

PREDIKSI PERFORMANSI FLUIDA MAGNET-REOLOGI MENGGUNAKAN METODE *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*

Irfan Bahiuddin^{1*}, Ahmad Nur Faizin¹, Metsen M A Hakiki¹, Andhi Akhmad Ismail¹, Fitriani Imaduddin², Nadia Syifa Atikasari¹

¹Departemen Teknik Mesin, Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, INDONESIA

²Departemen Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami 36 A, Ketingan, Surakarta 57126, Jawa Tengah, INDONESIA

*E-mail: irfan.bahiuddin@ugm.ac.id

ABSTRAK

Fluida magnet-reologi (MR) adalah suatu material cerdas yang bisa dikontrol kekerasannya direpresentasikan oleh tegangan luluh dan viskositas yang bisa diubah. Kedua parameter tersebut diperoleh dengan membandingkan data eksperimen dengan persamaan Bingham plastik. Pemilihan data eksperimen yang tepat adalah kunci keakuratan prediksi tegangan luluh dan viskositas. Pemilihan data eksperimen umumnya dilakukan dengan metode coba-coba. Parameter yang diprediksi bisa mempunyai nilai yang berbeda meskipun materialnya sama. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang bisa memprediksi secara sistematis kedua parameter tersebut secara optimum. Penelitian ini mengusulkan suatu metode untuk memilih data secara otomatis dan menghasilkan prediksi. Metode yang digunakan adalah *particle swarm optimization* (PSO). Fungsi objektif untuk proses optimasi dikembangkan berdasarkan model *biplastic Bingham*. Set parameter yang diprediksi ada dua grup, yaitu grup untuk aplikasi kecepatan rendah dan tinggi. Setelah dievaluasi, parameter yang diprediksi menunjukkan kesesuaian yang baik ketika dibandingkan dengan eksperimen. Kemudian, parameter diterapkan di suatu katup 'berliku-liku' yang menerapkan fluida MR untuk menghitung performansi. Performansi sebagai fungsi tegangan luluh dan viskositas juga telah berhasil disimulasikan dengan baik.

Kata kunci: tegangan luluh, viskositas, fluida magnet-reologi, *particle swarm optimization*

ABSTRACT

Magnetorheological (MR) fluid is a smart material with controllable stiffness represented by changeable yield stress and variable viscosity. These two parameters were obtained by comparing the experimental data with the plastic Bingham equation. Selection of appropriate experimental data is the key to accurate prediction of yield stress and viscosity. The selection of experimental data is generally done by trial and error method. The predicted parameters can have different values even though the material is the same. Therefore, we need a method that can systematically predict these two parameters optimally. This study proposes a method to automatically select data and generate predictions. The employed method is particle swarm optimization (PSO). The objective function for the optimization process was developed based on the Bingham biplastic model. There are two groups of predicted parameter sets, namely groups for low and high shear rate applications. After being evaluated, the predicted parameters show a good fit when compared to the experiment. Then, the parameters are applied in a meandering valve which applies the MR fluid to calculate the performance. Performance as a function of yield stress and viscosity has also been successfully simulated.

Keywords: yield stress, viscosity, magnetorheological fluid, particle swarm optimization

PENDAHULUAN

Fluida magnet-reologi (MR) adalah salah satu tipe material cerdas yang kekentalannya bisa dipengaruhi oleh medan magnet dari luar material. Penyebab dari fenomena tersebut adalah semakin kuatnya ikatan antara partikel-partikel magnetik yang terkandung di dalam fluida sebagai akibat adanya medan magnet. Tegangan luluh (*yield stress*) dan viskositas adalah representasi dari kekuatan ikatan tersebut (Ashtiani, Hashemabadi, & Ghaffari, 2015). Tegangan luluh pada aliran fluida MR dapat dianalogikan sebagai nilai gaya minimum untuk memutus ikatan partikel supaya fluida bisa mengalir (Sayyaadi & Zareh, 2017). Nilai tegangan luluh dapat diperoleh dari grafik yang menggambarkan hubungan antara tegangan geser dan laju geser atau disebut juga kurva aliran (*flow curve*) yang diperoleh dari uji reologi secara rotasi (Chen, Bai, & Qian, 2016). Proses penentuan tegangan luluh melibatkan persamaan reologi yang dihitung beberapa parameternya berdasarkan data kurva aliran.

Persamaan plastik *Bingham* adalah model yang paling populer karena kalkulasi yang sederhana dan kemudahan penggunaannya (Ghaffari, Hashemabadi, & Ashtiani, 2015). Akan tetapi, persamaan ini memiliki beberapa kekurangan, diantaranya adalah hasil interpretasi tegangan luluh dan viskositas yang tidak bisa mewakili seluruh rentang tegangan geser (*shear rate*). Karena keterbatasan tersebut, penentuan data mana yang akan digunakan untuk mendapatkan nilai viskositas dan tegangan luluh menjadi penting. Secara umum, ada dua metode untuk menentukan tegangan luluh dari sudut pandang pemilihan data, yaitu dengan memilih sejumlah data pada nilai laju geser mendekati nol (Mohamad, Mazlan, Ubaidillah, Choi, & Nordin, 2016) atau dengan menentukan kisaran laju geser tertentu setelah mengamati kurva aliran (Sherman, Powell, Becnel, & Wereley, 2015; Shilan et al., 2016). Secara umum, metode yang digunakan adalah coba-coba sehingga algoritma otomatis dengan pertimbangan optimum perlu dilakukan. Meskipun beberapa studi telah mencoba aplikasi algoritma optimasi pada model reologi (Chaudhuri, Wereley, Radhakrishnan, & Choi, 2006; Chauhan, Verma, Das, & Ojha, 2018), prediksi dengan mempertimbangkan daerah laju geser dapat dianggap jarang.

Oleh karena itu, makalah ini bertujuan untuk mengembangkan platform optimasi untuk prediksi tegangan luluh pada daerah laju geser rendah dan tinggi menggunakan *particle swarm optimization* (PSO). Fungsi obyektif (*objective function*) dikembangkan berdasarkan *Biplastic Bingham* (Dimock, Yoo, & Wereley, 2002). Kemudian Algoritma PSO dan material yang digunakan dijelaskan. Terakhir, pembahasan dari sisi platform optimasi, parameter yang diperoleh, dan aplikasinya dalam katup MR yang berkelok-kelok dilakukan.

METODE PENELITIAN

Metode Optimasi

Algoritma PSO terinspirasi dari perilaku burung saat mencari makanan dengan saling berkoordinasi untuk menentukan lokasi makanan dan mengidentifikasi titik optimumnya. PSO konstriksi memiliki kinerja yang cukup baik dibandingkan dengan jenis PSO yang lain, terutama untuk prediksi parameter reologi (Bahiuddin et al., 2019). Persamaan umum dari algoritma tersebut dapat dijelaskan dalam persamaan (1) sampai (3). Persamaan (1) mendeskripsikan proses *update* kecepatan partikel \mathbf{V}_p dengan konstanta faktor bobot kognitif partikel c_p dan konstanta kognitif kelompok c_g . Dalam persamaan tersebut, parameter acak juga diterapkan untuk setiap partikel dan komponen grup yang masing-masing dilambangkan dengan r_p dan r_g . Pembaruan didasarkan pada posisi partikel terbaik $\mathbf{P}(t)$, posisi partikel saat ini $\mathbf{X}_p(t)$, posisi terbaik grup $\mathbf{G}(t)$. Faktor penyempitan χ ditentukan menggunakan Persamaan (2), dimana k and Φ ditentukan menggunakan persamaan (3). Menurut literatur (Bahiuddin et al., 2019; M. Clerc & Kennedy, 2002; Maurice Clerc, 1999), nilai 2.05 diterapkan dalam c_p and c_g untuk memenuhi kondisi persamaan (3).

$$\mathbf{V}_p(t+1) = \chi \left(\mathbf{V}_p(t) + c_p * r_p * (\mathbf{P}(t) - \mathbf{X}_p(t)) + c_g * r_g * (\mathbf{G}(t) - \mathbf{X}_p(t)) \right), \quad (1)$$

$$\chi = \frac{2 * k}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4 * \phi}|} \quad (2)$$

$$\phi = c_p + c_g, \phi > 4, k \in [0:1] \quad (3)$$

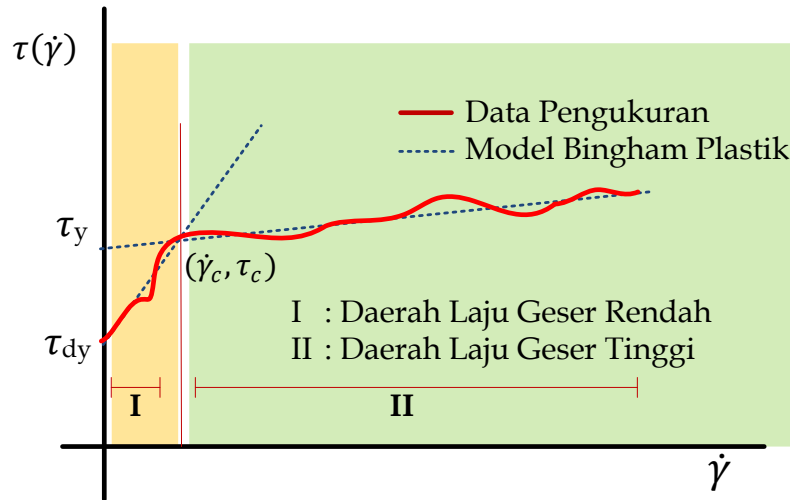
Persamaan obyektif dikembangkan berdasarkan model *Biplastic Bingham* (BB) karena kemudahan untuk memprediksi kedua variabel, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (4) (Bahiuddin et al., 2019), dimana, τ_{y1} dan τ_{y2} adalah masing-masing tegangan luluh pada daerah laju geser rendah dan tinggi, η adalah viskositas plastik (*plastic viscosity*), $\dot{\gamma}_c$ adalah pembatas antara daerah *shear rate* rendah dan tinggi.

$$\tau = \begin{cases} \tau_{y1} + \eta_1 \dot{\gamma} & \dot{\gamma} \leq \dot{\gamma}_c \\ \tau_{y2} + \eta_2 \dot{\gamma} & \dot{\gamma} > \dot{\gamma}_c \end{cases} \quad (4)$$

$$\eta_1 = \frac{\tau_{y2} + \eta_2 \dot{\gamma}_c - \tau_{y1}}{\dot{\gamma}_c} \quad (5)$$

Ilustrasi pembagian daerah laju geser dapat diamati di Gambar 1. Sebuah fungsi obyektif didefinisikan dengan cara mempertimbangkan *error* antara data pengukuran $\tau_{ref,h}$ dan data $\tau_{p,h}$ yang didapat dari model *Bingham* Plastik atau *Biplastik Bingham* jika terdiri dari dua daerah, seperti di persamaan (6) untuk *mean square error* (mse) pada daerah rendah dan persamaan (7) pada daerah tinggi. $\dot{\gamma}_{ref,h}$ adalah laju geser berdasarkan data pengukuran. Formulasi *total root MSE* (RMSE) dijabarkan pada persamaan (8) dengan masing-masing rincian mse_I dan mse_{II} persamaan (6) dan (7)

(Bahiuddin et al., 2019). w_1 dan w_2 adalah pembobotan untuk mempertimbangkan seberapa penting akurasi masing-masing daerah.



Gambar 1. High and low shear rate region illustration

$$mse_I = \sum_{h=1}^{k_1} \frac{(\tau_{ref,h} - \tau_{p,h}(\dot{\gamma}_{ref,h}))^2}{k_1} \text{ for } \dot{\gamma}_{ref,h} \leq \dot{\gamma}_c \quad (6)$$

$$mse_{II} = \sum_{h=k_1+1}^K \frac{(\tau_{ref,h} - \tau_{p,h}(\dot{\gamma}_{ref,h}))^2}{(K - k_1)} \text{ for } \dot{\gamma}_{ref,h} > \dot{\gamma}_c \quad (7)$$

$$rmse_t = \sqrt{\frac{w_1 mse_I + w_2 mse_{II}}{w_1 + w_2}} \quad (8)$$

Algoritma PSO memiliki parameter seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Kalkulasi dilakukan sebanyak 20 kali untuk menjaga konsistensi, terutama karena adanya suatu algoritma pembuat angka acak dalam satu proses iterasi.

Tabel 1. Parameter PSO

Parameter	w	c_p	c_g	Nilai minimum	Nilai Maximum	Nilai Minimum	Nilai Maximum	Jumlah kawanan partikel
				η_2	η_2	$\dot{\gamma}_c$	$\dot{\gamma}_c$	
CPSO	0,7	2,05	2,05	0	1,2	10	1000	200

Data yang digunakan

Material yang diterapkan didasarkan pada uji eksperimen *steady-state* MRF 132 DsG dari *Lord Corporation* dengan sifat seperti yang disediakan dalam Tabel 2 (Bahiuddin et al., 2019). Data tersebut merupakan hasil percobaan *steady state* menggunakan *rheometer* mode rotasi yang diproduksi oleh Anton Paar, Physical, MCR 302, GmbH,

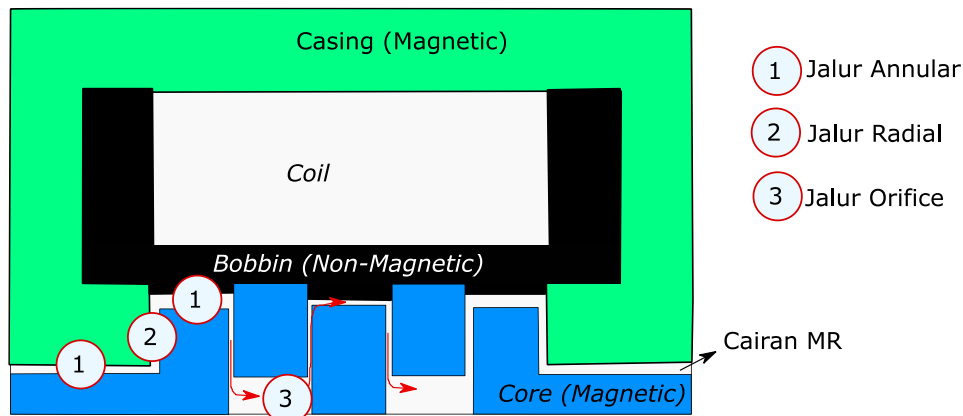
Austria. Data tersebut berisi kurva aliran pada berbagai medan magnet, yaitu 0, 100, 200, 300, 400, dan 500 mT dan laju geser antara 0,01 dan 2000 s⁻¹.

Tabel 2. Sifat-sifat of MRF 132DG

<i>Variable</i>	<i>Value</i>
<i>Solid weight percentage</i>	80,98 wt%
<i>Density</i>	2,95–3,15 g/cm ³
<i>Operating temperature</i>	-40 to +130 °C
<i>Viscosity</i>	0,112 ± 0,02 Pa s at 40 °C

Pemodelan Katup MR

Katup MR yang berkelok-kelok bertujuan untuk mengoptimalkan area efektif sehingga menghasilkan penurunan tekanan tinggi, sehingga gaya redam juga tinggi (Utami et al., 2018). Perangkat ini terdiri dari tiga jenis jalur, yaitu jalur *annular*, *radial*, dan *orifice* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Dengan menggunakan *software* FEMM (*finite element method magnetic*), medan magnet (B) didapatkan berdasarkan nilai arus listrik yang berbeda seperti ditunjukkan pada Tabel 3. Untuk jalur *annular* bagian dalam dan zona *orifice*, medan magnet tidak dicantumkan karena nilainya dapat diabaikan atau besarnya hampir sama dengan nol (Imaduddin et al., 2014). Model perhitungan penurunan tekanan untuk masing-masing tipe jalur tercantum pada persamaan (9) sampai (11). Q adalah debit sebesar 37, 55, 73 ml/s. I adalah arus listrik sebesar 0, 0,2, 0,4, 0,6 A. d adalah *gap* sebesar 0,5 mm. d_{ai} adalah *gap* pada *annular* luar sebesar 1 mm. L_{ai} adalah panjang *annular* luar sebesar (6-2d) mm. L_{ao} adalah panjang *annular* luar sebesar 10 mm. L_o adalah panjang *orifice* sebesar 5 mm. R_1 adalah jari-jari jalur *annular* dalam sebesar 6,5 mm. R_{0outer} adalah jari jari *annular* luar sebesar 3 mm. R_{0inner} adalah jari jari *annular* dalam sebesar 2,5 mm.



Gambar 2. Ilustrasi katup MR dengan tipe meandering

Tabel 3. Nilai medan pada setiap jenis jalur

Arus Listrik yang diberikan (A)		0	0,2	0,4	0,6
		Ampere	Ampere	Ampere	Ampere
Medan Magnet (Tesla)	Annular luar	0	0,11	0,17	0,19
	Radial Luar	0	0,13	0,25	0,38
	Radial dalam	0	0,25	0,43	0,57

$$\Delta P_{total} = 2\Delta P_{outer_{annular}} + 4\Delta P_{inner_{radial}} + 2\Delta P_{orifice} + 3\Delta P_{inner_{annular}} + 2\Delta P_{outer_{radial}} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \Delta P_{total} = 2 & \left(\frac{6\eta Q L_{ao}}{\pi d^3 R_{0outer}} + \frac{c_{ao} \tau_{ao}(B) L_{ao}}{d} \right) \\ & + 4 \left(\frac{6\eta Q}{\pi d^3} \ln \left(\frac{R_1}{R_{0inner}} \right) + \frac{c_{ri} \tau_{ri}(B)}{d} (R_1 - R_{0inner}) \right) \\ & + 2 \left(\frac{8\eta Q L_o}{\pi R_{0inner}^4} \right) + 3 \left(\frac{6\eta Q L_{ao}}{\pi d^3 R_{0outer}} \right) \\ & + 2 \left(\frac{6\eta Q}{\pi d^3} \ln \left(\frac{R_1}{R_{0outer}} \right) + \frac{c_{ro} \tau_{ro}(B)}{d} (R_1 - R_{0outer}) \right) \end{aligned} \quad (10)$$

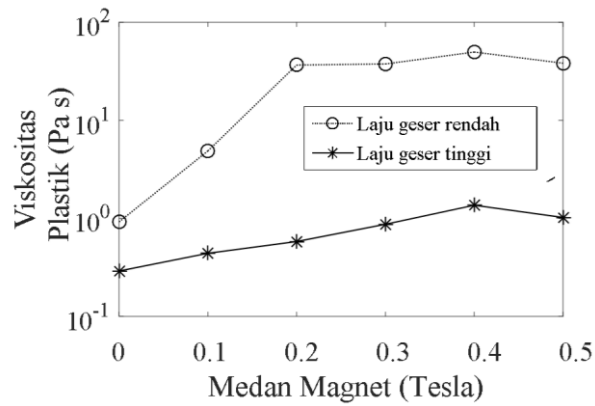
$$c = 2.07 + \frac{12\eta Q}{12\eta Q + 0.8\pi R d^2 \tau(B)} \quad (11)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

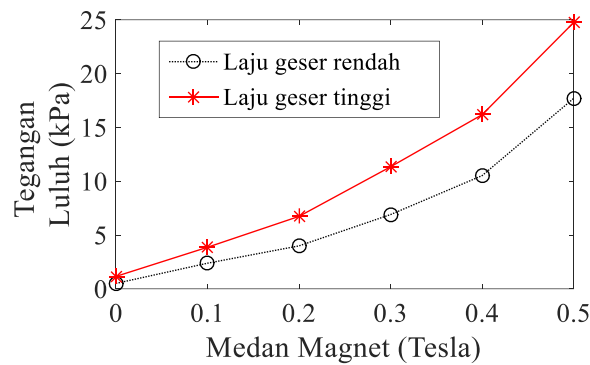
Nilai tegangan luluh yang diperoleh setelah proses optimasi ditunjukkan pada Gambar 3. Gambar tersebut menunjukkan perbedaan hasil prediksi parameter viskositas plastik dan tegangan luluh pada dua konfigurasi yang berbeda. Konfigurasi yang dimaksud adalah basis data yang digunakan untuk prediksi, yaitu data pada rentang data laju geser yang tinggi dan rendah. Pada medan magnet mendekati nol, perbedaan prediksi tegangan luluh pada dua konfigurasi berbeda sekitar kurang dari 1 kPa. Pada medan magnet 0,5 Tesla, perbedaan tegangan luluh antara daerah laju geser rendah dan tinggi bisa hampir 10 kPa. Nilai perbedaan yang semakin besar ini dapat mempengaruhi performansi alat, terutama jika nilai medan magnet semakin tinggi.

Dua jenis viskositas plastik yang merepresentasikan gradien garis lurus persamaan plastik *Bingham* juga dapat diamati pada Gambar 3. Viskositas plastik pada daerah laju geser rendah menunjukkan nilai yang lebih tinggi daripada viskositas pada daerah laju geser tinggi. Sedangkan pada daerah laju geser tinggi, nilainya masih kurang dari 3 Pa

s dan cenderung konsisten. Meskipun nilainya berbeda cukup besar atau sampai seratus kali lipat, perbedaan tersebut tidak akan berpengaruh banyak dalam proses desain perangkat karena parameter ini tidak digunakan dalam proses prediksi performansi desain di makalah ini. Namun, ketika parameter viskositas plastik perlu digunakan, seperti untuk pemodelan para metrik perangkat MR, viskositas plastik yang tepat perlu dipilih secara hati-hati sesuai dengan rentang pengoperasian perangkat MR.

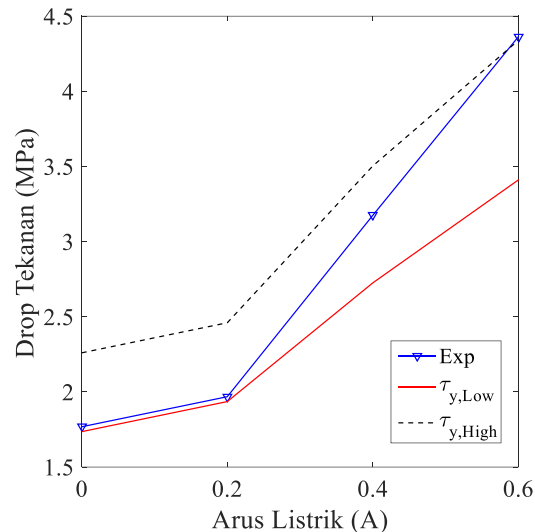


(a)



(b)

Gambar 3. Parameter-parameter yang diperoleh (a) Tegangan luluh dan (b) viskositas plastik



Gambar 4. Prediksi drop tekanan MR katup berdasarkan dua kriteria *yield stress*

Gambar 4 menunjukkan parameter dengan dua kriteria yang berbeda ketika diterapkan untuk memprediksi pengurangan (*drop*) tekanan. Dari hasil perbandingan, hasil prediksi berdasarkan *yield stress* pada daerah laju *shear rate* rendah lebih serupa dengan data eksperimen pada saat arus listrik rendah. Sedangkan hasil prediksi berdasarkan *yield stress* pada daerah laju *shear rate* tinggi lebih serupa dengan data eksperimen pada saat arus listrik tinggi.

KESIMPULAN

Sebuah konsep optimasi untuk prediksi parameter reologi telah dikembangkan dengan metode PSO dan fungsi tujuan yang terinspirasi oleh persamaan *Biplastic Bingham*. Fungsi obyektif mempertimbangkan kesalahan (*error*) di dua wilayah laju geser. Diskusi yang membandingkan prediksi tegangan luluh dengan hasil eksperimen juga telah dilakukan. Singkatnya, perbedaan antara kedua tipe tegangan luluh akan lebih terlihat pada nilai medan magnet yang juga semakin meningkat. Pemilihan tegangan luluh yang tepat perlu dipertimbangkan dengan cermat untuk mendapatkan hasil prediksi terbaik. Kedepannya, platform tersebut perlu dikembangkan lebih lanjut, terutama untuk meningkatkan akurasi dan menjajaki jika digunakan untuk prediksi pada kondisi operasi yang lain.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didanai oleh Hibah Penelitian Skema Kompetitif Dana Masyarakat 2020 dari Sekolah Vokasi (SV), Universitas Gadjah Mada (UGM) dengan kontrak no. 88/UN1.SV/K/2020.

DAFTAR PUSTAKA

- Ashtiani, M., Hashemabadi, S. H., & Ghaffari, A. (2015). A review on the magnetorheological fluid preparation and stabilization. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, 374, 716–730. doi:10.1016/j.jmmm.2014.09.020
- Bahiuddin, I., Mazlan, S. A., Shapiai, M. I., Imaduddin, F., Ubaidillah, & Choi, S.-B. (2019). A new platform for the prediction of field-dependent yield stress and plastic viscosity of magnetorheological fluids using particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 76, 615–628. doi:10.1016/j.asoc.2018.12.038
- Chaudhuri, A., Wereley, N. M., Radhakrishnan, R., & Choi, S. B. (2006). Rheological Parameter Estimation for a Ferrous Nanoparticle-based Magnetorheological Fluid using Genetic Algorithms. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 17(3), 261–269. doi:10.1177/1045389X06063038
- Chauhan, G., Verma, A., Das, A., & Ojha, K. (2018). Correction to: Rheological studies and optimization of Herschel-Bulkley flow parameters of viscous karaya polymer suspensions using GA and PSO algorithms. *Rheologica Acta*, 57(3), 287–291. doi:10.1007/s00397-017-1067-3
- Chen, P., Bai, X.-X., & Qian, L.-J. (2016). Magnetorheological fluid behavior in high-frequency oscillatory squeeze mode: Experimental tests and modelling. *Journal of Applied Physics*, 119(10), 105101. doi:10.1063/1.4943168
- Clerc, M., & Kennedy, J. (2002). The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(1), 58–73. doi:10.1109/4235.985692
- Clerc, Maurice. (1999). The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 1999*, 3, 1951–1957. doi:10.1109/CEC.1999.785513
- Dimock, G. A., Yoo, J.-H., & Wereley, N. M. (2002). Quasi-Steady Bingham Biplastic Analysis of Electrorheological and Magnetorheological Dampers. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 13(9), 549–559. doi:10.1106/104538902030906
- Ghaffari, A., Hashemabadi, S. H., & Ashtiani, M. (2015). A review on the simulation and modeling of magnetorheological fluids. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 26(8), 881–904. doi:10.1177/1045389X14546650
- Imaduddin, F., Amri Mazlan, S., Azizi Abdul Rahman, M., Zamzuri, H., Ubaidillah, & Ichwan, B. (2014). A high performance magnetorheological valve with a

- meandering flow path. *Smart Materials and Structures*, 23(6), 065017. doi:10.1088/0964-1726/23/6/065017
- Mohamad, N., Mazlan, S. A., Ubaidillah, Choi, S.-B., & Nordin, M. F. M. M. (2016). The Field-Dependent Rheological Sifates of Magnetorheological Grease Based on Carbonyl-Iron-Particles. *Smart Materials and Structures*, 25(9), 095043. doi:10.1088/0964-1726/25/9/095043
- Sayyaadi, H., & Zareh, S. H. (2017). Intelligent control of an MR prosthesis knee using of a hybrid self-organizing fuzzy controller and multidimensional wavelet NN. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 31(7), 3509–3518. doi:10.1007/s12206-016-1236-9
- Sherman, S. G., Powell, L. A., Becnel, A. C., & Wereley, N. M. (2015). Scaling temperature dependent rheology of magnetorheological fluids. *Journal of Applied Physics*, 117(17), 17C751. doi:10.1063/1.4918628
- Shilan, S. T., Mazlan, S. A., Ido, Y., Hajalilou, A., Jeyadevan, B., Choi, S.-B., & Yunus, N. A. (2016). A comparison of field-dependent rheological sifates between spherical and plate-like carbonyl iron particles-based magneto-rheological fluids. *Smart Materials and Structures*, 25(9), 095025. doi:10.1088/0964-1726/25/9/095025
- Utami, D., Ubaidillah, Mazlan, S., Imaduddin, F., Nordin, N., Bahiuddin, I., ... Choi, S.-B. (2018). Material Characterization of a Magnetorheological Fluid Subjected to Long-Term Operation in Damper. *Materials*, 11(11), 2195. doi:10.3390/ma11112195