

Optimasi Fungsi Keanggotaan Fuzzy dengan Hybrid Genetic Algorithm Particle Swarm Optimization pada Self-Balancing Robot

¹ Santoso, ² Puji Slamet, ³ Aris Heri Andriawan, ⁴ Ratna Hartayu, ⁵ Niken Adriaty Basyarach, ⁶ Kurnia Paranita Kartika Riyanti

^{1,2,3,4,5,6} Program Studi Teknik Elektro, Universitas 17 Agustus 1945, Surabaya

¹santoso@untag-sby.ac.id, ²pujislamet@untag-sby.ac.id, ³aris_po@untag-sby.ac.id, ⁴rhartayu@untag-sby.ac.id,

⁵nikenbasyarach@untag-sby.ac.id, ⁶kurniariyanti@untag-sby.ac.id

Abstract - Two-wheeled self-balancing robots require a controller that can rapidly correct body-angle deviations despite uncertainty in sensing, actuation, and mechanical parameters. This study presents an offline hybrid genetic algorithm-particle swarm optimization (GA-PSO) method to tune the triangular membership functions of a Mamdani fuzzy logic controller. Body angle and angular velocity are used as inputs, while the output is a signed pulse-width-modulation command. Genetic algorithm is used to explore feasible membership-function configurations, followed by particle swarm optimization for local refinement around the elite candidates. The revised formulation constrains the ordering of every triangular membership function and employs a normalized objective comprising settling time, peak deviation, steady-state error, integral absolute error, integral squared error, and a PWM control-effort index. The reported comparison from the initial manuscript indicates that the hybrid controller achieved the best response, with a settling time of 0.89 s, peak deviation of 2.3%, steady-state error of 0.08°, IAE of 0.041, and ISE of 0.021. The former energy claim is replaced by a PWM effort index because synchronized voltage-current measurements were not available. The results must be confirmed through repeated hardware trials and time-stamped logs before submission.

Keywords — *self-balancing robot; fuzzy logic controller; genetic algorithm; particle swarm optimization; membership function*

Abstrak—Robot self-balancing roda dua memerlukan pengendali yang mampu mengoreksi deviasi sudut badan secara cepat meskipun terdapat ketidakpastian pada pengukuran, aktuator, dan parameter mekanik. Penelitian ini menyajikan metode hybrid genetic algorithm-particle swarm optimization (GA-PSO) secara offline untuk mengoptimasi fungsi keanggotaan segitiga pada fuzzy logic controller Mamdani. Sudut badan dan kecepatan sudut digunakan sebagai masukan, sedangkan keluarannya adalah perintah pulse-width modulation bertanda. Genetic algorithm digunakan untuk mengeksplorasi konfigurasi fungsi keanggotaan yang layak, kemudian particle swarm optimization digunakan untuk penyempurnaan lokal di sekitar kandidat terbaik. Formulasi yang direvisi menjamin urutan parameter setiap fungsi keanggotaan segitiga serta menggunakan fungsi objektif ternormalisasi yang mencakup waktu tunak, deviasi puncak, galat keadaan tunak, integral absolute error, integral squared error, dan indeks usaha kendali PWM. Nilai perbandingan dari naskah awal menunjukkan bahwa pengendali hybrid memiliki respons terbaik dengan waktu tunak 0,89 s, deviasi puncak 2,3%, galat keadaan tunak 0,08°, IAE 0,041, dan ISE 0,021. Klaim energi sebelumnya diganti menjadi indeks usaha PWM karena pengukuran tegangan dan arus tersinkron belum tersedia. Hasil tersebut harus dikonfirmasi melalui pengujian perangkat keras berulang dan log bertanda waktu sebelum naskah dikirimkan.

Kata Kunci—*robot self-balancing; fuzzy logic controller; genetic algorithm; particle swarm optimization; fungsi keanggotaan.*

I. PENDAHULUAN

Robot self-balancing roda dua merupakan sistem tidak stabil dengan karakteristik menyerupai pendulum terbalik. Deviasi kecil dari posisi tegak harus segera dikompensasi melalui percepatan roda. Respons sistem dipengaruhi oleh noise sensor, perubahan tegangan baterai, saturasi aktuator, perubahan beban, dan dinamika mekanik yang tidak sepenuhnya dimodelkan. Oleh karena itu, desain pengendali harus mempertimbangkan ketelitian respons transien sekaligus usaha kendali yang dibutuhkan [1].

Fuzzy logic controller (FLC) menarik untuk robot self-balancing karena tidak memerlukan model matematis yang sangat presisi dan mampu menangani ketidakpastian sensor [2]. Akan tetapi, kinerja FLC sangat dipengaruhi oleh

bentuk, rentang, dan posisi fungsi keanggotaan. Penentuan parameter secara manual cenderung bersifat subjektif serta memerlukan proses trial-and-error yang panjang. Studi Santoso et al. [9] menunjukkan bahwa penyesuaian parameter fungsi keanggotaan secara langsung memengaruhi stabilitas robot balancing, sehingga diperlukan prosedur optimasi yang sistematis.

Genetic Algorithm (GA) merupakan metode optimasi evolusioner yang efektif untuk pencarian global [3], sedangkan Particle Swarm Optimization (PSO) memiliki kemampuan konvergensi yang baik pada pencarian lokal [4]. Kombinasi kedua metode tersebut dapat memadukan kemampuan eksplorasi GA dan eksploitasi PSO [5], [6]. Penelitian pengendalian robot self-balancing berbasis fuzzy juga telah dilaporkan pada [7], [8]. Studi simulasi robot dua roda berbasis kecerdasan buatan telah dibahas pada [10], sedangkan pengembangan robot balancing dengan Fuzzy-PID telah dilaporkan pada [11].

Penelitian ini merupakan pengembangan dari optimasi fungsi keanggotaan berbasis GA pada robot balancing [12]. Perbedaannya, penelitian ini menambahkan tahap PSO setelah proses GA untuk menyempurnakan kandidat solusi terbaik. Parameter fungsi keanggotaan hasil optimasi kemudian diterapkan pada fuzzy controller robot self-balancing berbasis ESP32.

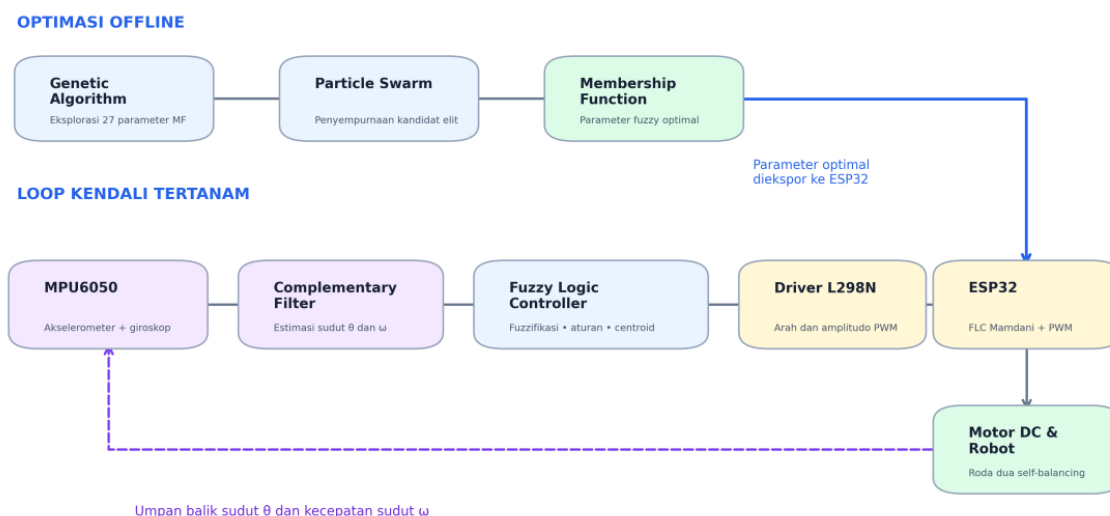
Penelitian ini bertujuan mengoptimasi 27 parameter fungsi keanggotaan segitiga untuk tiga variabel fuzzy, yaitu sudut badan, kecepatan sudut, dan sinyal PWM. Kontribusi penelitian adalah: (1) perancangan optimasi GA-PSO offline yang membedakan proses pencarian parameter dari eksekusi FLC waktu nyata pada ESP32; (2) penerapan kendala kelayakan fungsi keanggotaan; (3) penggunaan fungsi objektif multi-kriteria yang dinormalisasi; serta (4) penyusunan protokol validasi perangkat keras yang dapat menguji hasil secara konsisten. Nilai hasil dari naskah awal disajikan kembali secara transparan sebagai hasil yang masih memerlukan verifikasi pengujian berulang.

II. METODE PENELITIAN

A. Arsitektur sistem

Platform robot terdiri atas sensor MPU6050, mikrokontroler ESP32, driver motor L298N, dua motor DC, baterai, dan rangka robot roda dua. Sensor MPU6050 mengukur data akselerometer dan giroskop. Data tersebut diproses menggunakan complementary filter untuk mengestimasi sudut kemiringan θ dan kecepatan sudut ω . Nilai θ dan ω masuk ke FLC Mamdani, kemudian pengendali menghasilkan sinyal PWM bertanda untuk mengatur arah serta kecepatan motor.

Optimasi GA-PSO tidak dijalankan di dalam loop kendali ESP32. Proses ini dilakukan secara offline pada komputer untuk memperoleh parameter fungsi keanggotaan terbaik. Parameter akhir saja yang diprogramkan pada ESP32 bersama prosedur inferensi FLC. Pemisahan ini penting karena GA dengan 100 generasi dan PSO dengan 50



Gambar 1. Arsitektur sistem robot self-balancing dan proses optimasi offline.

iterasi tidak dapat langsung diklaim sebagai proses waktu nyata pada loop pengendalian robot.

Gambar 1 menunjukkan arsitektur sistem robot self-balancing dan alur optimasi parameter fungsi keanggotaan secara offline. Pada loop kendali utama, MPU6050 digunakan untuk memperoleh informasi sudut kemiringan dan kecepatan sudut yang selanjutnya diproses oleh complementary filter sebelum menjadi masukan FLC. Parameter fungsi keanggotaan hasil optimasi GA-PSO kemudian digunakan oleh FLC pada ESP32 untuk menghasilkan sinyal PWM yang mengendalikan motor DC melalui driver L298N.

B. Model lokal robot

Untuk menjelaskan perilaku di sekitar posisi tegak, robot didekati sebagai pendulum terbalik. Dengan θ sebagai sudut dari posisi tegak, F sebagai gaya ekuivalen roda, M sebagai massa efektif, l sebagai jarak pusat massa terhadap sumbu roda, dan g sebagai percepatan gravitasi, model sederhana dapat ditulis sebagai berikut:

$$\ddot{\theta} = [g \sin(\theta) - (F/M) \cos(\theta)]/l \quad (1)$$

Di sekitar $\theta = 0$, model linear lokalnya adalah:

$$\ddot{\theta} = (g/l)\theta - F/(Ml). \quad (2)$$

Model tersebut hanya digunakan untuk interpretasi rancangan pengendali. Parameter seperti momen inersia roda, torsi motor, gesekan, back-EMF, dan penurunan tegangan baterai tetap perlu dipertimbangkan pada analisis hasil pengujian nyata.

C. Desain fuzzy logic controller

FLC memiliki dua masukan, yaitu sudut kemiringan θ pada rentang $[-20^\circ, 20^\circ]$ dan kecepatan sudut ω pada rentang $[-50^\circ/\text{s}, 50^\circ/\text{s}]$. Keluaran berupa PWM bertanda pada rentang $[-100\%, 100\%]$. Setiap variabel menggunakan tiga himpunan linguistik: Negatif (N), Nol (Z), dan Positif (P). Fungsi keanggotaan berbentuk segitiga dengan parameter a , b , dan c yang harus memenuhi $a \leq b \leq c$. Fungsi keanggotaan segitiga dinyatakan sebagai:

$$\mu(x; a, b, c) = \max\{\min[(x - a)/(b - a), (c - x)/(c - b)], 0\}. \quad (3)$$

Basis aturan terdiri atas sembilan aturan: $(N, N) \rightarrow P$, $(N, Z) \rightarrow P$, $(N, P) \rightarrow Z$, $(Z, N) \rightarrow P$, $(Z, Z) \rightarrow Z$, $(Z, P) \rightarrow N$, $(P, N) \rightarrow Z$, $(P, Z) \rightarrow N$, dan $(P, P) \rightarrow N$. Inferensi menggunakan operator MIN-MAX. Defuzzifikasi menggunakan metode centroid atas keluaran agregat, sehingga implementasi tidak boleh dicampur dengan rata-rata berbobot singleton tanpa penjelasan yang konsisten.

D. Optimasi hybrid GA-PSO

Terdapat sembilan fungsi keanggotaan segitiga, masing-masing dengan tiga parameter. Dengan demikian, kromosom atau posisi partikel direpresentasikan oleh 27 parameter. Batas parameter ditetapkan berbeda untuk setiap variabel: θ berada pada $[-20^\circ, 20^\circ]$, ω pada $[-50^\circ/\text{s}, 50^\circ/\text{s}]$, dan PWM pada $[-100\%, 100\%]$. Penggunaan batas tunggal $[-20, 20]$ untuk semua parameter tidak digunakan karena tidak sesuai dengan satuan dan rentang tiap variabel.

Tahap GA menggunakan populasi 50 individu, 100 generasi, tournament selection berukuran dua, arithmetic crossover dengan probabilitas 0,80, dan mutasi Gaussian dengan probabilitas 0,20. Setelah crossover, mutasi, maupun pembaruan PSO, setiap segitiga diperbaiki melalui clipping terhadap rentang variabel, pengurutan parameter, dan pemaksaan jarak minimum ε antar-vertex. Mekanisme repair ini mencegah fungsi keanggotaan terbalik atau penyebut nol.

Pada tahap PSO digunakan 30 partikel dan 50 iterasi. Solusi terbaik GA dipertahankan sebagai salah satu partikel, sedangkan partikel lain dibangkitkan sebagai perturbasi terbatas di sekitar kandidat elit GA. Persamaan pembaruan kecepatan dan posisi partikel adalah:

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c^1r^1(pbest_i - x_i(t)) + c^2r^2(gbest - x_i(t))$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1),$$
(4)

dengan $w = 0,70$, $c_1 = 1,50$, dan $c_2 = 1,50$. Batas kecepatan dan posisi diterapkan pada setiap iterasi. Strategi berurutan ini menempatkan GA sebagai tahap eksplorasi dan PSO sebagai tahap eksploitasi lokal.

Parameter utama yang digunakan pada proses optimasi hybrid GA-PSO dirangkum pada Tabel 1. Konfigurasi tersebut digunakan secara konsisten pada proses pencarian parameter fungsi keanggotaan, dengan GA sebagai tahap eksplorasi global dan PSO sebagai tahap penyempurnaan lokal terhadap kandidat terbaik yang diperoleh dari GA.

Tabel 1. Parameter optimasi hybrid GA-PSO.

Parameter	Nilai	Keterangan
Populasi GA	50	Individu pada setiap generasi
Generasi GA	100	Tahap eksplorasi
Crossover / mutasi	0,80 / 0,20	Aritmatika / Gaussian
Partikel / iterasi PSO	30 / 50	Tahap penyempurnaan
Koefisien PSO	$w=0,70$; $c_1=c_2=1,50$	Dengan batas posisi dan kecepatan
Variabel keputusan	27	Sembilan fungsi keanggotaan segitiga

Berdasarkan Tabel 1, proses optimasi menggunakan 27 variabel keputusan yang merepresentasikan sembilan fungsi keanggotaan triangular pada tiga variabel fuzzy. Pengaturan tersebut dipertahankan untuk seluruh proses optimasi sehingga perubahan kinerja pengendali dapat dikaitkan dengan perubahan parameter fungsi keanggotaan.

E. Fungsi objektif dan metrik evaluasi

Galat didefinisikan sebagai $e(t) = \theta(t) - r(t)$, dengan $r(t)$ sebagai referensi sudut. Untuk horizon pengujian T, $IAE = \int_0^T |e(t)| dt$ dan $ISE = \int_0^T e^2(t) dt$. Waktu tunak dihitung menggunakan pita toleransi yang harus dinyatakan, misalnya 2%. Karena referensi keseimbangan adalah 0° , deviasi puncak dinyatakan terhadap sudut awal atau gangguan yang didefinisikan secara eksplisit, bukan dibagi oleh nilai tunak nol.

Usaha kendali berbasis PWM dirumuskan sebagai $U_{PWM} = \int_0^T |u_{PWM}(t)| / 100 dt$. Besaran ini adalah indeks tanpa satuan dan bukan energi listrik dalam Joule. Energi fisik hanya dapat dihitung dengan $E = \int_0^T V(t)I(t)dt$ apabila tegangan dan arus direkam secara tersinkron. Fungsi objektif yang digunakan adalah $J(x) = \sum w_k [m_k(x) / m_{k,ref}]$, dengan m_k mencakup Ts , deviasi puncak, Ess , IAE , ISE , dan U_{PWM} . Nilai $m_{k,ref}$ berasal dari pengukuran FLC awal, bobot berjumlah satu dan perlu dianalisis sensitivitasnya.

F. Protokol pengujian dan pengolahan data

Pengujian dilakukan setelah parameter optimal telah diekspor ke ESP32. Empat konfigurasi dibandingkan, yaitu FLC awal, FLC dengan parameter hasil GA, FLC dengan parameter hasil PSO, dan FLC dengan parameter hasil hybrid GA-PSO. Untuk menjamin perbandingan adil, basis aturan fuzzy, batas PWM, firmware pembacaan sensor, koefisien complementary filter, frekuensi sampling, konfigurasi driver motor, dan kondisi mekanik robot harus identik pada seluruh konfigurasi. Satu-satunya elemen yang diubah adalah parameter fungsi keanggotaan.

Setiap pengujian dimulai dari posisi tegak dengan baterai pada rentang tegangan yang dicatat. Robot kemudian diberi kemiringan awal yang sama, misalnya 10° , dan dilepaskan melalui mekanisme yang konsisten. Kriteria kegagalan harus didefinisikan sebelum eksperimen, misalnya ketika $|\theta|$ melebihi batas keselamatan atau robot jatuh.

Durasi tiap percobaan harus cukup untuk menghitung waktu tunak (*settling time*) dan galat (*error*) keadaan tunak (*steady state*). Apabila percobaan diulang, urutan metode sebaiknya diacak agar perubahan kondisi baterai atau pemanasan motor tidak secara sistematis menguntungkan satu metode.

Selain respons dari kemiringan awal, uji gangguan dilakukan untuk menilai ketangguhan. Gangguan dapat berupa dorongan singkat yang besarnya diukur dengan sensor gaya atau massa yang dijatuhkan dari tinggi tetap. Beban tambahan harus dinyatakan dalam kilogram dan ditempatkan pada posisi yang sama. Jika pengujian dilakukan pada lantai miring, sudut kemiringan permukaan wajib dicatat. Semua skenario perlu dilaporkan sebagai kondisi nominal, gangguan, dan perubahan beban; hasilnya tidak boleh digabungkan tanpa penandaan kondisi uji.

Untuk memastikan validitas dan keterbandingan hasil pengujian, informasi eksperimen yang perlu dicatat dikelompokkan ke dalam aspek mekanik, elektronik, sensor, pengujian, dan data. Rincian informasi yang menjadi bagian dari protokol minimum validasi ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Protokol minimum validasi eksperimen.

Komponen	Informasi yang dicatat
Mekanik	Massa robot, radius roda, tinggi pusat massa, model motor dan rasio gearbox
Elektronik	Tegangan/jenis baterai, konfigurasi L298N, frekuensi PWM, sensor arus bila energi dihitung
Sensor	Prosedur kalibrasi MPU6050, koefisien filter, frekuensi sampling, tanda sudut
Pengujian	Sudut awal, besar/lokasi gangguan, beban, permukaan, jumlah ulangan, kriteria jatuh
Data	Waktu, θ , ω , PWM, tegangan dan arus; seed optimasi serta parameter MF akhir

Tabel 2 menjadi acuan pencatatan parameter eksperimen sehingga setiap konfigurasi FLC dapat dibandingkan pada kondisi pengujian yang sama. Pencatatan deret waktu dengan cap waktu yang konsisten juga diperlukan untuk perhitungan waktu tunak, *steady-state error*, IAE, ISE, dan indeks usaha PWM.

Data dikumpulkan sebagai deret waktu dengan cap waktu yang sama untuk semua kanal. Sebelum perhitungan metrik, data diperiksa terhadap sampel hilang, saturasi sensor, dan ketidaksinkronan waktu. Waktu tunak dihitung setelah respons masuk dan tetap berada dalam pita toleransi. IAE dan ISE dihitung secara numerik menggunakan interval sampel aktual. Apabila sudut direkam dalam derajat, satuan IAE dan ISE harus konsisten dan dinyatakan. Penggunaan satuan yang berubah di antara metode akan membuat fungsi objektif dan perbandingan tidak sah.

Parameter fungsi keanggotaan hasil terbaik harus disertakan dalam tabel atau lampiran. Setiap parameter perlu menunjukkan nama variabel, label linguistik, dan tiga vertex segitiga. Kurva fungsi keanggotaan sebelum dan sesudah optimasi kemudian digambar dari parameter tersebut, bukan dibuat secara ilustratif. Ketika fungsi keanggotaan Zero bergeser atau berubah lebar, pembahasan harus mengaitkan perubahan tersebut dengan perilaku sudut di sekitar posisi tegak dan dengan kecenderungan PWM yang dihasilkan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil perbandingan

Tabel 3 menyajikan perbandingan kinerja FLC awal, FLC-GA, FLC-PSO, dan FLC-GA-PSO berdasarkan waktu tunak, deviasi puncak, *steady-state error*, IAE, ISE, dan indeks usaha PWM. Kolom energi sebelumnya diganti menjadi indeks usaha PWM karena tidak ada data tegangan dan arus yang mendukung satuan Joule. Sebelum pengiriman, setiap nilai harus diganti atau dikonfirmasi dengan nilai rata-rata $\pm$ simpangan baku dari pengujian berulang.

Tabel 3. Nilai hasil perbandingan

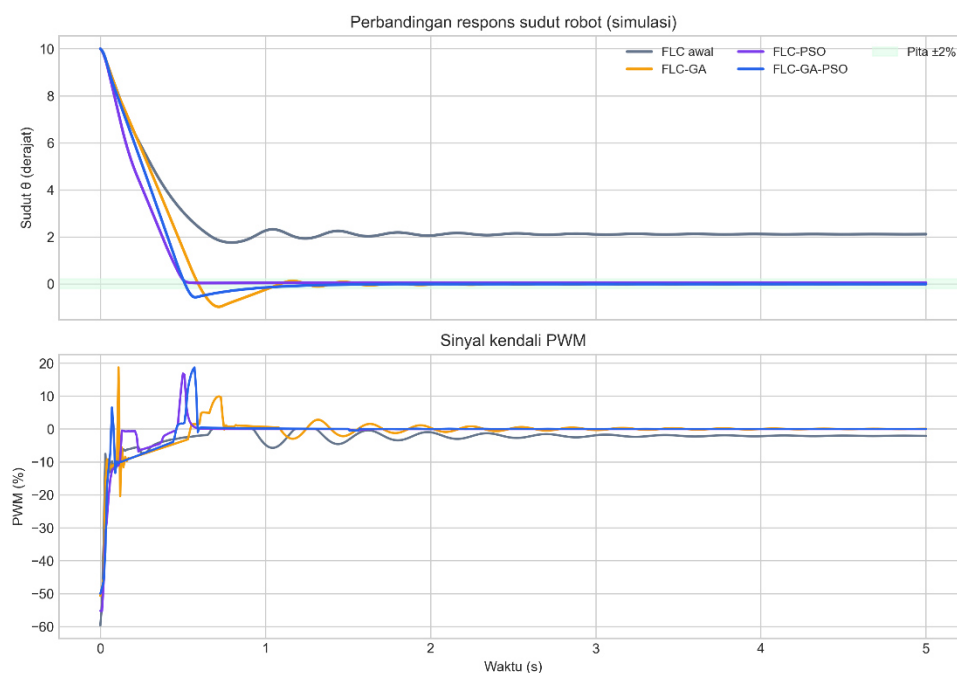
Metode	Ts (s)	Deviasi puncak (%)	Ess (°)	IAE	ISE	Indeks usaha PWM
FLC awal	2,45	12,8	0,95	0,142	0,089	23,4
FLC-GA	1,23	5,6	0,28	0,073	0,041	15,8
FLC-PSO	1,05	4,1	0,19	0,058	0,032	14,2
FLC-GA-PSO	0,89	2,3	0,08	0,041	0,021	12,7

Berdasarkan Tabel 3, konfigurasi FLC-GA-PSO menghasilkan nilai waktu tunak terendah, yaitu 0,89 s, dibandingkan FLC awal sebesar 2,45 s, FLC-GA sebesar 1,23 s, dan FLC-PSO sebesar 1,05 s. Nilai deviasi puncak, *steady-state error*, IAE, ISE, dan indeks usaha PWM juga merupakan yang terendah pada konfigurasi FLC-GA-PSO. Secara visual, kecenderungan tersebut ditunjukkan pada Gambar 2 melalui respons sudut dan sinyal PWM. Berdasarkan nilai tersebut, FLC-GA-PSO memiliki waktu tunak 63,7% lebih singkat daripada FLC awal. Deviasi puncak turun 82,0%, IAE turun 71,1%, dan ISE turun 76,4%. Penurunan ini dapat dijelaskan oleh kemampuan GA menemukan kombinasi parameter yang beragam dan kemampuan PSO memperbaiki konfigurasi di sekitar solusi elit. Namun, perbedaan angka tunggal belum cukup untuk menyatakan keunggulan yang signifikan secara statistik.

B. Validasi dan analisis

Setiap metode harus diuji minimal 10 kali pada kondisi yang sama. Skenario pengujian minimal mencakup pemulihan dari kemiringan awal 10°, gangguan dorong dengan besar dan titik gaya yang didefinisikan, variasi massa beban, serta variasi tegangan baterai. Semua metode harus memakai basis aturan, filter sensor, batas PWM, periode sampling, dan perangkat keras yang sama. Log data harus memuat waktu, θ , ω , PWM, tegangan baterai, serta arus motor jika energi fisik akan dianalisis.

Analisis akhir perlu menyajikan nilai rata-rata, simpangan baku, jumlah kegagalan menjaga keseimbangan, dan uji statistik yang sesuai. Kurva respons sudut harus dilengkapi pita toleransi waktu tunak, sedangkan kurva PWM harus



Gambar 2. Perbandingan respons sudut dan sinyal kendali PWM dari empat konfigurasi FLC.

menunjukkan apakah pengendali menyebabkan osilasi cepat atau saturasi. Hasil fungsi keanggotaan sebelum dan setelah optimasi harus ditampilkan untuk θ , ω , dan PWM, lengkap dengan nilai vertexnya. Dengan demikian, pembaca dapat memeriksa hubungan antara bentuk fungsi keanggotaan dan perubahan kinerja sistem.

Perbandingan respons sudut dan sinyal kendali PWM dari keempat konfigurasi pengendali ditunjukkan pada Gambar 2. Kurva respons sudut menunjukkan bahwa konfigurasi FLC–GA–PSO memiliki waktu pemulihan menuju daerah keseimbangan yang paling singkat dibandingkan konfigurasi lainnya. Pada sisi sinyal kendali, perubahan PWM menunjukkan respons awal pengendali dalam mengoreksi deviasi sudut sebelum mencapai kondisi yang lebih stabil. Hasil visual ini mendukung kecenderungan nilai waktu tunak, error, IAE, dan ISE yang ditampilkan pada Tabel 3.

Gambar 2. Perbandingan respons sudut dan sinyal kendali PWM dari empat konfigurasi FLC.

C. Interpretasi fungsi keanggotaan optimal

Hasil pada Gambar 2 menunjukkan bahwa perubahan parameter fungsi keanggotaan tidak hanya memengaruhi waktu pemulihan sudut, tetapi juga memengaruhi pola sinyal PWM yang diberikan kepada motor. Oleh karena itu, interpretasi parameter fungsi keanggotaan perlu dikaitkan dengan respons sudut dan usaha kendali yang dihasilkan. Dalam sistem penyeimbang, fungsi keanggotaan sudut di sekitar nol menentukan sensitivitas pengendali pada kondisi hampir tegak. Fungsi Zero yang terlalu sempit dapat menyebabkan pengendali sering berpindah ke aturan Negatif atau Positif sehingga sinyal PWM berosilasi. Sebaliknya, fungsi Zero yang terlalu lebar berpotensi membuat koreksi awal terlalu kecil dan memperpanjang waktu tunak. Lebar serta tumpang tindih fungsi Negatif dan Positif juga berpengaruh pada besarnya respons ketika robot mengalami kemiringan yang lebih besar. Karena itu, hasil optimasi tidak cukup dilaporkan sebagai grafik; nilai parameter dan implikasinya terhadap respons perlu dibahas.

Parameter hasil hybrid harus dibandingkan dengan parameter awal untuk ketiga variabel. Bila pusat fungsi Zero sudut bergeser dari nol, penulis perlu menjelaskan apakah pergeseran tersebut berkaitan dengan bias pemasangan sensor, ketidakseimbangan massa, atau karakteristik motor kiri dan kanan. Penjelasan ini penting agar optimasi tidak dipandang sekadar sebagai pencarian angka, tetapi sebagai cara mengompensasi karakteristik sistem nyata. Setiap dugaan mengenai bias perlu diverifikasi melalui kalibrasi atau pengukuran mekanik.

D. Konvergensi dan biaya komputasi

Kinerja GA, PSO, dan hybrid GA–PSO dibandingkan melalui kurva nilai objektif terbaik terhadap generasi atau iterasi. Nilai pada sumbu vertikal harus berupa objektif ternormalisasi J , bukan gabungan metrik dengan satuan berbeda. Kurva sebaiknya dibuat dari beberapa seed dan disajikan sebagai rata-rata beserta rentang variasinya. Jika hybrid menggunakan 100 generasi GA dan 50 iterasi PSO, waktu komputasi total di komputer juga harus dilaporkan. Informasi ini menunjukkan biaya pencarian parameter dan membedakannya dari waktu eksekusi FLC di ESP32.

Keunggulan hybrid hanya dapat diklaim apabila nilai objektif akhir atau performa pengujian konsisten lebih baik daripada GA dan PSO dengan anggaran evaluasi yang sebanding. Jika GA mengevaluasi 50 individu selama 100 generasi, jumlah evaluasi fitness harus dicatat. Demikian juga pada PSO. Perbandingan yang tidak menyamakan anggaran evaluasi berisiko membuat salah satu metode memiliki peluang pencarian lebih besar. Untuk pengujian berikutnya, penulis dapat menyajikan tabel jumlah evaluasi, waktu komputasi, dan nilai objektif terbaik untuk tiap seed.

E. Efisiensi energi

Sinyal PWM yang lebih kecil atau lebih halus dapat diinterpretasikan sebagai usaha kendali yang lebih rendah, tetapi tidak otomatis berarti energi baterai lebih hemat. Daya listrik motor berubah terhadap tegangan, arus, kecepatan, beban, dan kondisi driver. Oleh sebab itu, Tabel 3 menggunakan istilah indeks usaha PWM. Jika penelitian akan membuat klaim penghematan energi, sensor arus harus dipasang dan sampel arus serta tegangan direkam pada interval yang diketahui. Energi kemudian dihitung pada horizon pengujian yang sama untuk seluruh metode. Dengan pengukuran tersebut, pembahasan dapat membedakan pengurangan aktivitas PWM dari pengurangan energi listrik yang benar-benar terjadi.

F. Keterbatasan penelitian

Penggunaan tiga himpunan linguistik untuk tiap variabel membuat pengendali ringkas, tetapi belum tentu cukup untuk rentang operasi yang luas. Model pendulum sederhana tidak menggantikan identifikasi dinamika roda dan motor. Strategi GA–PSO yang diterapkan bersifat offline, sehingga belum menangani perubahan parameter secara adaptif selama robot berjalan. Selain itu, driver L298N dapat menimbulkan rugi tegangan dan saturasi, sehingga kondisi baterai dan aktuator perlu didiskusikan saat hasil perangkat keras dilaporkan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menyusun ulang metode optimasi fungsi keanggotaan fuzzy menggunakan hybrid GA–PSO untuk robot self-balancing roda dua. Perbaikan utama mencakup pemisahan optimasi offline dan eksekusi FLC pada ESP32, penerapan kendala fungsi keanggotaan segitiga yang valid, penggunaan fungsi objektif ternormalisasi, serta koreksi istilah energi menjadi indeks usaha PWM. Nilai hasil awal menunjukkan bahwa FLC–GA–PSO berpotensi memberikan respons terbaik dengan T_s 0,89 s, deviasi puncak 2,3%, Ess 0,08°, IAE 0,041, dan ISE 0,021. Akan tetapi, kesimpulan kinerja perangkat keras hanya dapat dinyatakan setelah nilai tersebut dikonfirmasi dengan pengujian berulang, uji gangguan, data mentah bertanda waktu, dan pengukuran tegangan–arus jika energi listrik dilaporkan.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. J. Åström and R. M. Murray, *Feedback Systems: An Introduction for Scientists and Engineers*, 2nd ed. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 2021.
- [2] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets,” *Information and Control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965, doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- [3] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 1989.
- [4] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” in *Proc. ICNN’95—International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 1995, pp. 1942–1948, doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [5] R. Martínez-Soto, O. Castillo, and L. T. Aguilar, “Type-1 and Type-2 fuzzy logic controller design using a Hybrid PSO–GA optimization method,” *Information Sciences*, vol. 285, pp. 35–49, 2014, doi: 10.1016/j.ins.2014.07.012.
- [6] C.-F. Juang, “A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, vol. 34, no. 2, pp. 997–1006, 2004, doi: 10.1109/TSMCB.2003.818557.
- [7] R. Rojas-Galván et al., “A classic and fuzzy parallel hybrid controller of PD-PI type for a two-wheeled self-balancing robot,” *Automation*, vol. 7, no. 2, Art. no. 49, 2026, doi: 10.3390/automation7020049.
- [8] H. Maghfiroh and H. P. Santoso, “Self-balancing robot navigation,” *Journal of Robotics and Control*, vol. 2, no. 5, pp. 408–412, 2021, doi: 10.18196/jrc.25101.
- [9] S. Santoso, B. Hariadi, R. Hartayu, R. S. Widagdo, W. S. Pambudi, and M. A. Heryanto, “Pengaruh Penyesuaian Parameter Membership Function pada Sistem Kendali Robot Balancing Berbasis Fuzzy Logic,” *Jurnal JEETech*, vol. 5, no. 2, pp. 145–150, Nov. 2024, doi: 10.32492/jeetech.v5i2.5205.
- [10] R. Hartayu, S. Santoso, A. O. U. Kaleka, and M. K. Musakhil, “Desain Simulasi Robot Keseimbangan Dua Roda Dengan Kecerdasan Buatan,” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 6, no. 2, pp. 175–182, 2020, doi: 10.34128/jsi.v6i2.232.
- [11] Santoso, I. A. Wardah, P. Slamet, A. H. Andriawan, and A. R. Algotipiki, “Design and Build Two Wheel Balancing Robot Simulation with Fuzzy PID,” in *Proc. 4th International Conference on Advanced Engineering and Technology (ICATECH)*, 2023, pp. 124–128, doi: 10.5220/0012108300003680.

- [12] S. Santoso, R. Hartayu, K. P. K. Riyanti, A. Ridho'i, W. S. Pambudi, and M. A. Heryanto, "Optimasi Parameter Membership Function pada Sistem Kendali Robot Balancing Menggunakan Algoritma Genetika," *SinarFe7*, vol. 7, no. 1, pp. 315–322, 2025.