

“OPTIMISASI SISTEM KONTROL LOGIKA FUZZY PADA MOTOR DC BERBASIS MODIFIED QUANTUM PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (MQPSO)”

Adi Alfiansyah, Supriyadi, Sarah Fahira Adriati, Dwi Waluyo Putranto, Fachrudin Hunaini
Universitas Widyagama Malang
syahadialfi@gmail.com, supriadiyy@gmail.com, dwi_smilec@ymail.com,
sarahfahiradri@gmail.com, fachrudin_h@widyagama.ac.id

ABSTRAK. Motor DC adalah motor yang mempunyai karakteristik torsi yang nonlinier terhadap kecepatan. Proses penalaan pada pengontrolan kecepatan motor DC biasanya dilakukan secara manual dengan berdasarkan pada teori penalaan. Kendala yang dialami oleh metode penalaan ini adalah respon yang dihasilkan belum optimal. Sistem kontrol digunakan untuk regulasi kecepatan dari motor DC agar sesuai dengan kebutuhan. Suatu sistem kontrol dibangun dengan tujuan untuk menghasilkan aksi kontroler yang cepat dengan error yang kecil. Fuzzy Logic Control (FLC) merupakan metode sistem kontrol yang handal untuk mengendalikan sistem yang nonlinier. Untuk memperoleh sistem kontrol yang optimal, maka FLC memerlukan nilai parameter yang optimal yaitu memerlukan parameter dalam menentukan lebar membership function. Metode optimisasi merupakan metode yang dapat membantu menentukan nilai yang optimal dari parameter FLC. Modified Particle Swarm Optimization (MQPSO) merupakan pengembangan dari algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) dan Quantum behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) yang memiliki perilaku pencarian partikel lebih detail karena memperhitungkan posisi partikel terhadap $mbest$ dan $gbest$. Berdasarkan simulasi pengaturan kecepatan motor DC yang telah dilakukan, diperoleh hasil bahwa optimisasi parameter FLC menggunakan MQPSO menghasilkan respon yang optimal dibandingkan QPSO dan PSO. MQPSO menghasilkan risetime sistem tercepat sebesar 26.2001ms, sedangkan QPSO sebesar 32.5789ms dan PSO sebesar 44.7084ms.

Kata kunci: Motor DC; FLC; MQPSO

PENDAHULUAN

Teknologi sistem kontrol saat ini telah banyak dirasakan manfaatnya dalam meningkatkan efisiensi produksi di bidang industri, seperti pada motor listrik DC. Dikarenakan motor DC mempunyai karakteristik torsi yang nonlinier terhadap kecepatan dan juga efisiensi yang tinggi (Zuhal,1998). Oleh karena itu diperlukan suatu mekanisme untuk regulasi kecepatan motor DC agar sesuai dengan kebutuhan produksi.

Suatu sistem kontrol dibangun dengan tujuan untuk menghasilkan aksi kontroler yang cepat dengan error yang kecil. Sistem kontrol berbasis teknik kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) memberikan wacana dan inspirasi dalam penggunaan sistem kontrol karena dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia. Aplikasi *Artificial Intelligence* berbasis perilaku (*behavior-based controller*) menjadi alternatif utama untuk digunakan sebagai sistem kontrol (Hunaini et al., 2016) karena memiliki keuntungan dapat mempercepat proses optimisasi pada sistem kontrol dan mengerjakan beberapa *task* dengan lebih cepat, konsisten dan teliti (Amin and Adriansyah, 2006). FLC merupakan metode sistem kontrol yang handal untuk mengendalikan sistem yang nonlinier (Ping et al., 2010) tetapi untuk memperoleh parameter yang dibutuhkan oleh FLC bukanlah pekerjaan mudah. Oleh karena itu, diperlukan proses pelatihan dan pembelajaran (*training and learning*) dengan menggunakan metode optimisasi untuk menala parameter-parameter FLC (Hunaini et al., 2014). Beberapa aplikasi *Artificial Intelligence* telah digunakan pada optimisasi, seperti; *Neural Network* (NN) maupun *Genetic Algorithm* (GA). NN dan GA merupakan metode optimisasi yang dapat digunakan dengan baik untuk menala parameter FLC secara *realtime* tetapi keduanya memiliki kelemahan yaitu struktur sistem optimisasi yang kompleks dan memerlukan memori besar untuk proses komputasi secara *on line* sehingga menjadikan proses mencapai konvergensi semakin lambat (Cai et al., 2007).

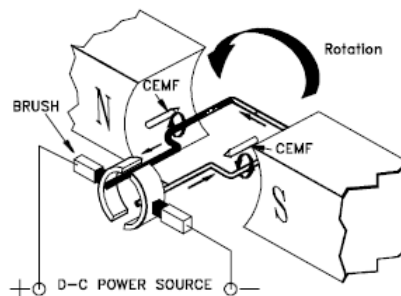
Dalam perkembangan teknologi optimisasi, Kennedy dan Eberhart pada 1995 memperkenalkan metode optimisasi berbasis perilaku yang lebih sederhana dan cepat mencapai konvergensi yaitu metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Kennedy and Eberhart, 1995). PSO

adalah teknik optimisasi dengan mensimulasikan perilaku sosial makhluk hidup (*behave based*), seperti sekawanan ikan atau burung, yang bergerak sesuai dengan tujuan tertentu (J. Kennedy and Eberhart, 2005). Secara umum, PSO telah terbukti sebagai metode yang efisien menyelesaikan banyak permasalahan optimisasi, dengan kesederhanaannya PSO mampu mencapai konvergensi dengan cepat tetapi terkadang cenderung terlalu cepat untuk mencapai *local optimal*, sehingga hasil yang diperoleh bukan merupakan *global optimal* (Sun et al., 2004). Dalam upaya untuk menjamin tercapainya *global optimal* maka digunakan teorema mekanika kuantum sebagai fungsi perubahan posisi dari tiap partikel untuk menjamin tercapainya *global convergence* yang selanjutnya metode ini disebut *Quantum behaved Particle Swarm Optimization* (QPSO) (Hunaini and Rofii, 2016), namun metode QPSO selanjutnya mengalami modifikasi pada parameter *local attractor* sehingga lebih menjamin tercapainya *global convergence* yang lebih cepat dan akurat dan disebut metode *Modified-Quantum Particle Swarm Optimization* (MQPSO).

Oleh karena itu pada penelitian ini dikembangkan sistem kontrol kecepatan motor DC yang optimal menggunakan FLC yang dioptimisasi dengan MQPSO. Pengujian dilakukan secara *Software In the Loop Simulation* (SILS) pada sistem kontrol optimal FLC-MQPSO dengan plant dari motor DC yang direpresentasikan dalam bentuk *transfer function*. sehingga dapat diketahui efektifitas dari sistem kontrol optimal pada motor DC menggunakan FLC-MQPSO.

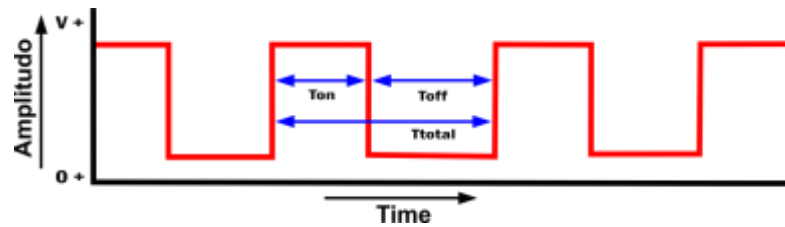
MOTOR DC

Motor DC merupakan motor yang membutuhkan suplai tegangan searah (DC) untuk diubah menjadi energi mekanik. Motor DC mempunyai dua kumparan yang masing-masing menghasilkan energi magnet ketika dialiri arus listrik. Kumparan medan pada motor DC disebut stator (bagian yang tidak berputar) dan kumparan jangkar disebut rotor (bagian yang berputar). Kumparan medan pada stator dapat digantikan oleh magnet permanen untuk motor arus searah dengan kapasitas yang kecil. Pada saat ada arus yang mengalir pada kumparan rotor akan terbentuk medan magnet yang berlawanan dengan medan magnet kumparan stator sehingga terjadi gaya putar pada rotor. Bentuk motor paling sederhana memiliki kumparan satu lilitan yang bisa berputar bebas di antara kutub-kutub magnet permanen (Hunaini and Rofii, 2016). Skema sederhana dari motor DC bisa dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Skema Motor DC sederhana (Hunaini and Rofii, 2016)

Intensitas medan magnet dan arus yang mengalir pada lilitan jangkar merupakan parameter utama yang menentukan kecepatan motor DC. Pengaturan intensitas medan magnet dan arus jangkar akan mengakibatkan perubahan kecepatan dari motor DC. Salah satu metode yang digunakan untuk pengaturan intensitas medan magnet adalah PWM (*Pulse Width Modulation*). PWM digunakan untuk mengatur kecepatan dari motor DC dimana kecepatan motor DC tergantung pada besarnya *duty cycle* yang diberikan pada motor DC tersebut. Pada sinyal PWM, frekuensi sinyal konstan sedangkan *duty cycle* bervariasi dari 0%-100% (Patangia and Gourisetti, 2012). Dengan mengatur *duty cycle* akan diperoleh keluaran yang diinginkan. Sinyal PWM secara umum dapat dilihat dalam gambar 2 :



Gambar 2. Sinyal PWM

$$T_{total} = T_{on} + T_{off}$$

$$\%D = \frac{T_{on}}{T_{total}} \times 100\% = \dots (\%) \quad (1)$$

dimana :

Ton = Periode logika tinggi

Toff = Periode logika rendah

D = Dutycycle (lamanya pulsa tinggi dalam satu periode)

$$V_{out} = \frac{T_{on}}{T_{total}} \times V_{in} = \dots (v) \quad (2)$$

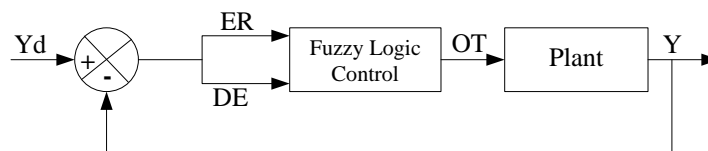
Sedangkan frekuensi sinyal dapat ditentukan dengan rumus berikut :

$$f_{on} = \frac{f_{clk} \cdot 1/10}{N \cdot 256} = \dots (Hz) \quad (3)$$

FUZZY LOGIC CONTROL (FLC)

FLC mempunyai prinsip yang sangat sederhana. Bila pada pengontrol konvensional, sistem yang dikontrol dimodelkan secara analitis oleh sejumlah persamaan diferensial, yang solusinya menentukan aksi kontroler yang harus diberikan pada sistem, maka FLC didasarkan pada suatu model logika yang merepresentasikan proses berfikir seorang operator ketika sedang mengontrol suatu sistem (Zhao et al., 2012). Di sini terjadi suatu pergeseran dari pemodelan sistem yang dikontrol menjadi pemodelan cara berfikir operator.

Beberapa metoda penurunan suatu basis kaidah atur *fuzzy*, diantaranya adalah dengan metoda verbalisasi. Metoda ini didasarkan pada basis aturan kontroler dan pengalaman operator melalui proses verbalisasi. Pendekatan ini alamiah karena aturan FLC menirukan perilaku manusia melalui pernyataan kondisional linguistik.



Gambar 3. Sistem kontrol loop tertutup dari FLC (Jantzen, 1999)

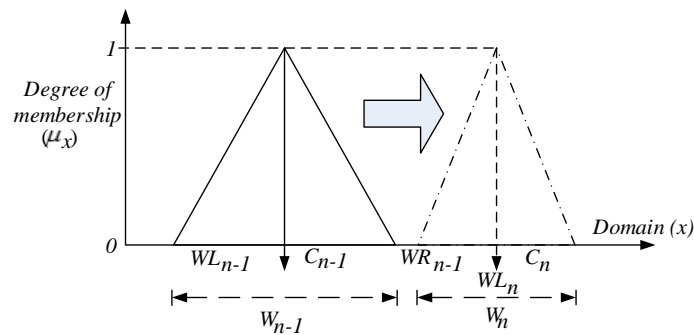
Gambar 3 memperlihatkan sistem kontrol loop tertutup dari FLC dengan ER (*error*) dan DE (*deltaerror*) merupakan *input* FLC dan OT (*output*) adalah besaran yang diberikan pada *Plant*. Dengan metoda verbalisasi aturan kontroler loop tertutup *fuzzy* dapat diturunkan dengan mengamati unjuk kerja sistem.

Struktur utama FLC antara lain fuzzifikasi, himpunan variabel (merubah nilai *error*, *delta error* dan *output* kontrol menjadi variabel *fuzzy*), seperangkat aturan *fuzzy* terdiri dari beberapa aturan *fuzzy* yang dikelompokkan ke dalam basis aturan (*rule base*).

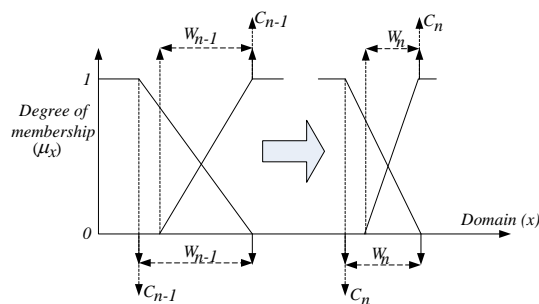
Fungsi keanggotaan (MF) adalah fungsi untuk mengekspresikan derajat keanggotaan *fuzzy*. Bentuk MF yang digunakan dalam penelitian ini adalah bentuk segitiga (*triangular function*) dan bentuktrapesium (*trapezoidal function*), setiap MF pada input kontrol (*error* dan *delta error*) serta

output kontrol terdiri dari tiga MF. Setiap MF memiliki persyaratan bahasa masing-masing, Negatif (N), Nol (Z), Positif (P) (Hunaini et al., 2014).

Perancangan sistem kontrol pada FLC adalah dengan mendesain parameter Fungsi Keanggotaan atau *Membership Function* (MF). Dalam paper ini, lebar dan posisi titik tengah dari bentuk masing-masing MF dapat diubah berdasarkan pada nilai faktor pengali (Δ) dari domain variabel seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4 untuk *triangular function* dan Gambar 5 untuk *trapezoidal function*. Fungsi faktor pengali yang digunakan dalam penelitian ini adalah untuk menentukan bentuk MF. Hal ini berarti bahwa semua parameter masing-masing MF merupakan fungsi dari Δ .



Gambar 4. Parameter MF *triangular*



Gambar 5. Parameter MF *trapezoidal*

Penentuan lebar dan titik tengah pada setiap MF dinyatakan sebagai persamaan berikut (Hunaini et al., 2016):

Perubahan titik tengah dari *trapesoidal* dan *triangular* :

$$C_{new} = C_{initial} \times \Delta \quad (3)$$

Perubahan lebar *trapesoidal* dan *triangular* :

$$W_{new} = W_{initial} \times \Delta \quad (\text{trapezoidal MF}) \quad (4)$$

$$W_{new} = WR_{new} - WL_{new} \quad (\text{triangular MF}) \quad (5)$$

$$WR_{new} = WR_{initial} \times \Delta \quad (6)$$

$$WL_{new} = WL_{initial} \times \Delta \quad (7)$$

Dengan C , WR , dan WL berturut-turut adalah titik tengah, lebar kanan dan kiri, sedangkan subscript "*initial*" berarti nilai awal dan "*new*" adalah nilai baru setelah terjadi perubahan nilai Δ . Jadi ketika perubahan nilai Δ , parameter masing-masing MF akan berubah meliputi perubahan titik tengah (C) dan lebar (WR dan WL) dari bentuk MF. Aturan ini seperti layaknya tabel pengambilan keputusan berisi kombinasi masukan. Apabila referensi (sub set) *fuzzy* adalah berupa MF yang didefinisikan sebagai [N, Z, P] untuk setiap variabel ER, DE, OT maka diperoleh hukum

kontroler IF ER AND DE IS OT . Dari sini, secara umum penyusunan kaidah atur FLC dalam proses kontrol dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Jika keluaran telah sesuai dan beda *error* adalah nol, maka keluaran dari FLC adalah konstan.
2. Jika keluaran belum sesuai dengan yang diinginkan, aksi kontroler tergantung pada tanda dan besarnya *error* dan *deltaerror*.
3. Jika kondisi menunjukkan bahwa *error* dapat dikoreksi dengan cepat oleh aksi kontroler, maka aksi kontroler dijaga tetap.

Dengan kata lain keluaran dari FLC berubah menurut *error* dan *deltaerror*.

MODIFIED-QUANTUM PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (M-QPSO)

PSO adalah metode optimisasi dengan mensimulasikan perilaku sosial makhluk hidup (*behave based*), seperti sekawanan ikan atau burung, yang bergerak sesuai dengan tujuan tertentu. Seiring waktu, metode optimisasi pada *Particle Swarm Optimization* (PSO) mengalami perkembangan yang signifikan. Salah satu metodenya adalah pengembangan metode inovasi yang memberikan fungsi posisi partikel yang terpecah dalam metode PSO. QPSO adalah integrasi antara komputasi kuantum dan PSO. Pada mekanika klasik, partikel digambarkan oleh vektor posisi dan kecepatan, yang menentukan lintasan partikel. Dalam mekanika Newton, partikel bergerak sepanjang jalur yang ditentukan, tapi ini tidak terjadi pada mekanika kuantum. Di dunia kuantum, istilah lintasan menjadi tidak berarti, karena posisi dan kecepatan partikel tidak dapat ditentukan secara simultan sesuai dengan prinsip ketidakpastian. Salah satu kelebihan QPSO adalah mampu menjamin konvergensi global (Hunaini et al., 2014).

Pada variasi QPSO berupa MQPSO (*Modified QPSO*) nilai *mbest* yang merupakan rata-rata nilai dari *pbest* digantikan dengan *gbest* untuk menghasilkan pencarian yang lebih spesifik (Hunaini and Rofii, 2016). Oleh karena itu perhitungan posisi partikel dari MQPSO adalah sebagai berikut :

$$x_i(t+1) = p_i \pm \alpha |gbest - x_i(t)| * \ln(1/u) \quad u \approx U(0,1) \quad (8)$$

Pada penelitian ini nilai koefisien *expansion-contraction* α memiliki nilai 1.2 dan secara linier turun hingga 0.5. Hal ini mengakibatkan proses variasi antara $x(t)$ dan $x(t+1)$ pada iterasi awal akan menghasilkan *diversity* yang besar dan semakin lama semakin kecil. Proses pencarian ini mengakibatkan MQPSO melakukan pencarian secara global pada awal iterasi dan semakin lama pencarian secara lokal dilakukan.

$$\alpha = (\alpha_0 - \alpha_1) \times (iter / maxiter) + \alpha_1 \quad (9)$$

Pengaplikasian modifikasi pada algoritma QPSO menghasilkan proses pencarian yang lebih detail. Hal ini ditunjukkan dengan nilai fitness dari MQPSO yang lebih kecil daripada algoritma QPSO, dan PSO (Hunaini and Rofii, 2016).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pertama yang dilakukan untuk pengujian algoritma optimisasi adalah pemodelan *transfer function*. Pemodelan ini dapat dilakukan menggunakan perhitungan matematis terhadap karakteristik sistem. Untuk mengetahui model dari sistem ini maka diperlukan identifikasi parameter-parameter dari motor DC. Sistem yang ada pada penelitian ini terdiri dari input berupa sinyal PWM, motor DC dan rangkaian *rotary encoder*.

Berdasarkan komponen penyusunnya maka sistem memiliki karakteristik yang merupakan gabungan dari karakteristik masing-masing. Oleh karena itu digunakan pemodelan berdasarkan *software System Identification Toolbox* pada *MATLAB* (Hunaini and Rofii, 2016). Sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

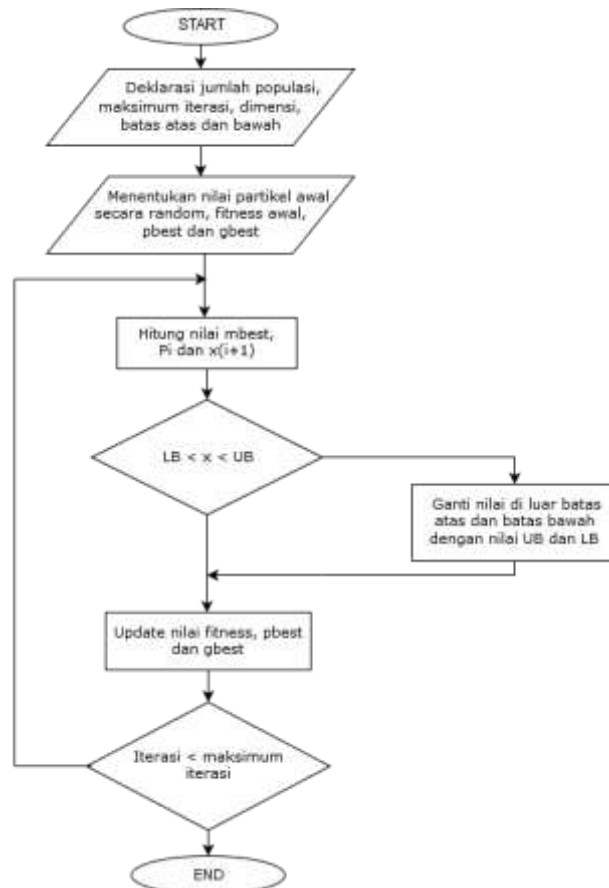
$$F(s) = \frac{-0.001486 s^3 - 0.6119 s^2 + 156.8 s + 48.79}{s^3 + 36.05 s^2 + 136.2 s + 34.98} \quad (10)$$

Transfer function diatas memiliki nilai FTE (*Fit To Estimation*) sebesar 98.64% berdasarkan hubungan antara input dan output sistem. Oleh karena itu *transfer function* diatas dapat digunakan sebagai *transfer function plant* dalam proses optimisasi MQPSO.

Uji SILS (*Software In the Loop Simulation*) merupakan pengujian algoritma optimisasi terhadap parameter FLC yaitu ER, DE, dan OT dengan parameter hasil nilai *fitness* dan respon kontrol. Parameter *fitness* yang digunakan untuk mengetahui performa sistem adalah fungsi *Integral of Time-Weighted Absolute Error* (ITAE).

$$ITAE = \int_0^{\infty} t|\Delta w(t)|dt \quad (11)$$

Proses optimisasi pada penelitian ini dilakukan pada MATLAB berdasarkan *flowchart* yang terdapat pada gambar 6.



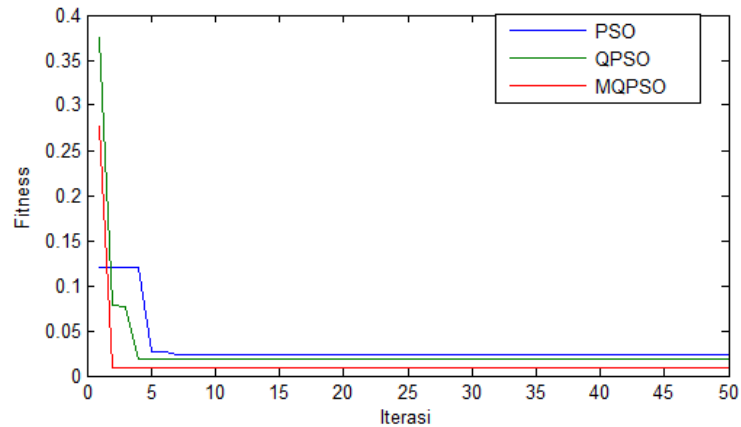
Gambar 6. *Flowchart* FLC-MQPSO

Nilai awal ER, DE, dan OT ditentukan menggunakan metode *trial error*. Nilai awal ini digunakan sebagai dasar untuk menentukan variabel optimisasi yang akan dilakukan. Untuk mengetahui performa dari MQPSO pada penelitian ini digunakan metode optimisasi PSO, dan QPSO sebagai pembanding.

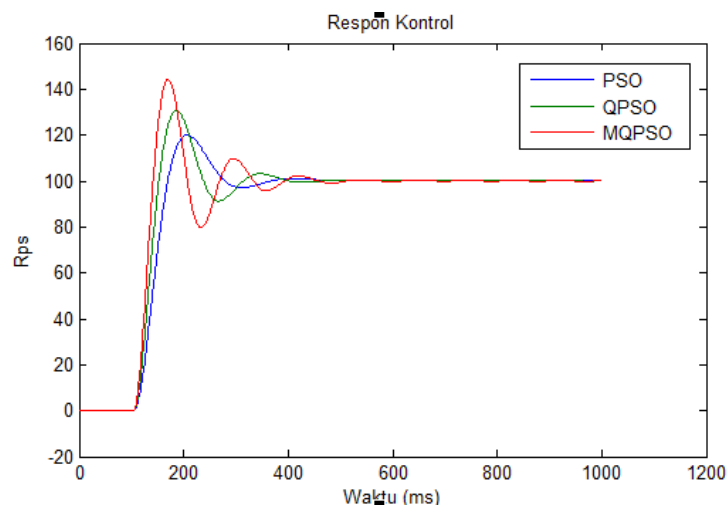
Setelah proses optimisasi dilakukan maka dapat diketahui nilai masing-masing fitness dan parameter FLC hasil optimisasi.

Tabel 1. Parameter FLC Hasil Optimisasi

Metode	Iterasi	Fitness	ER	DE	OT	Risetime (ms)
PSO	6	0.0234	2.5361	6.8798	2.9413	44.7084
QPSO	4	0.0185	1.1808	5.9146	2.2647	32.5789
MQPSO	2	0.0082	1.1914	5.3935	2.9581	26.2001

**Gambar 7.** Laju Perubahan fitness PSO, QPSO dan MQPSO

Gambar 7 menunjukkan perbandingan laju perubahan *fitness* antara masing-masing algoritma optimisasi. Hasil yang diperoleh yaitu MQPSO lebih cepat mencapai *global convergence* pada iterasi ke 2 dengan nilai *fitness* paling kecil yaitu 0.0082, sedangkan pada QPSO sebesar 0.0185, PSO sebesar 0.0234. Hal ini menunjukkan bahwa secara simulasi, algoritma MQPSO memiliki kemampuan optimisasi yang lebih baik dibandingkan PSO dan QPSO.

**Gambar 8.** Respon Kontrol PSO, QPSO dan MQPSO

Gambar 8 menunjukkan grafik perbandingan respon step dari masing-masing metode optimisasi. Berdasarkan grafik tersebut dapat diketahui bahwa MQPSO memiliki respon yang paling cepat dibandingkan QPSO, PSO. Tabel 1 menunjukkan parameter kontrol dan performa dari masing-masing metode optimisasi. Parameter kontrol terdiri dari tiga variable yaitu : ER, DE, dan OT. Sedangkan performa sistem terdiri dari nilai *fitness* dan *risetime*. Berdasarkan tabel diatas diketahui bahwa MQPSO dapat mengoptimisasi parameter FLC untuk menghasilkan respon yang optimal dibandingkan dengan metode optimisasi lainnya. Hal ini ditandai dengan nilai *fitness* yang paling kecil yaitu sebesar 0.0082 dan *risetime* yang cepat sebesar 26.2001ms.

KESIMPULAN

Berdasarkan simulasi optimisasi MQPSO yang telah dilakukan maka diperoleh nilai parameter FLC yang optimal yaitu ER sebesar 1.1914, DE sebesar 5.3935, dan OT sebesar 2.9581 dengan nilai fitness 0.0082 dengan tingkat konvergensi paling cepat pada iterasi ke 2.

Pada uji SILS menunjukkan bahwa algoritma MQPSO memiliki efektifitas yang paling baik. MQPSO menghasilkan parameter FLC yang memiliki respon step yang paling cepat dibandingkan dengan PSO, dan QPSO. *Risetime* yang dihasilkan MQPSO sebesar 26.2001ms, sedangkan PSO dan QPSO masing-masing sebesar 44.7084ms dan 32.5789ms.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin, S.H.M., Adriansyah, A., 2006. Particle Swarm Fuzzy Controller for Behavior-based Mobile Robot, in: Robotics and Vision 2006 9th International Conference on Control, Automation. Presented at the Robotics and Vision 2006 9th International Conference on Control, Automation, pp. 1–6. doi:10.1109/ICARCV.2006.345293
- Cai, L., Rad, A.B., Chan, W.L., 2007. A Genetic Fuzzy Controller for Vehicle Automatic Steering Control. IEEE Trans. Veh. Technol. 56, 529–543. doi:10.1109/TVT.2006.889576
- Hunaini, F., Robandi, I., Sutantra, N., 2016. Optimization of automatic steering control on a vehicle with a steer-by-wire system using particle swarm optimization. Turk. J. Electr. Eng. Comput. Sci. 24, 541–557.
- Hunaini, F., Robandi, I., Sutantra, N., 2014. Optimization Control System using the Quantum Behaved Particle Swarm Optimization on Vehicle Steering Control System with Steer-by-Wire System. J. Teknol. 71. doi:10.11113/jt.v71.3726
- Hunaini, F., Rofii, F., 2016. Sistem Kontrol Kecepatan Motor DC menggunakan PID-MQPSO, in: Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Aplikasinya (SENTIA 2016). Presented at the Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya (SENTIA 2016), Politeknik Negeri Malang.
- Jantzen, J., 1999. Design Of Fuzzy Controllers. Tech. Univ. Den. Dep. Autom. Bldg 326 DK-2800 Lyngby Den. Tech Rep. No 98-E 864 Des.
- Kennedy, J., Eberhart, R., 2005. Tutorial on Particle Swarm Optimization. IEEE Swarm Intell. Symp. 2005 Pasadena Calif. USA.
- Kennedy, J., Eberhart, R., 2005. Tutorial on Particle Swarm Optimization. Presented at the IEEE Swarm Intelligence Symposium 2005, Pasadena, California USA.
- Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle swarm optimization, in: , IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings. Presented at the , IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings, pp. 1942–1948 vol.4. doi:10.1109/ICNN.1995.488968
- Patangia, H., Gouriseti, S.N.G., 2012. A novel strategy for Selective Harmonic Elimination based on a sine-sine PWM model, in: 2012 IEEE 55th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS). Presented at the 2012 IEEE 55th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS), pp. 310–313. doi:10.1109/MWSCAS.2012.6292019
- Ping, E.P., Hudha, K., Harun, M.H.B., Jamaluddin, H., 2010. Hardware-in-the-loop simulation of automatic steering control: Outer-loop and inner-loop control design, in: 2010 11th International Conference on Control Automation Robotics Vision. Presented at the 2010 11th International Conference on Control Automation Robotics Vision, pp. 964–969. doi:10.1109/ICARCV.2010.5707330

- Sun, J., Feng, B., Xu, W., 2004. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior, in: Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.04TH8753). Presented at the Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.04TH8753), p. 325–331 Vol.1. doi:10.1109/CEC.2004.1330875
- Zhao, J., Sheng, X., Sun, J., Xu, W., 2012. A Novel Quantum-behaved Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Application to Parameter Optimization of Fuzzy Neural Networks. *Adv. Inf. Sci. Serv. Sci.*
- Zuhal, 1998. *Dasar Teknik Tenaga Listrik dan Elektronika Daya.*