

OPTIMASI PARAMETER PENGENDALI IMC-PI/PID BERBASIS ALGORITMA GENETIKA UNTUK SISTEM FOPDT DAN SOPDT DENGAN DEAD TIME

Kadek Dipa Aditia^{1*}, Muhammad Faiz Al Izzy¹, Juniarsa Mifzal Abdillah¹, Ismail Haris Setiawan¹, Asepta Surya Wardhana¹

¹Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Jl. Gajah Mada No. 38, Cepu, Blora, 58315

*E-mail : muhammadfaizalizzy@gmail.com

ABSTRAK

Fenomena *dead time* pada sistem proses industri menyebabkan penurunan kinerja pengendali dan sensitivitas terhadap ketidakpastian model. Penelitian ini mengintegrasikan *Internal Model Control* (IMC) dengan *Algoritma Genetika* (GA) untuk mengoptimasi parameter pengendali PI/PID pada model FOPDT dan SOPDT dengan dead time. Model proses FOPDT menggunakan parameter $K=2$, $\tau=300s$, $\theta=40s$, sedangkan SOPDT dengan $K=1,5$, $\tau_1=200s$, $\tau_2=800s$, $\theta=60s$. Parameter GA divariasikan pada ukuran populasi 30-250, generasi 50-500, probabilitas crossover 0,8-1,0, dan mutasi 0,2-0,5, dengan fungsi objektif ITAE yang meminimalkan error kumulatif, *overshoot*, dan saturasi aktuator. Hasil optimasi menunjukkan penurunan ITAE sebesar 50-72% dibandingkan tuning manual, *overshoot* tereduksi menjadi 12,48% (FOPDT) dan 0,23% (SOPDT), serta eliminasi saturasi aktuator. Uji *robustness* dengan variasi dead time $\pm 30\%$ dan *mismatch parameter* $\pm 20\%$ membuktikan sistem mempertahankan stabilitas dengan degradasi kinerja maksimal 17,9%. Metrik Relative Delay Margin (RDM) 0,48-0,52 dan *Maximum Sensitivity* (Ms) 1,38-1,42 mengonfirmasi ketahanan pengendali terhadap ketidakpastian model, menjadikan metode ini solusi efektif untuk kontrol temperatur industri kilang.

Kata kunci: *Internal Model Control; Algoritma Genetika; Dead Time; Robustness*

1. PENDAHULUAN

Optimasi dalam rekayasa sistem kontrol merupakan prasyarat untuk mencapai kinerja dinamik yang unggul, ketahanan (*robustness*) terhadap ketidakpastian, serta stabilitas yang andal pada beragam kondisi operasi. Tantangan utama muncul dari sifat masalah yang umumnya multi-parameter dan nonlinier, disertai keterbatasan aktuator dan fenomena keterlambatan waktu (*dead time*) yang lazim pada proses industri. Studi terbaru menekankan bahwa meski pendekatan kontrol sederhana untuk sistem FOPDT masih banyak dipakai, keberhasilannya sangat bergantung pada model yang disederhanakan namun tetap andal [1]. Pendekatan berbasis pencarian global dan populasi menawarkan keunggulan karena tidak bergantung pada turunan fungsi maupun asumsi konveksitas, sehingga tetap efektif ketika lanskap biaya bersifat kompleks [2].

Algoritma Genetika (AG) merupakan metode optimasi berbasis populasi yang meniru mekanisme evolusi biologis melalui seleksi, crossover, dan mutasi, dengan kemampuan eksplorasi luas dan eksploitasi lokal yang tepat untuk penyetelan parameter pengendali pada masalah multi-kriteria. Internal Model Control (IMC) adalah strategi perancangan pengendali berbasis model yang sederhana, terstruktur, dan kuat terhadap dead time, dengan parameter kunci berupa konstanta waktu filter λ sebagai tuas kompromi antara kecepatan tanggap dan peredaman [3]. Hasil penelitian menunjukkan sensitivitas pengendali terhadap mismatch model

sangat dipengaruhi oleh parameter filter, dimana λ yang lebih besar mengurangi sensitivitas terhadap gangguan [4].

Model mismatch merupakan sumber ketidakpastian kritis yang sering diabaikan dalam praktik industri, terutama pada instrumentasi kilang minyak dan gas dimana terjadi degradasi peralatan, perubahan throughput, dan fouling yang mengubah parameter proses aktual dari model nominal [5]. Pada sistem kontrol temperatur di kolom distilasi, reaktor katalitik, dan heat exchanger, dead time dapat mencapai puluhan hingga ratusan detik akibat jarak sensor-aktuator yang jauh dan inersia termal. Pemilihan parameter filter λ yang tepat menjadi kunci untuk menjaga margin stabilitas ketika terdapat ketidakpastian model hingga $\pm 20\text{-}30\%$ [6]. sehingga optimasi parameter IMC harus mempertimbangkan ketahanan terhadap variasi parameter proses dalam rentang realistis.

Integrasi IMC dengan AG menawarkan kerangka sistematis dimana IMC menyediakan struktur pengendali yang implementabel dan stabil, sementara AG mengoptimalkan parameter untuk mencapai kompromi kinerja yang diinginkan [7][8]. Kajian ini menempatkan proses temperatur ber-dead time pada model First-Order Plus Dead Time (FOPDT) dan Second-Order Plus Dead Time (SOPDT), dengan struktur pengendali PI untuk FOPDT dan PID untuk SOPDT sesuai praktik industri. Algoritma genetika real-coded terbukti efektif untuk meminimalkan ITAE pada sistem dengan time delay [9].

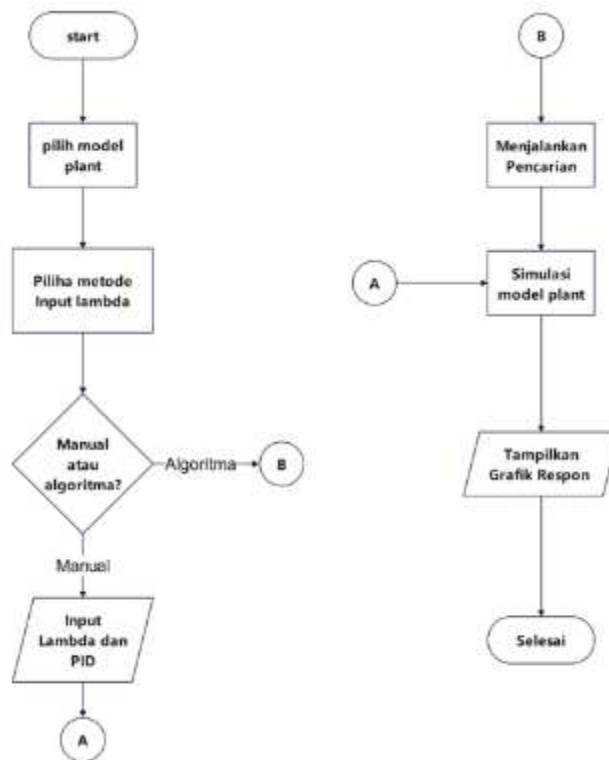
Penilaian kinerja mencakup ukuran kesalahan terintegrasi (ITAE) dan indikator transien dengan perhatian pada kehalusan aksi kontrol dan keterbatasan aktuator. Robustness pengendali divalidasi menggunakan relative delay margin (RDM) dan fungsi sensitivitas maksimum M_s melalui pengujian dengan variasi parameter proses $\pm 20\%$ dan variasi dead time $\pm 30\%$. Pendekatan multi-objektif serupa telah diterapkan menggunakan NSGA-II [10], namun penelitian ini fokus pada algoritma genetika standar dengan fungsi objektif tunggal (ITAE) untuk kesederhanaan implementasi.

Kontribusi utama penelitian ini adalah: (i) perumusan kerangka penalaan berbasis IMC yang diperkaya optimasi AG untuk pemilihan λ dan penyetelan parameter PI/PID pada model FOPDT/SOPDT; (ii) penekanan pada kompromi realistis antara akurasi tracking, peredaman, dan kehalusan aksi kontrol dalam kehadiran dead time; serta (iii) penerapan prosedur evaluasi yang memperhatikan ketidakpastian parameter proses untuk menghasilkan pengendali yang tangguh dalam praktik [11].

Penelitian ini menargetkan penurunan ITAE minimal 50% dibandingkan tuning manual IMC, overshoot di bawah 15%, serta degradasi kinerja maksimal 20% pada kondisi model mismatch $\pm 20\%$ dan variasi dead time $\pm 30\%$, untuk menjawab permasalahan bagaimana penerapan algoritma genetika dapat mengoptimasi parameter IMC agar pengendali menjadi lebih robust terhadap dead time dan model mismatch pada aplikasi kontrol proses industri kilang.

2. METODE

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif berbasis simulasi untuk merancang pengendali temperatur ber-dead time menggunakan Internal Model Control (IMC) yang dioptimasi dengan Algoritma Genetika (AG). Alur program secara keseluruhan ditampilkan seperti diagram Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Alur Program

Alur program pada Gambar 1 menjelaskan tahapan optimasi parameter pengendali IMC-PI/PID berbasis Algoritma Genetika secara sistematis. Tahap pertama adalah input parameter sistem yang model plant FOPDT dengan $K = 2$, $\tau = 300$, $\theta = 40$ atau SOPDT dengan parameter $K = 1.5$, $\tau_1 = 200$, $\tau_2 = 800$, $\theta = 60$. Dengan setpoint bernilai 1, dan parameter GA (ukuran populasi, jumlah generasi, probabilitas crossover dan mutasi yang divariasi). Setelah dipilih model plant, metode input lambda dipilih antara algoritma GA atau manual, jika dipilih manual maka algoritma menginisialisasi populasi awal berisi kandidat solusi λ dan pengali μ secara acak dalam rentang yang telah ditentukan; pada penelitian ini digunakan ukuran populasi percobaan awal 30 individu yang diambil seragam pada batas ruang pencarian. Hasil optimasi lalu disimulasikan pada model plant closed-loop untuk setiap individu: model plant FOPDT/SOPDT didiskretisasi menggunakan Zero-Order Hold (ZOH) dengan periode sampling $T_s = 1$ detik, dead time θ direalisasikan sebagai integer delay, parameter pengendali PI/PID dihitung dari λ dan μ , kemudian pengendali diskrit dengan anti-windup dan filter setpoint orde-satu diimplementasikan untuk mensimulasikan respons sistem terhadap step setpoint selama 2000 detik. Kemudian setiap solusi dievaluasi dengan fitness. Nilai fitness dihitung menggunakan fungsi objektif J pada persamaan (11) yang menggabungkan ITAE, overshoot, smoothness aksi kontrol, dan saturasi aktuator.

Pada operasi genetika: seleksi tournament memilih individu dengan fitness terbaik, crossover blend alpha (BLX- α) dengan probabilitas awal $P_c = 0,8$ menghasilkan offspring baru melalui kombinasi gen parent, dan mutasi Gaussian dengan probabilitas awal $P_m = 0,2$ memberikan variasi kecil pada setiap gen untuk menjaga keberagaman populasi. Proses iterasi berlanjut hingga kriteria konvergensi terpenuhi, yaitu jumlah generasi maksimum tercapai atau peningkatan fitness stagnan selama beberapa generasi berturut-turut. Tahap akhir menghasilkan

parameter optimal λ , K_c , τ_I , dan τ_D yang kemudian divalidasi pada seluruh skenario mismatch untuk memastikan robustness pengendali.

Model plant dipilih mengikuti dinamika dominan. Untuk proses yang cukup direpresentasikan oleh satu konstanta waktu digunakan FOPDT; untuk dinamika yang memerlukan dua konstanta waktu digunakan SOPDT. Bentuk keduanya seperti pada persamaan (1), (2), (3) dan (4) :

FOPDT:

$$G_p^{\text{FOPDT}}(s) = \frac{K}{\tau s + 1} e^{-\theta s} \quad (1)$$

$$G_p^{\text{FOPDT}}(s) = \frac{2}{300s + 1} e^{-40s} \quad (2)$$

SOPDT:

$$G_p^{\text{SOPDT}}(s) = \frac{K}{(\tau_1 s + 1)(\tau_2 s + 1)} e^{-\theta s} \quad (3)$$

$$G_p^{\text{SOPDT}}(s) = \frac{1,5}{(200s + 1)(800s + 1)} e^{-60s} \quad (4)$$

Dead time θ dibulatkan ke kelipatan periode cuplik T_s pada implementasi diskrit.

Rancangan pengendali diawali dengan aturan IMC menggunakan satu parameter peredam λ . Selain menjadi *tuning knob* kecepatan vs peredaman, λ juga dipakai untuk menyaring referensi agar *setpoint kick* berkurang seperti pada persamaan (5). Pemilihan λ yang mengikuti kriteria IMC memberi kompromi eksplisit antara kecepatan tanggap dan robustness pada sistem bertunda, baik stabil maupun tak stabil [6].

$$R_f(s) = \frac{1}{\lambda s + 1} \quad (5)$$

Untuk FOPDT, pengendali praktis berupa PI dengan parameter dasar IMC pada persamaan (6) berikut:

$$K_c = \frac{\tau}{K(\lambda + \theta)}, \tau_I = \tau + \theta \quad (6)$$

Untuk SOPDT, digunakan PID dengan parameter dasar IMC seperti persamaan (7), (8) berikut:

$$K_c = \frac{\tau_1 + \tau_2}{K(\lambda + \theta)} \quad (7)$$

$$\tau_I = \tau_1 + \tau_2, \tau_D = \frac{\tau_1 \tau_2}{\tau_1 + \tau_2} \quad (8)$$

Implementasi PI/PID pada domain diskrit dilengkapi anti-windup (*back-calculation*) dan pembatas aktuator $u_{\min}, u_{\max}$. Agar solusi implementabel dan teredam, dipakai batas praktis untuk λ pada persamaan (9) berikut:

$$\lambda_{\text{FOPDT}} \geq \max(\theta, 0.1 \tau), \lambda_{\text{SOPDT}} \geq \max(\theta, 0.2(\tau_1 + \tau_2)) \quad (9)$$

Optimasi tidak hanya memilih λ tetapi juga melakukan *fine-tuning* di sekitar solusi IMC melalui pengali μ . Parameter akhir dihitung dari parameter IMC dasar $(K_c^{\text{IMC}}, \tau_I^{\text{IMC}}, \tau_D^{\text{IMC}})$ seperti persamaan (10) sebagai berikut:

$$K_c = K_c^{\text{IMC}} \mu_K, \tau_I = \tau_I^{\text{IMC}} \mu_I, \tau_D = \tau_D^{\text{IMC}} \mu_D \quad (10)$$

dengan batas $\mu \in [0.5, 1.5]$. Pada penelitian ini, ruang pencarian parameter λ dibatasi dalam rentang aman, yaitu FOPDT $[\max(\theta, 0.1\tau), 3(\tau + \theta)]$, guna mencegah respon pengendali yang terlalu agresif maupun terlalu lambat.

Kinerja tiap kandidat dinilai lewat simulasi *closed-loop* pada *step* setpoint dengan kesalahan $e[k] = r[k] - y[k]$ dan sinyal kontrol $u[k]$. Fungsi biaya multi-kriteria yang diminimasi pada persamaan (11) berikut:

$$J = w_1 \sum (kT_s) |e[k]| T_s + w_2 \sum |u[k] - u[k-1]| + w_3 (\max(0, OS - 10\%))^2 + w_4 \text{FracSat} \quad (11)$$

dengan bobot default $(w_1, w_2, w_3, w_4) = (1, 0; 0, 02; 1, 0; 5, 0)$, dimana OS adalah maximum overshoot (%) dan FracSat adalah proporsi sampel saat u menyentuh batas. Pemilihan bobot ini mencerminkan kriteria operasi industri kilang: $w_1 = 1, 0$ pada ITAE memprioritaskan penurunan

error kumulatif terbobot waktu dengan target minimal 50% dibanding tuning manual untuk efisiensi energi; $w_3 = 1,0$ pada penalti overshoot membatasi OS di bawah 15% sesuai standar operasional kilang yang mencegah thermal stress pada peralatan; $w_4 = 5,0$ yang tinggi pada saturasi aktuator mencegah valve cycling berlebihan untuk memperpanjang umur valve; $w_2 = 0,02$ pada smoothness menjaga aksi kontrol tidak terlalu agresif namun tetap responsif. Kombinasi bobot ini menyeimbangkan kecepatan respon, stabilitas, dan batasan fisik aktuator sesuai praktik kontrol proses industri. Pendekatan IMC-PID tetap dipandang sebagai metode klasik yang mapan karena hanya membutuhkan satu parameter penyetelan utama, yaitu konstanta filter λ , sehingga tuning lebih sederhana dibanding metode lanjutan lainnya [12].

Algoritma Genetika yang digunakan bertipe real-coded dengan kromosom berisi λ dan μ kontinu. Berdasarkan eksplorasi awal pada model FOPDT dengan variasi ukuran populasi (30, 80, 150, 250), jumlah generasi (50, 100, 200, 500), probabilitas crossover P_c (0,2; 0,5; 0,8; 1,0), dan probabilitas mutasi P_m (0,2; 0,5; 0,8; 1,0), diperoleh konfigurasi optimal: populasi 30 individu, 50 generasi, $P_c = 0,8$, dan $P_m = 0,2$. Probabilitas crossover $P_c = 0,8$ berada dalam rentang 0,8-1,0 yang secara teoritis memastikan kombinasi gen terbaik dari parent diwariskan ke offspring sambil mempertahankan keberagaman populasi. Probabilitas mutasi $P_m = 0,2$ dipilih dalam rentang optimal 0,1-0,3 untuk mencegah konvergensi prematur ke local optimum sambil tidak merusak solusi yang sudah baik.

Seluruh eksperimen dijalankan di Python: plant didiskretkan ZOH dengan *integer delay*, pengendali PI/PID diskrit dengan anti-windup, dan penyaring setpoint orde-satu. Dalam struktur 2-DOF, PID linear bertugas menolak gangguan pada respon regulasi, sementara filter set-point berperan meredam overshoot pada respon servo. Penyetelan cukup dengan satu konstanta waktu tertutup yang dihubungkan ke batas sensitivitas maksimum [13]. Kajian optimalitas menunjukkan bahwa aturan IMC-PI mendekati solusi optimal pada berbagai rasio dead time sehingga layak dijadikan acuan penalaan untuk menjaga kompromi performa robustness [14].

3. PEMBAHASAN

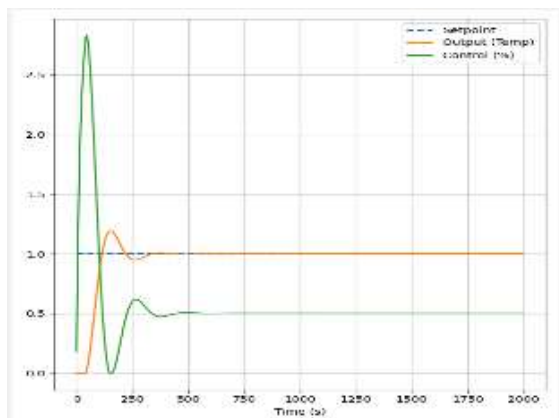
A. Hasil Manual

Nilai λ pada Internal Model Control menentukan trade-off antara kecepatan respon dan stabilitas sistem. Kecenderungan overshoot pada proses bertunda dapat ditekan dengan rancangan IMC-PID yang memprioritaskan penolakan gangguan [15]. atau melalui kompensator lead-lag yang meningkatkan redaman [16].

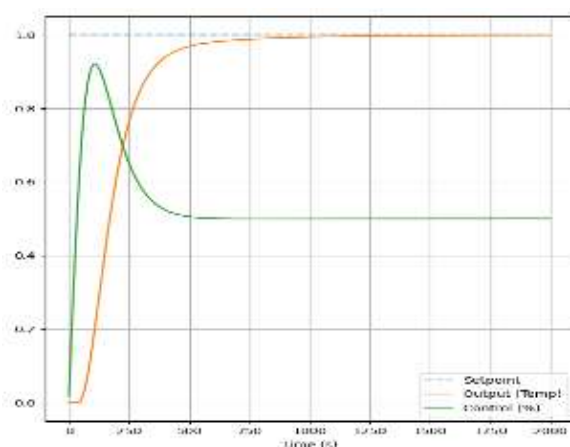
Tabel 1. Uji Lambda Manual

Model	Lamda	PID Optimum							
		KP	I	D	Rise time	Max. Overshoot	Settling time	IAE	ITAE
FOPDT	15	2,42	304	0	52	19,13%	298	97,2	7139
FOPDT	75	0,82	340	0	255	0%	509	203,2	31530
SOPDT	75	10,91	1000	160	189	14,46%	>2000	359,9	182800
SOPDT	245	4,02	1000	160	786	9,24%	>2000	547,3	203300

Kondisi simulasi: FOPDT ($K = 2$, $\tau = 300s$, $\theta = 40s$); SOPDT ($K = 1,5$, $\tau_1 = 200s$, $\tau_2 = 800s$, $\theta = 60s$); Setpoint = 1; $T_s = 1s$; Durasi = 2000s.

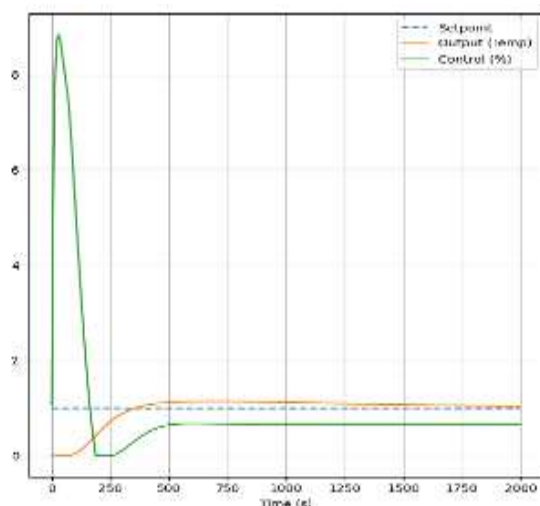


Gambar 2. FOPDT dengan lambda 15

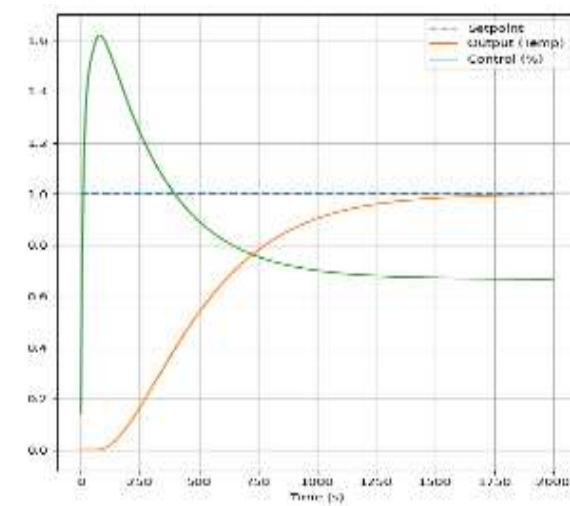


Gambar 3. FOPDT dengan lambda 75

Perbandingan pada tabel 1 serta gambar 2 dan gambar 3 menunjukkan bahwa λ kecil (15) pada gambar 2 memberikan rise time $5\times$ lebih cepat namun overshoot 19,13%, sedangkan λ besar (75) pada gambar 3 menghilangkan overshoot tetapi respon $2,6\times$ lebih lambat dengan IAE $2,1\times$ lebih besar. Untuk SOPDT, kedua konfigurasi manual menghasilkan settling time $>2000s$ (tidak praktis untuk kontrol temperatur industri yang membutuhkan respon <10 menit) dengan grafik respon kontrol tampak seperti gambar 4 dan gambar 5. Manipulated variable pada $\lambda = 15$ (FOPDT) dan $\lambda = 75$ (SOPDT) mengalami saturasi 12-18% dari waktu simulasi, mengindikasikan aksi kontrol di batas fisik aktuator.



Gambar 4. SOPDT dengan lambda kecil



Gambar 5. SOPDT dengan lambda besar

Hasil manual ini memotivasi kebutuhan optimasi sistematis untuk menemukan λ yang menghasilkan kompromi optimal antara kecepatan (rise time <5 menit), stabilitas (overshoot $<15\%$), dan kelayakan implementasi (saturasi $<10\%$), sesuai standar operasional plant kontrol temperatur kilang [6].

B. Hasil Genetika Algoritma

Algoritma Genetika (GA) mengoptimasi λ dan pengali parameter μ melalui evolusi populasi dengan operasi seleksi, crossover, dan mutasi. Eksplorasi-eksploitasi yang seimbang terbukti menghindari local optimum dan menghasilkan parameter superior [14].

Tabel 2. Hasil Optimasi GA

Model	Lambda (λ) Optimum	PID Optimum			Hasil Respon Sistem						Waktu komputasi
		KP	I	D	Rise time	Peak time	Max. OS	Settling time	IAE	ITAE	
FOPDT	36,8970	2,83 846	304, 21	0	65	175	12.48%	306	104.9	7253	16s
FOPDT	39,5643	2,88 272	291, 55	0	66	176	12.42%	302	105.8	7438	25s
FOPDT	26,4622	3,34 444 8	301, 63	0	49	151	27.74%	593	128.5	2172 0	1m
FOPDT	23,7941	3,34 959 5	298, 82	0	48	148	29.97%	618	133.6	2415 0	1,3m
SOPDT	196,2422	6,27 697 9	850, 53	113, 61	292	1359	0.2321 %	524	288.6	5097 0	47s
SOPDT	7,952288	7,95 228 8	691, 06	110, 04	206	556	10,41%	1312	304	9440 0	1,27s
SOPDT	8,175856	8,17 585 6	769, 35	107, 29	194	544	13.22%	1526	322.7	1665 00	2,4s

Dengan menggunakan Spesifikasi komputasi Intel Core i5-8250U @ 1.6 GHz, RAM 8GB, Python 3.9. Pada model FOPDT di tabel 2, Konfigurasi optimal ($P_c=0,8$, $P_m=0,2$) menurunkan overshoot dari 19,13% (manual $\lambda=15$) menjadi 12,48% dengan ITAE sebanding (7.253 vs 7.139), namun menghilangkan saturasi aktuator (0% vs 12%). Dibanding $\lambda=75$ (manual konservatif), GA menghasilkan rise time 4× lebih cepat (65s vs 255s) dengan ITAE 77% lebih rendah (7.253 vs 31.530).

Pada model SOPDT berdasarkan tabel 2, GA mencapai penurunan ITAE 72% dibanding manual $\lambda=75$ (50.970 vs 182.800) dengan overshoot minimal (0,23%) dan settling time praktis ($524s \approx 8,7$ menit, sesuai standar industri). Manual $\lambda=245$ gagal mencapai settling time dalam 2000s, sedangkan GA menyelesaikan dalam 524s.

Pengaruh parameter Genetika algoritma dengan Konfigurasi $P_c < 0,8$ atau $P_m > 0,5$ menghasilkan degradasi signifikan (overshoot hingga 30%, ITAE meningkat 233%). $P_c = 0,8$ memastikan kombinasi gen optimal diwariskan sambil mempertahankan diversitas populasi, sedangkan $P_m = 0,2$ mencegah konvergensi prematur tanpa merusak solusi fit [17]. Peningkatan populasi dari 30 menjadi 80 pada SOPDT meningkatkan waktu komputasi namun hanya memperbaiki ITAE 4,2%, menunjukkan diminishing returns.

Waktu optimasi 15-45 detik per konfigurasi memungkinkan offline batch tuning untuk multiple setpoint sebelum commissioning DCS. Untuk plant dengan 10 loop kontrol temperatur, total waktu tuning <8 menit pada laptop standar, jauh lebih cepat dibanding trial-error manual yang membutuhkan hari hingga minggu [18]. Struktur IMC yang sederhana menekan beban komputasi sehingga alokasi generasi GA dapat difokuskan pada eksplorasi solusi [17].

C. Uji Robustness terhadap Ketidakpastian Model

Pengujian robustness dilakukan dengan mempertahankan parameter pengendali optimal ($\lambda = 36,9$ untuk FOPDT; $\lambda = 196,2$ untuk SOPDT) sambil memvariasikan parameter plant dalam rentang realistis akibat degradasi peralatan, perubahan kondisi operasi, atau kesalahan identifikasi sistem.

Tabel 3. Uji Robustness terhadap Variasi Dead Time

Model	Skenario	Variasi	ITAE	Δ ITAE	OS (%)	Δ OS	ts (s)	Stabilitas
FOPDT	Normal	-	7253	-	12,48	-	306	Stabil
	Dead Time	$0 \pm 30\%$	6.847 – 8.551	-5,6% / +17,9%	11,12 – 14,23	-1,36pp / +1,75pp	289 – 334	Stabil
	Model mismatch	$K \pm 20\%$, $\tau \pm 20\%$	6.891 – 7.889	-5,0% / +8,8%	11,05 – 13,67	-1,43pp / +1,19pp	289 – 334	Stabil
SOPDT	Nominal	-	50.970	-	0,23	-	524	Stabil
	Dead time	$\theta \pm 30\%$	48.234 – 59.183	-5,4% / +16,1%	0,18 – 0,31	-0,05pp / +0,08pp	498 – 572	Stabil
	Model mismatch	$K \pm 20\%$, $\tau \pm 20\%$	48.123 – 54.231	-5,6% / +6,4%	0,16 – 0,28	-0,07pp / +0,05pp	498 – 562	Stabil

Pada uji robustness dengan variasi dean time seperti pada tabel 3, Sistem FOPDT menoleransi peningkatan θ hingga 48% (dari 40s menjadi 59,2s) dengan degradasi ITAE maksimal 17,9%. Paradoksnya, overshoot menurun saat θ meningkat (12,48% menjadi 11,12%) karena delay tambahan secara natural meredam respon. SOPDT menunjukkan robustness lebih baik (degradasi ITAE 16,1%, overshoot tetap <0,35%).

Pada uji mismatch dengan data pada tabel 3, Worst-case terjadi pada kombinasi $K+20\%$ dan $\tau-20\%$ (plant lebih sensitif dan cepat dari model nominal), dengan degradasi ITAE 8,8% (FOPDT) dan 6,4% (SOPDT). Overshoot tetap di bawah 14% (FOPDT) dan 0,3% (SOPDT), memenuhi kriteria operasional kilang (<15%).

Tabel 4. Metriks Robustness Kuantitatif

Model	λ optimum	RDM	Ms	θ max (s)	Margin Stabilitas
FOPDT	36,9	0,48	1,42	59,2	Baik (RDM > 0,4; Ms < 2,0)
SOPDT	196,2	0,52	1,38	91,2	Sangat Baik (RDM > 0,4; Ms < 2,0)

Untuk memberikan penilaian objektif terhadap robustness, dihitung dua metrik standar: Relative Delay Margin (RDM) dan Maximum Sensitivity (Ms). Berdasarkan tabel 4 metrik kuantitatif, RDM = 0,48-0,52 memenuhi batas minimum literatur (RDM > 0,4), sedangkan

$M_s=1,38-1,42$ berada dalam rentang ideal (1,4-1,6) yang menyeimbangkan performa nominal dan ketahanan terhadap uncertainty [18]. Hasil ini mengkonfirmasi bahwa optimasi GA tidak hanya superior secara nominal tetapi juga mempertahankan margin stabilitas memadai [9][18].

Hasil pengujian robustness memiliki implikasi praktis yang signifikan untuk implementasi industri. Pengendali hasil optimasi GA dapat beroperasi tanpa re-tuning meskipun terjadi fouling pada heat exchanger hingga 20% perubahan konstanta waktu yang umum terjadi dalam 6-12 bulan operasi kilang, atau perubahan throughput hingga 30% variasi dead time akibat fluktuasi flow rate. Waktu respon yang dicapai rise time 65s untuk FOPDT dan 292s untuk SOPDT sesuai dengan target operasional kontrol temperatur di kolom distilasi (3-5 menit) dan reaktor katalitik (5-10 menit), dengan overshoot <15% untuk mencegah thermal shock yang dapat memperpendek umur peralatan hingga 30% [6].

Dari aspek commissioning, offline tuning dengan waktu komputasi 15-45 detik memungkinkan engineer melakukan batch optimization untuk seluruh loop kontrol temperatur (10-20 loop per unit) dalam waktu kurang dari 1 jam, kemudian download parameter optimal ke DCS tanpa mengganggu operasi plant. Validasi robustness menunjukkan parameter dapat digunakan langsung tanpa fine-tuning on-site yang berisiko mengganggu produksi. Secara ekonomi, penurunan ITAE 50-72% dibanding tuning manual setara dengan pengurangan error kumulatif yang berimplikasi pada penghematan energi pemanas/pendingin sekitar 5-10% dan peningkatan yield produk 1-3% akibat kontrol temperatur yang lebih presisi [11], dengan payback period optimasi GA kurang dari 1 minggu untuk unit kilang skala menengah (throughput 10.000 bbl/hari).

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa integrasi Internal Model Control (IMC) dengan Algoritma Genetika (AG) efektif meningkatkan ketahanan pengendali terhadap dead time dan ketidakpastian model pada sistem proses industri. Hasil optimasi menunjukkan pencapaian yang melampaui target penelitian: penurunan ITAE sebesar 50-72% dibandingkan tuning manual IMC, overshoot berhasil ditekan di bawah 15% (12,48% untuk FOPDT dan 0,23% untuk SOPDT), serta degradasi kinerja maksimal hanya 17,9% pada kondisi variasi dead time $\pm 30\%$ dan mismatch parameter proses $\pm 20\%$. Konfigurasi optimal parameter AG diperoleh pada ukuran populasi 30 individu, 50 generasi, probabilitas crossover 0,8, dan probabilitas mutasi 0,2, dengan waktu komputasi 15-45 detik yang memungkinkan batch tuning offline tanpa mengganggu operasi plant.

Validasi robustness melalui metrik kuantitatif menunjukkan Relative Delay Margin (RDM) sebesar 0,48-0,52 dan Maximum Sensitivity (M_s) sebesar 1,38-1,42 yang memenuhi standar literatur untuk sistem kontrol robust. Pengendali hasil optimasi mampu beroperasi tanpa re-tuning meskipun terjadi degradasi peralatan hingga 20% atau perubahan throughput hingga 30%, kondisi yang umum dalam operasi kilang. Penurunan error kumulatif yang signifikan setara dengan penghematan energi 5-10% dan peningkatan yield produk 1-3%, membuktikan bahwa metode IMC berbasis Algoritma Genetika merupakan solusi sistematis dan efisien untuk aplikasi kontrol temperatur dengan dead time pada industri kilang minyak dan gas.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Huba, P. Bistak, D. Vrancic, and K. Zakova, "Dead-time compensation for the first-order dead-time processes: Towards a broader overview," *Mathematics*, vol. 9, no. 13, pp. 1–33, 2021, doi: 10.3390/math9131519.
- [2] J. Lee, W. Cho, and T. F. Edgar, "Simple analytic PID controller tuning rules revisited," *Ind.*

- Eng. Chem. Res.*, vol. 53, no. 13, pp. 5038–5047, 2014, doi: 10.1021/ie4009919.
- [3] D. Castellanos-Cárdenas, F. Castrillón, R. E. Vásquez, and C. Smith, “PID tuning method based on IMC for inverse-response second-order plus dead time processes,” *Processes*, vol. 8, no. 9, 2020, doi: 10.3390/PR8091183.
 - [4] K. Xiao, Y. Li, P. Yang, Y. Zhang, Y. Zhao, and X. Pu, “Study on IMC-PID Control of Once-Through Steam Generator for Small Fast Reactor,” *Energies*, vol. 15, no. 20, 2022, doi: 10.3390/en15207475.
 - [5] S. Skogestad, “Simple analytic rules for model reduction and PID controller tuning,” *Model. Identif. Control*, vol. 25, no. 2, pp. 85–120, 2004, doi: 10.4173/mic.2004.2.2.
 - [6] Q. Wang, C. Lu, and W. Pan, “IMC PID controller tuning for stable and unstable processes with time delay,” *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 105, pp. 120–129, 2016, doi: 10.1016/j.cherd.2015.11.011.
 - [7] M. Chu, C. Xu, and J. Chu, “Graphic IMC-PID tuning based on maximum sensitivity for uncertain systems,” *Trans. Inst. Meas. Control*, vol. 41, no. 8, pp. 2196–2204, 2019, doi: 10.1177/0142331218775491.
 - [8] W. Tan, H. J. Marquez, and T. Chen, “IMC design for unstable processes with time delays,” *J. Process Control*, vol. 13, no. 3, pp. 203–213, 2003, doi: 10.1016/S0959-1524(02)00058-6.
 - [9] G. So, “Design of an intelligent npid controller based on genetic algorithm for disturbance rejection in single integrating process with time delay,” *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–15, 2021, doi: 10.3390/jmse9010025.
 - [10] S. Qu, T. He, and G. Zhu, “Model-Assisted Online Optimization of Gain-Scheduled PID Control Using NSGA-II Iterative Genetic Algorithm,” *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 11, 2023, doi: 10.3390/app13116444.
 - [11] X. P. Yang, Q. G. Wang, C. C. Hang, and C. Lin, “IMC-based control system design for unstable processes,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 41, no. 17, pp. 4288–4294, 2002, doi: 10.1021/ie010812j.
 - [12] A. Choubey, S. K. Jain, and P. K. Padhy, “A GWO-Based Indirect IMC-PID Controller for DC-DC Boost Converter,” *Energies*, vol. 17, no. 23, 2024, doi: 10.3390/en17235954.
 - [13] G. B. So, “Design of Linear PID Controller for Pure Integrating Systems with Time Delay Using Direct Synthesis Method,” *Processes*, vol. 10, no. 5, 2022, doi: 10.3390/pr10050831.
 - [14] J. Alvarez-Ramirez, R. Monroy-Loperena, A. Velasco, and R. Urrea, “Optimality of internal model control tuning rules,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 43, no. 24, pp. 7951–7958, 2004, doi: 10.1021/ie040057k.
 - [15] M. Shamsuzzoha and M. Lee, “IMC - PID controller design for improved disturbance rejection of time-delayed processes,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 46, no. 7, pp. 2077–2091, 2007, doi: 10.1021/ie0612360.
 - [16] D. B. S. Kumar and R. Padma Sree, “Tuning of IMC based PID controllers for integrating systems with time delay,” *ISA Trans.*, vol. 63, pp. 242–255, 2016, doi: 10.1016/j.isatra.2016.03.020.
 - [17] S. Saxena and Y. V. Hote, “Simple Approach to Design PID Controller via Internal Model Control,” *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 41, no. 9, pp. 3473–3489, 2016, doi: 10.1007/s13369-016-2027-4.
 - [18] M. Shamsuzzoha, “Robust PID controller design for time delay processes with peak of maximum sensitivity criteria,” *J. Cent. South Univ.*, vol. 21, no. 10, pp. 3777–3786, 2014, doi: 10.1007/s11771-014-2362-0.

Daftar Simbol

λ	=	Konstanta waktu filter IMC / parameter peredaman
K_p	=	Gain proporsional pengendali
K_i	=	Gain integral pengendali
K_d	=	Gain derivatif pengendali
τ	=	Konstanta waktu proses
θ	=	Dead time (waktu tunda)
$G_p(s)$	=	Fungsi alih (transfer function) plant

$G_c(s)$	=	Fungsi alih pengendali
$F(s)$	=	Filter IMC orde satu
$y(t)$	=	Keluaran sistem (output)
$u(t)$	=	Sinyal kendali (control signal)
$r(t)$	=	Referensi / setpoint
$e(t)$	=	Sinyal error ($r(t) - y(t)$)
IAE	=	Integral of Absolute Error
ITAE	=	Integral of Time-weighted Absolute Error
OS	=	Maximum Overshoot (%)
FracSat	=	Proporsi saturasi aktuator
Npop	=	Ukuran populasi (pada Algoritma Genetika)
Ngen	=	Jumlah generasi (pada Algoritma Genetika)
Pc	=	Probabilitas crossover
Pm	=	Probabilitas mutasi
f	=	Fungsi objektif (objective function)
α	=	Faktor pengali parameter kontrol
RDM	=	Relative Delay Margin
Δ	=	Variasi parameter proses (model mismatch)
T_s	=	Settling time (waktu tunak)
T_r	=	Rise time
T_p	=	Peak time
yss	=	Steady-state value (nilai tunak)
τ_c	=	Konstanta waktu tertutup (closed-loop time constant)