Saraf Tiruan didasarkan pada minimal kriteria dimensi [10].

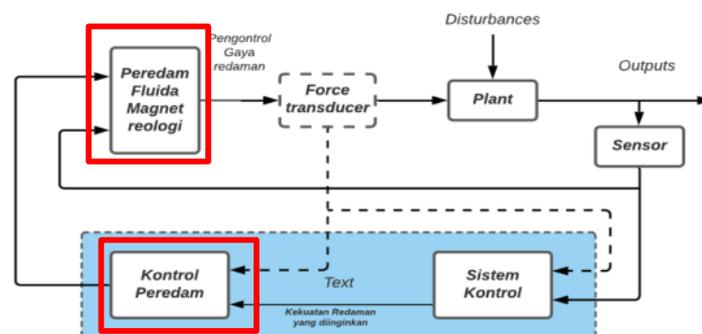
Tujuan penelitian ini adalah untuk dapat membangun model inversi peredam magnet-reologi untuk aplikasi pengendali berbasis Jaringan Saraf Tiruan. Mencari model inversi yang paling terbaik berdasarkan nilai MSE (*Mean Square Error*) yang paling kecil dan nilai *R* (*Regression*) berdasarkan variasi *hyperparameter* serta menguji rancangan arsitektur jaringan saraf tiruan ke jaringan saraf tiruan peredam untuk memvalidasi arsitektur jaringan yang sudah terpilih. Makalah ini disusun sebagai berikut. Pada bagian 2, dijelaskan metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian. Pada bagian 3, hasil yang diperoleh ditampilkan dan di diskusikan. Terakhir, kesimpulan ditampilkan pada bagian 4.

2. METODE DAN BAHAN

Perancangan pengendali dilakukan pertama-tama dengan mendefinisikan terlebih dahulu pasangan data masukan dan keluaran dari sistem kendali. Pasangan data masukan dan keluaran tersebut diperoleh dengan memperhatikan sistem pengendalian, nilai pasangan masukan, dan keluaran kontrol [12]. Fokus dari penelitian ini adalah pada pembuatan arsitektur jaringan saraf tiruan pada kontrol peredam dan pada akhirnya keluaran model tersebut di inversikan ke jaringan saraf tiruan peredam guna mendapatkan gaya redaman yang dibutuhkan.

2.1 Rencana Rancangan Penelitian

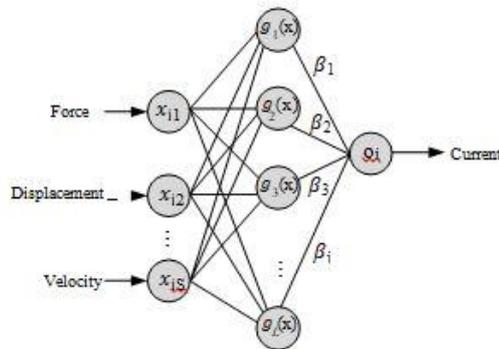
Penelitian dilakukan dengan beberapa tahapan. Pertama, pasangan data masukan dan keluaran dari sistem kendali didefinisikan. Pasangan data masukan dan keluaran tersebut didapatkan dengan memperhatikan sistem pengendalian nilai pasangan masukan dan keluaran kontrol. Gambaran dan fokus dari penelitian ini adalah pada pembuatan arsitektur atau struktur jaringan saraf tiruan pada kontrol peredam seperti yang ditampilkan pada Gambar 1. Keluaran model tersebut di inversikan ke jaringan saraf tiruan peredam guna mendapatkan gaya redaman yang dibutuhkan.



Gambar 1. Gambaran besar dan fokus penelitian

Penelitian ini menggunakan data dari penelitian [13] dan [14] yang merupakan data *displacement* (perpindahan), *velocity* (kecepatan), *electrical current* (arus listrik), dan gaya redam (*damping force*) tersebut yang akan digunakan pada penelitian ini untuk membuat rancangan pengendali model inversi JST. Data

tersebut terdiri dari data dengan variasi arus listrik yang diberikan dan input perpindahan dengan fungsi sinusoidal dengan tiga variasi frekuensi. *Displacement*, *velocity*, dan *Force* dari peredam MR digunakan sebagai masukan dan *current* sebagai keluaran dari permodelan seperti arsitektur atau struktur JST yang ditampilkan di Gambar 2.



Gambar 2. Struktur Jaringan Saraf Tiruan

2.2 Variasi Data dan *Hyperparameter*

Variasi data digunakan untuk mencari permodelan yang terbaik. Pemodelan tersebut untuk mencari arsitektur atau struktur JST dengan error terkecil dengan berbagai variasi neuron, fungsi aktivasi, serta persentase data latih, data uji, dan data validasi [15]. Rencana pembagian persentase data latih, data uji, dan data validasi yang akan digunakan untuk variasi dibagi menjadi empat pembagian data variasi seperti yang tertera di Tabel 1.

Tabel 1. Variasi Pembagian Data

Pembagian Data	Persentase Data (Training, Testing, Validasi)
Pembagian Data 1	50%, 25%, 25%
Pembagian Data 2	60%, 20%, 20%
Pembagian Data 3	70%, 15%, 15%
Pembagian Data 4	80%, 10%, 10%

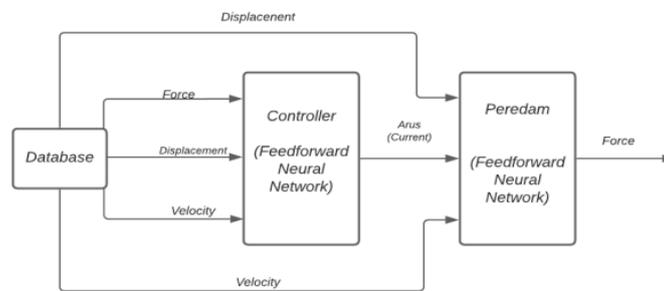
Model JST untuk membandingkan variasi pembagian data menggunakan arsitektur *feedforward neural network* dengan 1 atau 3 lapisan tersembunyi berisi 10-30 neuron [16]. Pada Tabel 1, pembagian data ditulis dengan format "Pembagian Data n" dan "(x%, y%, z%)" di mana n = nomor variasi, x = pembagian data pelatihan, y = pembagian data pengujian, dan z = pembagian data validasi. Pada Tabel 2 dapat dilihat variasi parameter yang perlu ditentukan di awal/tidak ditentukan secara otomatis/*Hyper parameter*. Parameter yang dimaksud adalah jumlah lapisan tersembunyi, jumlah neuron, dan fungsi aktivasi. Untuk proses pembelajaran/*training*, algoritma yang digunakan adalah Levenberg-Marquardt yang telah terbukti kemampuannya dalam proses optimasi pencarian nilai parameter di dalam arsitektur atau struktur JST [17].

Tabel 2. Variasi *Hyper Parameter Model*

Nama Parameter	Nilai
Jumlah Lapisan Tersembunyi	1, 2, 3
Jumlah Neuron	[10-10-10], [20-20-20], [20-20-30], [30-30-30], [30-20-30]
Fungsi Aktivasi	Tansig dan logsig

2.3 Pengujian pada Model Peredam

Dari proses sebelumnya, suatu model JST untuk prediksi arus listrik akan didapatkan. JST yang telah dilatih tersebut akan diuji dengan cara integrasi ke sistem peredam MR. Sebelum diaplikasikan ke peredam MR di *Fatigue Dynamic Test Machine*, pengujian dilakukan secara virtual dengan cara mengaplikasikan JST yang telah dibuat ke suatu peredam MR virtual. Peredam MR Virtual dibuat berdasarkan metode yang telah dikembangkan oleh Bahiuddin et al. [13] yang mempunyai akurasi tinggi dan mempunyai dasar data latih yang mirip. Skema pengujian yang dilakukan untuk membuktikan bahwa pemodelan inversi efektif digunakan adalah seperti ditampilkan di Gambar 3.



Gambar 3. . Diagram alir permodelan inversi

2.4 Tahap Analisis dan Hasil

1. Pengolahan Data

Berdasarkan data-data yang diperoleh dari penelitian [13] dan [14] dilakukanlah pembuatan model inversi berdasarkan rencana rancangan model yang sudah direncanakan.

2. Analisis Data

Data dianalisis untuk menemukan permodelan terbaik dari variasi pembagian data latih, data validasi, dan data uji sertafungsi aktivasi yang digunakan, jumlah lapisan tersembunyi dan variasi neuron pada setiap lapisan. Dari variasi tersebut akan dianalisis berdasarkan nilai *Regression* (tingkat keakurasian) dan nilai *MSE (mean square error)*.

3. Kesimpulan

Dari hasil berbagai variasi rancangan yang sudah disimulasikan dan dianalisis maka akan diperoleh sebuah kesimpulan berupa model arsitektur jaringan saraf tiruan terbaik ditinjau dari nilai R dan MSE. Hasil permodelan tersebut akan dibuktikan dengan menguji hasil arsitektur jaringan tersebut ke jaringan saraf tiruan pada peredam.

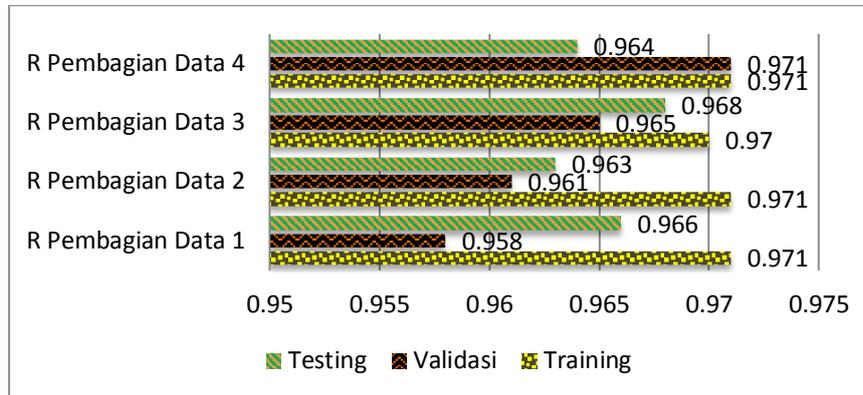
3. HASIL DAN DISKUSI

Model jaringan saraf tiruan pengendali ini dibangun dengan menggunakan model jaringan saraf tiruan arsitektur *feedforward neural network* dengan 1 lapisan tersembunyi pada tahap awal permodelan. Hasil dari berbagai variasi yang telah dibuat di metodologi penelitian akan dijabarkan. Pada penelitian ini dilakukan metode *trial and error*. Untuk menentukan permodelan awal penelitian ini menggunakan masukan dengan nilai frekuensi 0.5 Hz. Dimana dari frekuensi tersebut terdapat nilai *displacement, force, dan velocity* sedangkan target yang diinginkan adalah berupa *current* dengan nilai dari 0.1 – 0.7 A.

3.1 Variasi Pembagian Data

Pada variasi pembagian data hal yang dilakukan adalah dengan *trial and error* beberapa variasi data yang telah ditentukan seperti tabel 1. Persentase pembagian data ini sangat berpengaruh terhadap tingkat keakurasian suatu jaringan. Pada proses percobaan variasi data ini menggunakan algoritma *Levenberg-*

Marquardt dengan menggunakan satu *hidden layer* dengan jumlah neuron pada lapisannya tiga puluh 30. Dari hasil simulasi jaringan saraf tiruan dengan berbagai variasi data tersebut didapatkan hasil bahwa pembagian data 4 berdasarkan Tabel 1 memiliki rerata nilai MSE (*mean square error*) yang paling kecil.



Gambar 4. Hasil variasi pembagian data dari nilai R

3.2 Variasi Jumlah Neuron dan Fungsi Aktivasi

Variasi jumlah neuron dan fungsi aktivasi ini menjadi salah satu bagian terpenting pada penelitian ini. Variasi jumlah neuron dalam setiap *hidden layer* sangat berpengaruh besar terhadap nilai R (akurasi). Variasi pada pembuatan rancangan arsitektur dibagi menjadi 10 variasi dengan jumlah neuron antara 10-30. Variasi tersebut untuk mengetahui kinerja model pada jumlah neuron yang berdekatan. Dari variasi jumlah neuron tersebut, fungsi aktivasi divariasikan lagi yaitu menggunakan fungsi aktivasi *tansig* dan *logsig*. Fungsi variasi fungsi aktivasi ini guna mendapatkan perhitungan yang optimal untuk beberapa jumlah variasi neuron. Penambahan jumlah *hidden layer* sangat berpengaruh besar terhadap tingkat keakurasiannya. Sebagai contoh, penggunaan satu *hidden layer* rerata nilai R (keakurasiannya) hanya R= (0,96-0,97) yang relatif lebih kecil dibandingkan ketika menggunakan tiga *hidden layer* rerata nilai R (keakurasiannya) pada setiap percobaan mencapai 0,99. Dari nilai variasi ini, didapatkan kerangka besar arsitektur jaringan saraf tiruan yang akan dipilih. Dari hasil percobaan dengan kedua hasil tersebut, hasil yang telah diringkas dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Variasi Jumlah Neuron dan Fungsi Aktivasi

No.	Variasi Jumlah Neuron	tansig		logsig	
		Nilai R	MSE	Nilai R	MSE
1	[10-10-10]	0,987	0,0015	0,987	0,0010
2	[20-20-20]	0,988	0,0011	0,990	0,0010
3	[20-20-30]	0,994	0,0010	0,991	0,0009
4	[30-30-30]	0,989	0,0011	0,991	0,0010
5	[30-20-30]	0,991	0,0010	0,992	0,0010

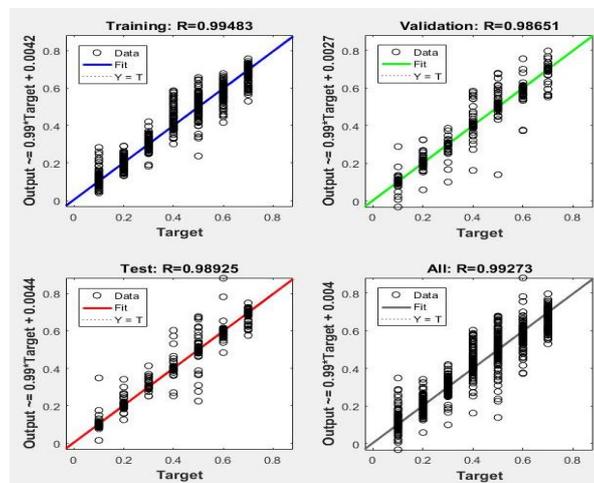
3.3 Hasil Permodelan JST Pengendali

Perancangan model jaringan saraf tiruan dilakukan melalui berbagai variasi arsitektur jaringan model hingga didapatkan rancangan model JST terbaik. Model JST tersebut dibangun dengan arsitektur *feedforward neural network* menggunakan tiga lapisan tersembunyi dengan variasi jumlah [30-20-30]. Model jaringan saraf tiruan menggunakan fungsi aktivasi *logsig*. Model jaringan saraf tiruan untuk pengendali terbaik memiliki nilai *hyperparameter* yang diringkas pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Rancangan JST

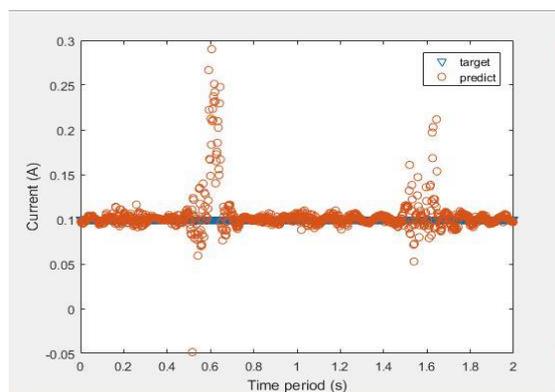
Nama <i>hyperparameter</i>	Nilai <i>hyperparameter</i>
Arsitektur	<i>Feedforward Neural Network</i>
Pembagian Data	80%, 10%, 10%
Jumlah Lapisan Tersembunyi	3 (tiga)
Jumlah Neuron	[30-20-30]
Fungsi Aktivasi	Logsig
Algoritma Pembelajaran	Levenberg-Marquardt

Berdasarkan hasil rancangan tersebut diperoleh nilai R akurasi yang paling tinggi yaitu 0,992 dan nilai MSE (*mean square error*) terkecil yaitu 0,001. Nilai R tersebut dapat dibuktikan dari hasil perhitungan *regression* pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil *plot regresi*

Hasil tersebut dapat dilihat dalam target arus listrik (*electrical current*) yang diprediksi dalam satuan waktuper periode seperti yang ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan antara data hasil prediksi (*predict*) dan referensi (*target*) 0,1 A

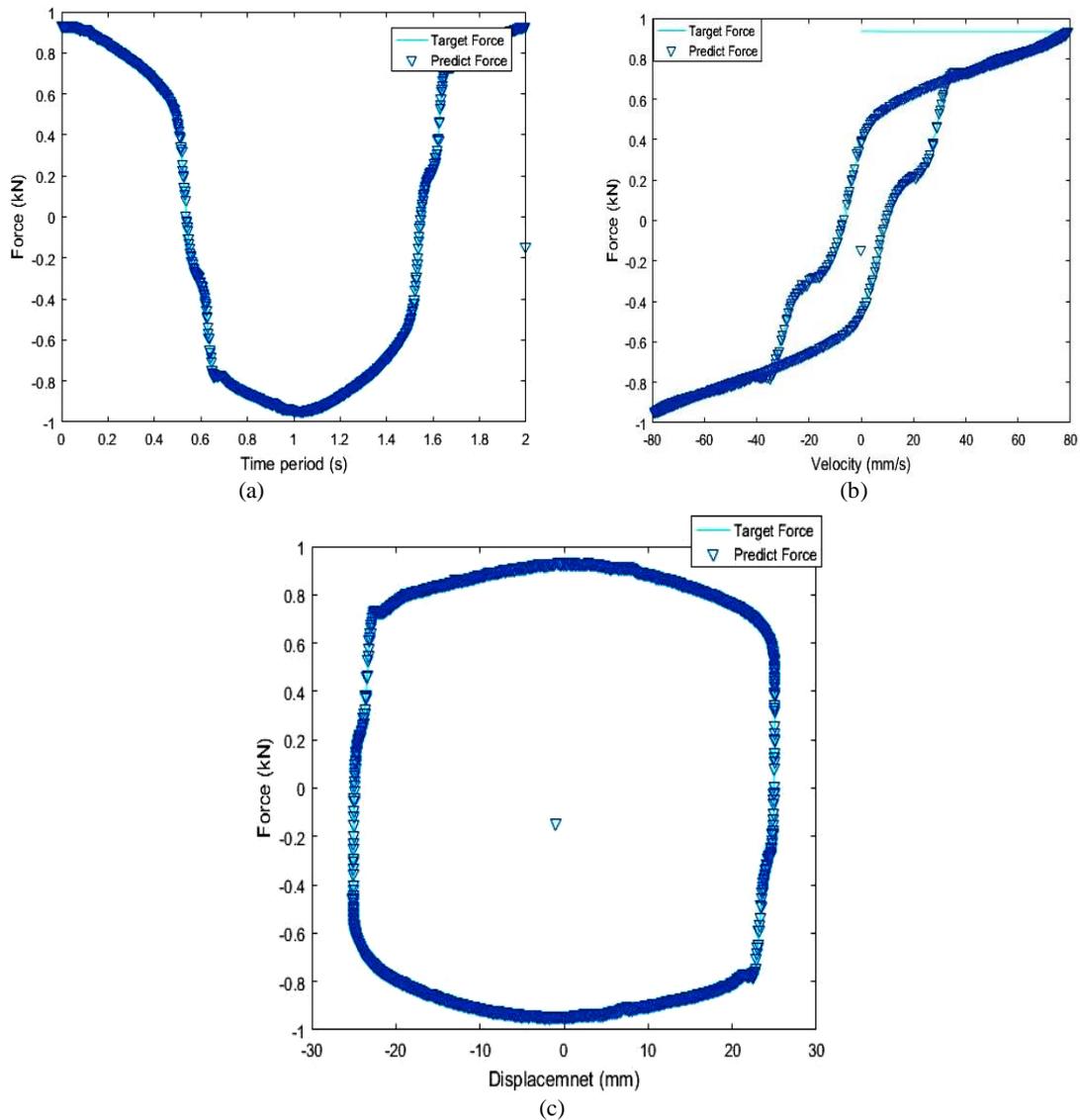
3.4 Pengujian Permodelan JST pada Peredam MR

Pengujian permodelan ini dilakukan guna menguji apakah jaringan yang sudah terpilih tersebut mampu efektif ketika di hasil keluaran arus diinversikan ke JST peredam. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan tiga variasi frekuensi yaitu 0,5 Hz, 1 HZ, dan 1,5 Hz dengan ampere yang digunakan 0,1 A.

Tabel 5. Hasil Pengujian pada Peredam

No.	Frekuensi	Nilai R	MSE
1	0,5 Hz	0,999	0,0005
2	1,0 Hz	0,999	0,0008
3	1,5 Hz	0,999	0,0002

Hasil tersebut dapat divalidasi dengan perbandingan data eksperimental dengan hasil simulasi untuk gaya redaman dengan frekuensi 0,5 Hz pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil perbandingan data eksperimen dengan data hasil simulasi (a) Gaya (*Force*) terhadap waktu (*Time Period*), (b) Gaya (*Force*) terhadap kecepatan (*velocity*), dan (c) Gaya (*Force*) terhadap perpindahan (*displacement*)

Pengujian menggunakan hasil peredam menunjukkan hasil yang positif. Model inversi yang telah dibuat sangat efektif digunakan untuk memprediksi gaya redaman. Bukti pengujian perbandingan data eksperimen dengan hasil simulasi memperlihatkan bahwasanya permodelan inversi sangat efektif digunakan. Hasil pengujian jika dibandingkan dengan hasil [18] memiliki tingkat kesamaan. Hasil simulasi perbandingan milik [13] menggunakan metode *extreme learning machine* dibanding dengan hasil model inversi memiliki nilai keakurasian yang sama-sama tinggi, model inversi lebih memiliki keunggulan di waktu pengerjaan. Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa permodelan inversi ini sangat efektif digunakan untuk peredam magnet-

reologi. Model inversi yang diusulkan bisa dikembangkan di masa depan sehingga mampu memerintahkan peredam untuk melacak dengan cermat target kekuatan redaman.

4. KESIMPULAN

Model inversi menggunakan jaringan saraf tiruan untuk sistem kendali berhasil dibangun dengan arsitektur atau struktur jaringan yang diperoleh yaitu dengan pembagian data 80% data latih, 10% data validasi, 10% data uji. Model jaringan saraf tiruan pengendali menggunakan fungsi aktivasi *logsig* dengan algoritma pembelajaran *Levenberg-Marquardt*. Model pengendali terdiri dari 3 lapisan tersembunyi dengan jumlah neuron pada setiap lapisannya adalah 30-20-30. Model ini dapat memprediksi keluaran arus hingga mencapai nilai $R=0,991$ dan nilai MSE 0,001. Dari hasil model arsitektur JST tersebut, model inversi yang dibangun ini dipastikan mampu memprediksi gaya redam sesuai gaya redam yang diperlukan pada peredam magnet-reologi. Hal tersebut dibuktikan dengan nilai R dan MSE yang dihasilkan pada pengujian ketika nilai keluaran arus di inversikan ke jaringan saraf tiruan peredam, nilai R 0,999 dan nilai MSE 0,0005. Secara umum, hasil penelitian ini masih terbatas dari sisi jumlah data dengan tiga variasi frekuensi saja. Di samping itu, walau nilai akurasi cukup tinggi, masih terjadi error yang masih kelihatannya jika diamati secara visual. Sehingga, perlu ada penelitian lebih lanjut dengan jumlah data yang lebih banyak dan algoritma yang lebih adaptif serta dilengkapi dengan pengujian yang lebih komprehensif.

5. PERNYATAAN TERIMAKASIH

Karya ini sebagian didukung oleh Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, melalui “Hibah Penelitian Dana Masyarakat 2021” dengan nomor kontrak 104/UN1.SV/K/2021.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. DE VICENTE, D.J. KLINGENBERG, R. HIDALGO-ALVAREZ, Magnetorheological fluids: a review, *Soft Matter*. 7 (2011) 3701. <https://doi.org/10.1039/c0sm01221a>.
- [2] B.F. SPENCER, S.J. DYKE, M.K. SAIN, J.D. CARLSON, Phenomenological Model for Magnetorheological Dampers, *J. Eng. Mech.* 123 (1997) 230–238. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(1997\)123:3\(230\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(1997)123:3(230)).
- [3] J.C. TUDON-MARTINEZ, R. MORALES-MENENDEZ, R. RAMIREZ-MENDOZA, L. GARZA-CASTANON, Experimental ANN-based modeling of an adjustable damper, in: 2014 Int. Jt. Conf. Neural Networks, IEEE, 2014: pp. 2512–2518. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2014.6889391>.
- [4] F. IMADUDDIN, S.A. MAZLAN, H. ZAMZURI, I.I.M. YAZID, Design and performance analysis of a compact magnetorheological valve with multiple annular and radial gaps, *J. Intell. Mater. Syst. Struct.* 26 (2015) 1038–1049. <https://doi.org/10.1177/1045389X13508332>.
- [5] M.R. JOLLY, J.W. BENDER, J.D. CARLSON, Properties and Applications of Commercial Magnetorheological Fluids, *J. Intell. Mater. Syst. Struct.* 10 (1999) 5–13. <https://doi.org/10.1177/1045389X9901000102>.
- [6] M.S. HOSSAIN, Z.C. ONG, Z. ISMAIL, S. NOROOZI, S.Y. KHOO, Artificial neural networks for vibration based inverse parametric identifications: A review, *Appl. Soft Comput. J.* 52 (2017) 203–219. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.12.014>.
- [7] N.R. FISCO, H. ADELI, Smart structures: Part I - Active and semi-active control, *Sci. Iran.* 18 (2011) 275–284. <https://doi.org/10.1016/j.scient.2011.05.034>.
- [8] M.M. NASERIMOJARAD, M. MOALLEM, S. ARZANPOUR, A comprehensive approach for optimal design of magnetorheological dampers, *J. Intell. Mater. Syst. Struct.* 29 (2018) 3648–3655. <https://doi.org/10.1177/1045389X18798947>.
- [9] K. TOH, M.G. ROMAY, F. SUN, K. TOH, M.G. ROMAY, K. MAO, *Extreme Learning Machines 2013: Algorithms and Applications*, Springer International Publishing, Cham, 2014. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-04741-6>.
- [10] P.-S. KANG, J.-S. LIM, C. HUH, Artificial Neural Network Model to Estimate the Viscosity of Polymer Solutions for Enhanced Oil Recovery, *Appl. Sci.* 6 (2016) 188. <https://doi.org/10.3390/app6070188>.
- [11] L. MILAČIĆ, S. JOVIĆ, T. VUJOVIĆ, J. MILJKOVIĆ, Application of artificial neural network with extreme learning machine for economic growth estimation, *Phys. A Stat. Mech. Its Appl.* 465 (2017) 285–288. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2016.08.040>.

- [12] G.G.S. DINATA, A.Z. MUTTAQIN, M. DARSIN, Rancang Bangun dan Uji Performa Sistem Kendali Pemberian Fluida Permesinan MQL Berbasis Arduino, *J. Rekayasa Mesin*. 11 (2020) 97–104. <https://doi.org/10.21776/ub.jrm.2020.011.01.11>.
- [13] I. BAHIUDDIN, F. IMADUDDIN, S.A. MAZLAN, M.H.M. ARIFF, K.B. MOHMAD, UBAIDILLAH, S. CHOI, Accurate and fast estimation for field-dependent nonlinear damping force of meandering valve-based magnetorheological damper using extreme learning machine method, *Sensors Actuators A Phys*. 318 (2021) 112479. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2020.112479>.
- [14] F. IMADUDDIN, S.A. MAZLAN, UBAIDILLAH, M.H. IDRIS, I. BAHIUDDIN, Characterization and modeling of a new magnetorheological damper with meandering type valve using neuro-fuzzy, *J. King Saud Univ. - Sci*. 29 (2017) 468–477. <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2017.08.012>.
- [15] S. NURUNNAHAR, D.B. TALUKDAR, R.I. RASEL, N. SULTANA, A short term wind speed forecasting using SVR and BP-ANN: A comparative analysis, in: 2017 20th Int. Conf. Comput. Inf. Technol., IEEE, 2017: pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCITECHN.2017.8281802>.
- [16] I. BAHIUDDIN, S.B. WIBOWO, M. SYAIRAJI, J.T. PUTRA, C.A. PANDITO, A.F. MAULANA, R.M.S. PRASTICA, N. NAZMI, A Systematic Approach to Predict the Behavior of Cough Droplets Using Feedforward Neural Networks Method, *Fluids*. 6 (2021) 76. <https://doi.org/10.3390/fluids6020076>.
- [17] N. NAZMI, M. AZIZI ABDUL RAHMAN, S. AMRI MAZLAN, D. ADIPUTRA, I. BAHIUDDIN, M. KASHFI SHABDIN, N. AFIFAH ABDUL RAZAK, M. HATTA MOHAMMED ARIFF, Analysis of EMG Signals during Stance and Swing Phases for Controlling Magnetorheological Brake applications, *Open Eng*. 11 (2020) 112–119. <https://doi.org/10.1515/eng-2021-0009>.
- [18] M.J.L. BOADA, J.A. CALVO, B.L. BOADA, V. DÍAZ, Modeling of a magnetorheological damper by recursive lazy learning, *Int. J. Non. Linear. Mech*. 46 (2011) 479–485. <https://doi.org/10.1016/j.ijnonlinmec.2008.11.019>.