

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615192

基于多策略增强粒子群算法的快速 反射镜模糊 PID 控制*

陈 驰^{1,2}, 李 伟^{1,3}, 梁嘉莹^{1,2}, 王志刚¹

(1. 西北工业大学航天学院 西安 710072; 2. 陕西省空天飞行器设计重点实验室 西安 710072;
3. 陕西泛航智能装备技术有限公司 西安 710119)

摘 要:快速反射镜(FSM)作为捕获、跟踪与瞄准(ATP)系统的关键执行机构之一,其控制器参数直接影响系统的动态响应性能与跟踪精度。针对模糊 PID 控制器参数维度多、耦合强,人工整定难以兼顾快速性与稳定性,且实际硬件中驱动幅值限制、测量噪声和柔性机构振动会进一步增加参数整定难度的问题,提出一种融合多策略增强粒子群算法(MEPSO)的快速反射镜模糊 PID 参数寻优方法。首先,引入优化拉丁超立方抽样(OLHS)、种群动态干预和参数自适应 3 种策略对粒子群算法(PSO)进行改进,以提高初始种群覆盖率、抑制迭代过程多样性衰减,并协调全局探索与局部开发能力。其次,构建包含上升时间、调节时间、超调量、时间乘绝对误差积分、稳态误差及工程惩罚项的复合代价函数,引导算法搜索满足驱动幅值限制和响应稳定性约束的控制参数。然后,通过基准函数测试验证所提算法的全局寻优能力,通过多模型仿真和快速反射镜阶跃响应仿真验证参数寻优方法的控制性能,并进一步开展 dSPACE 硬件在环(HIL)实验验证其工程可实现性。dSPACE 实验结果表明,在 0.1°阶跃指令下,与传统粒子群算法优化的模糊 PID 控制器参数相比,所提算法使超调量降低约 80.9%,调节时间缩短约 31.3%,稳态平均偏差进一步降低。研究表明,所提方法能够提升快速反射镜系统的响应平稳性、跟踪精度和工程适用性。

关键词:快速反射镜;模糊 PID 控制;参数寻优;多策略增强粒子群算法

中图分类号: TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035

Fuzzy PID control of fast steering mirror based on multi-strategy enhanced particle swarm optimization

Chen Chi^{1,2}, Li Wei^{1,3}, Liang Jiaying^{1,2}, Wang Zhigang¹

(1. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Shanxi Key Laboratory of Aerospace Vehicle Design, Xi'an 710072, China; 3. Shanxi Fanhang Intelligent Equipment Technology Co., Ltd., Xi'an 710119, China)

Abstract: As one of the key actuators in acquisition, tracking and pointing (ATP) systems, the fast steering mirror (FSM) has controller parameters that directly affect its dynamic response performance and tracking accuracy. To address the problems that fuzzy PID controller parameters are high-dimensional and strongly coupled, that manual tuning is difficult to balance rapidity and stability, and that practical hardware factors such as drive amplitude limitations, measurement noise, and vibration of flexible mechanisms further increase the difficulty of parameter tuning, this paper proposes a fuzzy PID parameter optimization method for fast steering mirror based on a multi-strategy enhanced particle swarm optimization algorithm (MEPSO). First, three strategies, namely optimized Latin hypercube sampling (OLHS), population dynamic intervention, and parameter adaptation, are introduced to improve the particle swarm optimization algorithm (PSO), thereby enhancing the initial population coverage, suppressing population diversity degradation during iteration, and balancing global exploration and local exploitation. Second, a composite cost function including rise time, settling time, overshoot, integral of time multiplied by absolute error, steady-state error, and engineering penalty terms is constructed to guide the algorithm toward control parameters satisfying drive amplitude limitations and response stability constraints. Then, benchmark function tests are conducted to verify the global optimization capability of the proposed algorithm. Multi-model simulations and FSM step response

收稿日期: 2026-04-25 Received Date: 2026-04-25

* 基金项目: 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设(2025QCY-KXJ-162)项目资助

simulations are performed to evaluate the control performance of the parameter optimization method, and dSPACE hardware-in-the-loop (HIL) experiments are further carried out to verify its engineering feasibility. The dSPACE experimental results show that, under a 0.1° step command, compared with the fuzzy PID controller parameters optimized by the conventional PSO algorithm, the proposed algorithm reduces the overshoot by approximately 80.9%, shortens the settling time by approximately 31.3%, and further decreases the steady-state average deviation. The results indicate that the proposed method can improve the response smoothness, tracking accuracy, and engineering applicability of the FSM system.

Keywords: fast steering mirror; fuzzy PID control; parameter optimization; multi-strategy enhanced particle swarm optimization

0 引 言

捕获、跟踪与瞄准 (acquisition, tracking, and pointing, ATP) 系统广泛应用于空间激光通信、光电侦察制导、天文观测等领域^[1-2]。由于上述应用通常具有作用距离远、视场角小和指向精度要求高等特点,ATP 系统需要通过目标探测识别、运动轨迹预测以及光束实时对准的闭环控制,在动态扰动环境下实现对高速运动目标的稳定锁定与精确指向^[3]。快速反射镜 (fast steering mirror, FSM) 作为 ATP 系统中的关键精密执行机构之一,能动态补偿由平台微振动、大气湍流等引起的指向偏差,其响应性能与跟踪精度直接决定系统性能^[4]。因此,如何提升 FSM 控制性能,已成为 ATP 系统稳定闭环跟踪的关键。

针对音圈电机驱动的大行程 FSM,除传统比例—积分—微分 (proportional-integral-derivative, PID) 控制外,研究者围绕高带宽、高精度伺服控制问题提出了多种先进控制方法。例如,面向参数摄动的鲁棒控制^[5-6],基于 Kalman 滤波器^[7]和降阶扩张状态观测器^[8]的改进自抗扰控制,以及滑模控制^[9]等方法,均可在一定程度上提升 FSM 的动态响应性能与扰动抑制能力。然而,上述方法在工程应用中通常需要较准确的对象模型、合理的观测器结构设计或切换控制律设计作为支撑。对于柔性支撑 FSM,控制器复杂度、噪声敏感性以及滑模切换项引起的高频抖振也可能影响实际部署效果。因此,仍有必要探索一种兼顾控制性能、结构简洁性和工程可实现性的控制方法。

模糊 PID 控制在保留 PID 结构简单、工程实现方便等优点的基础上,通过引入模糊规则库对控制参数进行在线修正,能够提高系统对非线性、模型摄动和外部扰动的适应能力,并且已在多类控制系统中得到应用^[10-13]。近年来,模糊 PID 及其改进形式也被引入 FSM 控制中。文献[14]提出一种融合模糊策略与 PID 结构的自适应控制器,可提升系统扰动抑制带宽并降低跟踪误差。文献[15]基于动力学模型设计了 FSM 模糊 PID 控制器,实现了快速无超调的稳定控制。文献[16]在现场可编程门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 平台上实现

了 FSM 自适应模糊增量式 PID 控制,并取得了较好的动态响应和稳定性能。上述研究表明,模糊 PID 控制在 FSM 系统中具有良好的应用潜力。

然而,模糊 PID 控制器通常包含 PID 基准参数、输入模糊因子和输出解模糊因子等多类参数,参数之间存在较强耦合。传统经验试凑方法依赖设计者经验,难以在响应速度、超调抑制和稳态精度之间获得较优折中。模糊 PID 参数整定本质上属于多变量、强耦合的控制器参数优化问题,因此有必要引入智能寻优方法提高参数整定效率和寻优质量。

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 因数学形式简洁、控制参数较少和易于实现等特点,在工程优化和智能控制中受到广泛关注^[17-19]。相关综述表明,PSO 已发展出自适应权重 (adaptive weight PSO, AWPSO)、混沌 (chaos PSO, CPSO) 和混合策略等多种改进方向^[20]。在控制器参数优化领域,PSO 也是常用优化算法之一,时间乘绝对误差积分 (integral of time multiplied by absolute error, ITAE) 则是常用性能评价指标^[21]。目前,PSO 及其改进形式已被用于 PID、模糊或模糊 PID 控制器参数优化^[22-24],为 FSM 模糊 PID 参数寻优提供了方法参考。

尽管如此,传统 PSO 在迭代后期易因种群多样性降低而陷入局部最优;同时,若仅依赖 ITAE 等单一误差积分指标,优化结果容易偏向快速响应参数组合。对于 FSM 系统而言,单一评价方式难以同时约束超调、调节时间、稳态误差以及驱动能量等工程因素,理论最优参数在实际部署中可能引起微振荡甚至激发机械谐振。因此,如何在缓解 PSO 早熟收敛的同时,构建兼顾动态性能、稳态精度和工程约束的复合代价函数,是提升 FSM 模糊 PID 参数寻优效果的关键。

针对上述寻优问题,本文提出一种融合多策略增强粒子群算法 (multi-strategy enhanced particle swarm optimization, MEPSO) 的 FSM 模糊 PID 参数寻优方法。首先,引入优化拉丁超立方抽样 (optimized latin hypercube sampling, OLHS)、种群动态干预和参数自适应策略对传统 PSO 进行改进,以提高初始种群覆盖率、维持搜索过程中的种群多样性,并协调全局探索与局部开发能力。其次,构建一种兼顾动态性能与工程约束的复

合代价函数,将上升时间、调节时间、超调量、ITAE、稳态误差以及工程惩罚项纳入统一评价框架,以引导算法搜索更符合 FSM 实际控制需求的参数组合。最后,通过基准函数测试、多模型仿真、FSM 阶跃响应仿真和 dSPACE 硬件在环实验,对所提方法的寻优能力、控制性能和工程可实现性进行初步验证。

1 FSM 动力学建模与模糊控制器设计

1.1 动力学建模

音圈电机驱动的 FSM 是一个机电非线性系统,其主要结构包含基座、柔性铰链、传感器、磁体、音圈电机和镜面,如图 1 所示。

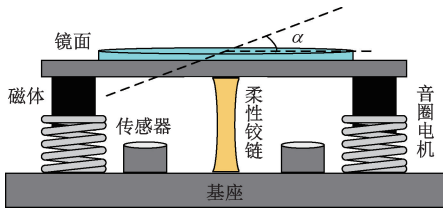


图 1 音圈型 FSM 结构图

Fig. 1 Structure diagram of voice coil FSM

其中,音圈电机作为驱动元件,利用载流线圈在磁场中产生的安培力驱动镜面偏转;柔性铰链提供弹性支撑与回转自由度;传感器实时检测镜面转角并转换为电信号。

根据基尔霍夫电压定律,单侧音圈电机电枢回路的动态平衡方程可表示为:

$$u(t) = L \frac{di(t)}{dt} + Ri(t) + K_e \frac{dx(t)}{dt} \quad (1)$$

式中: $u(t)$ 为输入电压; $i(t)$ 为电枢电流; L 和 R 分别为线圈的等效电感和电阻; K_e 为反电动势系数; $x(t)$ 为音圈电机相对位移。

基于 FSM 负载的动力学特性,根据牛顿-欧拉动力学方程,系统绕单轴转动的力矩平衡方程为:

$$2K_t r i(t) = (J + 2mr^2) \ddot{\alpha}(t) + 2cr^2 \dot{\alpha}(t) + K_s \alpha(t) \quad (2)$$

式中: K_t 为单侧电机的推力系数; r 为力作用点到回转中心的距离; J 为镜面转动惯量; $\alpha(t)$ 为转动角度; m 为单侧音圈电机质量; c 为单侧电机的等效线阻尼系数; K_s 为旋转刚度系数。

FSM 在微小角度偏转条件下(通常不超过 $\pm 2^\circ$, 此时 $\sin \alpha(t) \approx \alpha(t)$ 的近似误差小于 0.06%), 直线位移与偏转角度的运动学耦合关系可近似为:

$$x(t) \approx r \alpha(t) \quad (3)$$

将式(3)代入式(1),再联立式(2)后进行拉普拉斯

变换,推导可得 FSM 系统从输入电压到输出角度的开环传递函数:

$$G(s) = \frac{2K_t r}{[(J + 2mr^2)s^2 + 2cr^2s + K_s](Ls + R) + 2K_e K_t r^2 s} \quad (4)$$

可知式(4)是一个三阶系统,在典型 FSM 参数下,其极点常由一对共轭复根与一个实根构成,表明系统呈现欠阻尼特性。此时,系统的阶跃响应易出现振荡,且柔性支撑结构可能激发高频机械谐振。上述特性对控制器的动态响应能力与稳定性提出了较高要求。

1.2 模糊控制器结构与规则设计

本文采用基于参数在线修正的模糊 PID 控制结构,通过模糊推理机制实时修正 PID 的比例、积分和微分系数,利用模糊逻辑的自适应能力克服柔性机构非线性摩擦、模型参数摄动及外部扰动。

模糊 PID 控制系统结构如图 2 所示, e 和 ec 分别为误差和误差变化率, q_e 、 q_{ec} 分别为输入模糊因子, q_p 、 q_i 、 q_d 分别为输出解模糊因子, E 、 EC 分别为模糊推理输入, ΔP 、 ΔI 、 ΔD 分别为模糊推理输出。

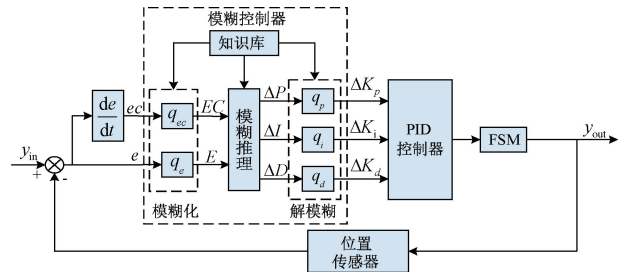


图 2 模糊 PID 控制结构

Fig. 2 Block diagram of fuzzy PID control

模糊 PID 最终控制参数表达式为:

$$\begin{cases} K_p = K_{p0} + \Delta K_p \\ K_i = K_{i0} + \Delta K_i \\ K_d = K_{d0} + \Delta K_d \end{cases} \quad (5)$$

式中: K_{p0} 、 K_{i0} 、 K_{d0} 为 PID 控制器的基准初始参数; ΔK_p 、 ΔK_i 、 ΔK_d 为模糊推理系统输出的实时修正量。

将各变量的论域均划分为 7 个模糊子集: NB (负大)、NM (负中)、NS (负小)、ZO (零)、PS (正小)、PM (正中)、PB (正大)。设定输入变量的变化区间为 $[-6, 6]$, 输出变量的变化区间为 $[-3, 3]$ 。为兼顾控制的响应灵敏度与稳态平滑度,各变量在零点附近采用灵敏度较高的三角形隶属函数,在论域边界则采用过渡更为平缓的 Z 形或 S 形函数,如图 3 所示。

建立的 49 条模糊控制规则如表 1 所示,推理过程采用标准的 Mamdani 型逻辑,最后利用重心法进行解模糊

处理,将模糊推理结果转化为精确的参数补偿量。

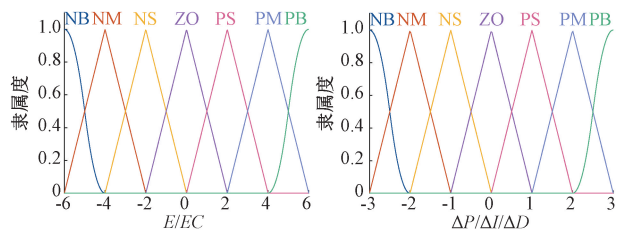


图 3 输入输出隶属函数
Fig. 3 Input and output membership functions

表 1 模糊规则表
Table 1 Fuzzy rule table

$\Delta K_p/\Delta K_i/\Delta K_d$		ec						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
e	NB	PB/NB/PS	PB/NB/ZO	PM/PM/ZO	PM/NM/ZO	PS/NS/ZO	ZO/ZO/ZO	ZO/ZO/NS
	NM	PB/NB/PS	PB/NB/ZO	PM/PM/ZO	PS/NS/ZO	PS/NS/ZO	ZO/ZO/ZO	NS/ZO/ZO
	NS	PM/NB/ZO	PM/NM/ZO	PB/NS/ZO	PM/NS/ZO	ZO/ZO/ZO	NS/PS/ZO	NS/PS/ZO
	ZO	PM/NM/ZO	PM/NM/ZO	PS/NS/ZO	ZO/ZO/ZO	NS/PS/ZO	NM/PM/ZO	NM/PM/ZO
	PS	PS/NM/ZO	PS/NS/ZO	ZO/ZO/ZO	NS/PS/ZO	NS/PS/ZO	NM/PM/ZO	NM/PB/ZO
	PM	PS/ZO/PB	ZO/ZO/ZO	NS/PS/PS	NM/PS/PS	NM/PM/PS	NM/PB/PS	NM/PB/PB
	PB	ZO/ZO/PB	ZO/ZO/PM	NM/PS/PM	NM/PM/PM	NM/PM/PS	NB/PB/PS	NB/PB/PB

2.1 多策略增强的 MEPSO

传统 PSO 通过粒子群之间的合作与竞争实现全局寻优。在 D 维搜索空间中,粒子初始化公式为:

$$x_i = lb + \eta_i(ub - lb) \tag{6}$$

式中: x_i 为第 i 个初始化粒子; lb 、 ub 分别为搜索的下界与上界; η 为 $0 \sim 1$ 之间随机数。

粒子速度和位置更新公式为:

$$\begin{cases} v_{i,d}^{k+1} = wv_{i,d}^k + c_1r_1(p_d^k - x_{i,d}^k) + c_2r_2(g_d^k - x_{i,d}^k) \\ x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \end{cases} \tag{7}$$

式中: w 为惯性权重; c_1 、 c_2 分别为个体学习因子和社会学习因子; r_1 、 r_2 为 $0 \sim 1$ 之间随机数; p_d^k 和 g_d^k 分别为个体历史最优位置和全局最优位置。

针对 PSO 初始化随机性强、迭代后期种群多样性衰减以及固定参数难以适应不同搜索阶段等问题,本文从初始分布、种群演化和参数调节 3 个方面进行改进。OLHS 初始化策略用于提高初始种群覆盖性,种群动态干预策略用于抑制多样性塌缩和搜索停滞,参数自适应策略用于根据搜索状态协调全局探索与局部开发。三者分别对应 PSO 寻优过程中的初始分布、种群演化和参数调节环节,共同构成面向 FSM 模糊 PID 参数寻优的多策略增强机制。

2 基于 MEPSO 算法的模糊 PID 优化

本文采用 MEPSO 算法对模糊 PID 控制器的关键参数进行寻优。由于 FSM 系统的输入参考指令幅值及传感器量程固定,本文预先设定了输入端的模糊因子 q_e 与 q_{ec} 。优化变量聚焦于 PID 基准参数 K_{p0} 、 K_{i0} 、 K_{d0} 和输出解模糊因子 q_p 、 q_i 、 q_d 。上述 6 个参数构成 PSO 的搜索空间,每个粒子的位置向量对应一组控制参数,将其代入仿真模型中计算控制性能即可获得个体代价。

1) OLHS 初始化策略

采用式(6)所得初始种群在搜索空间中的分布均匀性难以保证,不利于后续寻优过程的收敛效率。因此,引入 OLHS 对初始化方法进行改进。

拉丁超立方抽样(latin hypercube sampling, LHS)将各维度搜索空间均匀划分为与种群规模 N 数量相等的子区间,确保粒子单一维度上的投影均匀性。通过最大最小距离准则最大化种群内个体间的最小欧氏距离,以此生成高均匀度分布的基础种群:

$$P_{\text{lhs}} = \operatorname{argmax} \left\{ \min_{1 \leq i \neq j \leq N} d(x_i, x_j) \right\} \tag{8}$$

式中: N 为种群规模; x_i 、 x_j 为种群中的位置向量; $d(\cdot, \cdot)$ 为欧氏距离; P_{lhs} 为基础种群。

为进一步挖掘解空间的潜在盲区并扩大搜索边界,在 LHS 基础种群上引入反向学习机制。在归一化搜索区间内,对基础种群进行空间反向映射,生成同等规模的反向种群 P_{opp} ,映射函数为:

$$P_{\text{opp}} = 1 - P_{\text{lhs}}, i = 1, 2, \dots, N \tag{9}$$

将基础种群 P_{lhs} 与反向种群 P_{opp} 合并,构建规模为 $2N$ 的扩展候选集合。所有候选个体均映射至物理参数空间并在计算综合代价后由小到大排序,截取排名前 N 的个体作为最终初始种群。

在二维参数空间中对 3 种初始化策略进行对比验证,设置统一坐标范围 $[0, 10] \times [0, 10]$,种群规模为 50。

每种策略均进行 30 次独立重复实验并记录其最小点间距和区域覆盖率两项关键性能指标。实验结果的均值及标准差如表 2 所示。

表 2 初始化对比表

Table 2 Comparison of initialization methods

指标	Random	LHS	OLHS
最小点间距	0.15±0.07	0.34±0.05	0.52±0.05
区域覆盖率/%	39.60±2.40	42.40±2.10	44.80±1.70

实验数据表明,OLHS 初始化能够有效提升初始种群的间距和空间覆盖率。

2) 种群动态干预策略

传统 PSO 在迭代后期易因种群多样性衰减而陷入搜索停滞。为此,提出一种基于种群状态监测的动态干预策略。通过阶段式动态阈值评估种群多样性,在检测到多样性低于警戒水平时,主动触发干预操作,以恢复种群活力并拓宽搜索范围。

采用归一化距离标准差法作为种群多样性指标能连续、准确地反映有限粒子数下的集聚状态:

$$Div = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D \frac{\sigma_j}{\kappa R_j} \tag{10}$$

式中: σ_j 为第 j 维样本标准差; R_j 为参数范围; κ 为理论标准差。

设当前优化进度为 t , 动态阈值函数 $\tau(t)$ 设计为随 t 递增而递减的多样性指标最低要求, 如式 (11) 所示。

$$\tau(t) = \begin{cases} [\tau_1^e, \tau_2^e, \tau_3^e], & t < t_1 \\ [\tau_1^m, \tau_2^m, \tau_3^m], & t_1 \leq t < t_2 \\ [\tau_1^l, \tau_2^l, \tau_3^l], & t \geq t_2 \end{cases} \tag{11}$$

为适应不同迭代阶段的搜索需求,在优化前期、中期和后期设置逐渐减小的多样性警戒阈值。前期采用较高阈值以抑制过早聚集并增强全局探索,中期适当降低阈值以兼顾多样性保持与局部收敛,后期进一步降低或关闭干预以避免扰动最终收敛结果。同时,在每个阶段内根据多样性衰减程度设置强、中、弱三级干预强度,以匹配不同程度的搜索停滞状态。

当监测到多样性指标 Div 跌破当前阶段阈值时激活干预机制。当监测到边界吸附粒子聚集比例超过阈值时,触发边界弹性重置策略,将部分边界粒子向可行域内侧进行随机弹性反弹。当粒子聚集密度过高且陷入局部停滞时,触发高密度网格散射策略,对个体代价较大的部分粒子施加与优化进度成反比的动态步长噪声,或引导其围绕当前全局最优解展开高斯扰动。面对未触发上述状态的一般性早熟停滞,基于代价分层锁定代价值较大的劣势个体,在算法探索期进行全域随机重置,而在开发期引

导其在全局最优解附近进行小范围的高斯随机游走。

3) 参数自适应策略

传统 PSO 的惯性权重 w 与学习因子 c_1, c_2 通常采用固定值或预设衰减曲线,缺乏对搜索状态的感知与响应能力。与上述直接干预粒子位置的策略不同,本小节从算法参数层面入手,为 PSO 的搜索行为提供持续在线的适应性调节。引入的参数自适应策略能够根据当前迭代阶段与种群多样性调整惯性权重及学习因子,使算法基于当前搜索阶段与种群分布特征,灵活协调全局探索与局部开发的权重分配。

将式 (7) 中的惯性权重 w 定义为基础衰减与反馈调节系数的乘积,表达式如式 (12) 所示。

$$w(t) = w_{base}(t) \cdot \lambda(Div(t)) \tag{12}$$

式中: $w_{base}(t)$ 表示随迭代次数逐渐降低的基础权重; $\lambda(Div(t))$ 表示基于当前种群多样性 $Div(t)$ 的反馈调节系数。

当监测到种群多样性低于 Div_{low} 时,算法通过增大 λ 来提升 w ,增强粒子的飞行惯性,帮助种群跳出局部最优。当多样性高于 Div_{high} 时,则适当降低 w 以加快收敛速度。

$$\lambda(Div(t)) = \begin{cases} 1 + \Delta_{inc}, & Div(t) < Div_{low} \\ 1 - \Delta_{dec}, & Div(t) > Div_{high} \\ 1, & Div_{low} < Div(t) < Div_{high} \end{cases} \tag{13}$$

式中: $\Delta_{inc}, \Delta_{dec}$ 表示惯性补偿的幅度。

学习因子 c_1 和 c_2 也采用了基于状态的动态调整:

$$c_1(t) = \alpha_1(Div(t)) \cdot \beta(t) \tag{14}$$

$$c_2(t) = \alpha_2(Div(t)) \cdot \beta(t) \tag{15}$$

式中: $\alpha_1(Div(t))$ 和 $\alpha_2(Div(t))$ 分别表示个体因子和社会因子系数基于当前种群多样性的基础值; $\beta(t)$ 表示随时间变化的微调因子。

$\alpha(Div(t))$ 决定了搜索模式的主导权,当种群陷入停滞,即 $Div(t) < Div_{low}$ 时,设定 $\alpha_1 > \alpha_2$,通过增大个体认知项的比重。正常状态下,维持 $\alpha_1 \approx \alpha_2$ 或 $\alpha_2 > \alpha_1$,利用群体信息加速寻优。该策略结合时间衰减趋势与实时状态反馈,使算法能够在迭代中寻找全局探索与局部开发之间的平衡点。

2.2 复合代价函数

仅以 ITAE 为优化目标时,算法容易偏向快速响应参数组合,导致超调或微振荡;单纯抑制超调又可能产生响应缓慢或欠跟踪的参数。为同时兼顾 FSM 模糊 PID 参数优化中的动态性能与工程约束,本节构建的复合代价函数将响应时间、超调、稳态误差、驱动能量和波形异常等指标纳入统一评价框架,用于指导 MEPSO 搜索较优参数。

基础性能代价函数定义为:

$$J_{\text{base}} = \omega_{\text{tr}} J_{\text{tr}} + \omega_{\text{ts}} J_{\text{ts}} + \omega_{\text{os}} J_{\text{os}} + \omega_{\text{i}} J_{\text{i}} + \omega_{\text{ss}} J_{\text{ss}} \quad (16)$$

式中: ω_{tr} 、 ω_{ts} 、 ω_{os} 、 ω_{i} 和 ω_{ss} 分别表示上升时间、调节时间、超调量、ITAE 和稳态误差对应的权重; J_{tr} 、 J_{ts} 、 J_{os} 、 J_{i} 和 J_{ss} 分别表示各自的归一化无量纲评价。

由于各性能指标量纲和数值尺度不同,本文在计算代价前对各项指标进行归一化处理,得到无量纲评价项。其中,上升时间和调节时间采用分段归一化方式,使指标在目标范围内保持较小代价,在超过可接受上限后快速增大代价;ITAE 采用对数压缩形式,以避免极端误差积分值主导优化过程。该代价函数并非单纯追求最短上升时间,而是更强调低超调、短调节时间和稳态跟踪精度之间的综合折中。

为保证寻优结果具有工程可实现性,进一步构造工程惩罚项 P 。惩罚项由硬约束惩罚和软约束惩罚两部分组成。仿真异常、输出发散和控制信号超限属于硬约束,一旦触发则直接赋予极大代价值,判定该组参数为不可行解。反冲、振荡、过大超调、调节时间超限、稳态误差超限、长期欠跟踪、中后期输出掉落以及控制能量过大属于软约束,根据响应波形和控制能量状态叠加相应惩罚。

综合惩罚函数可统一表示为:

$$P = P_{\text{div}} + P_{\text{u}} + P_{\text{wave}} + P_{\text{os}} + P_{\text{ts}} + P_{\text{ss}} + P_{\text{track}} \quad (17)$$

式中: P_{div} 表示仿真异常、输出发散、控制信号超限惩罚; P_{u} 表示控制能量惩罚; P_{wave} 表示反冲和振荡等波形异常惩罚; P_{os} 表示超调量超限惩罚; P_{ts} 表示调节时间超限惩罚; P_{ss} 表示稳态误差超限惩罚; P_{track} 表示长期欠跟踪和中后期输出掉落惩罚。

用于全局指导参数演化的复合代价函数表达为:

$$J_{\text{total}} = J_{\text{base}} + P \quad (18)$$

通过上述复合代价函数,优化过程不仅关注阶跃响应的快速性,还同时约束超调、稳态误差、长期欠跟踪和驱动能量等工程因素,从而使寻优结果更符合 FSM 实际控制需求。

MEPSO 算法的整体流程如图 4 所示。

3 基准函数测试与多模型仿真验证

3.1 基准函数测试验证

由于 MEPSO 是在传统 PSO 框架基础上的改进算法,因此基准函数测试首先选取 PSO、AWPSO 和 CPSO 作为同类算法对照,以验证所提改进策略的改善效果。同时,引入遗传算法 (genetic algorithm, GA)、灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO) 和鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA) 作为横向对比算法,以增强实验对比的充分性。考虑到 FSM 模糊 PID 参数优化属于低维连续参数寻优问题,本文选取 6 个具有代表性的标准

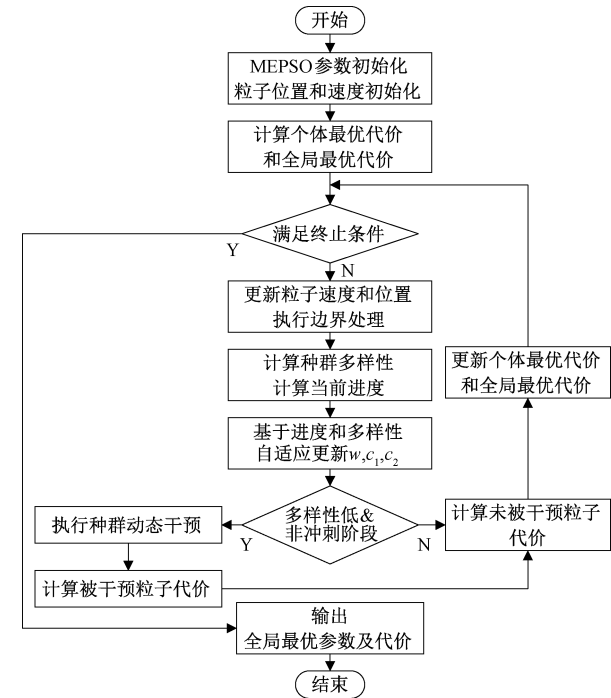


图 4 MEPSO 算法流程
Fig. 4 Flowchart of the MEPSO algorithm

测试函数进行实验,函数维度设置在 3~10 维。所选函数覆盖病态狭长谷、高维规则多峰、弱耦合多峰、低维强多峰陷阱、链式耦合病态以及复杂非凸多峰等典型优化难点,可从不同角度考察算法的全局搜索、局部开发、抗早熟和变量耦合处理等能力,测试函数设置见表 3。

表 3 基准测试函数设置				
Table 3 Benchmark function settings				
函数	维度	搜索范围	极值	主要特征
Rosenbrock	10	$[-2.048, 2.048]$	0	病态狭长谷函数
Rastrigin	8	$[-5.12, 5.12]$	0	高维规则多峰函数
Griewank	6	$[-600, 600]$	0	平缓多峰耦合函数
Levy	6	$[-10, 10]$	0	复杂非凸多峰函数
Shekel	4	$[0, 10]$	-10.536	低维强多峰陷阱函数
Dixon-Price	3	$[-10, 10]$	0	链式耦合病态函数

为保证对比实验的公平性,各算法采用相同的参数设置。PSO 类算法中,个体学习因子和社会学习因子均取 2;GWO 和 WOA 采用标准线性递减收敛因子设置;GA 采用实数编码方式进行交叉和变异操作。种群规模设置为 30,最大迭代次数设置为 100,各算法在每个测试函数上连续独立运行 30 次,并统计平均值和标准差。基准测试函数及测试结果见表 4,表中粗体值表示最优结果,下划线值表示次优结果。

表 4 基准测试函数统计结果

Table 4 Statistical results of benchmark functions

函数		PSO	AWPSO	CPSO	GA	GWO	WOA	MEPSO
Rosenbrock	平均值	19. 787	10. 804	17. 717	11. 276	<u>7. 623</u>	8. 126	7. 040
	标准差	24. 923	16. 353	21. 099	11. 305	<u>0. 799</u>	1. 256	0. 711
Rastrigin	平均值	19. 705	20. 192	19. 705	13. 143	<u>5. 421</u>	7. 301	4. 878
	标准差	8. 141	9. 983	10. 351	5. 502	2. 391	4. 436	<u>2. 444</u>
Griewank	平均值	0. 435	0. 219	0. 430	0. 794	<u>0. 156</u>	0. 187	0. 135
	标准差	0. 176	0. 143	0. 169	0. 250	<u>0. 107</u>	0. 301	0. 060
Levy	平均值	2.97×10^{-4}	<u>2.268×10^{-7}</u>	4.26×10^{-4}	0. 102	0. 074	0. 192	4.867×10^{-9}
	标准差	3.989×10^{-4}	<u>6.496×10^{-7}</u>	6.899×10^{-4}	0. 190	0. 118	0. 196	7.359×10^{-9}
Shekel	平均值	-7. 591	-6. 602	-6. 271	-7. 642	-9. 186	-4. 706	<u>-8. 480</u>
	标准差	3. 469	3. 631	3. 443	3. 514	<u>3. 056</u>	2. 190	3. 301
Dixon-price	平均值	3.151×10^{-5}	1.282×10^{-12}	4.773×10^{-5}	0. 032	0. 045	0. 191	<u>6.921×10^{-9}</u>
	标准差	6.396×10^{-5}	3.666×10^{-12}	7.571×10^{-5}	0. 099	0. 169	0. 295	<u>3.169×10^{-8}</u>

注:表中加粗值为最优解,下划线值为次优解。其中 Shekel 函数的全局最优值为负值,数值越小结果越优。

测试结果显示,MEPSO 在 Rosenbrock、Rastrigin、Griewank 和 Levy 函数上取得最低平均适应度值,并在 Rosenbrock、Griewank 和 Levy 函数上同时获得最小标准差,说明所提多策略增强机制能够有效提升算法在病态耦合、多峰非凸和复杂不规则搜索空间中的寻优精度与运行稳定性。尤其在 Rosenbrock 和 Griewank 函数上,MEPSO 的均值和标准差均优于其他算法,表明 OLHS 初始化和自适应参数调节能够提高搜索初期的覆盖率和后期的局部开发能力;在 Levy 函数上,MEPSO 的结果明显优于传统 PSO、CPSO、GA、GWO 和 WOA,说明种群动态干预与自适应参数调节等策略有助于缓解复杂多峰环境下的早熟收敛问题。总体来看,MEPSO 在 6 个测试函数中有 4 个函数取得平均值最优,其余 2 个函数取得平均值次优,说明所提改进策略并非仅提高单一函数上的寻优效果,而是在多数具有复杂搜索特征的函数上均表现出较好的综合寻优能力和稳定性。

3.2 多模型仿真验证

为进一步从工程维度验证 MEPSO 算法在不同控制系统中的应用潜力,本节选取了 3 种特征各异的控制对象模型进行仿真对比。选取文献[14]中对控制精度与响应速度均有严苛要求的角度控制系统,验证 MEPSO 算法在核心目标场景下的瞬态响应优势。选取文献[25]中承受连续工况突变与频繁换向的定位控制系统,验证 MEPSO 算法在参考轨迹阶跃跳变时的动态跟踪与抗振荡能力。选取文献[26]中具有显著惯性与时滞特性的温度控制平台,验证 MEPSO 算法在强阻尼微系统中对于稳态误差的调节能力。

所有实验均在 MATLAB R2024b 平台完成,步长统一设为 0.000 1 s,各算法的种群规模和迭代次数亦保持相同。本文按原文献参数复现了各方法的阶跃响应,仿真条件与原文献一致,所得曲线如图 5 所示。

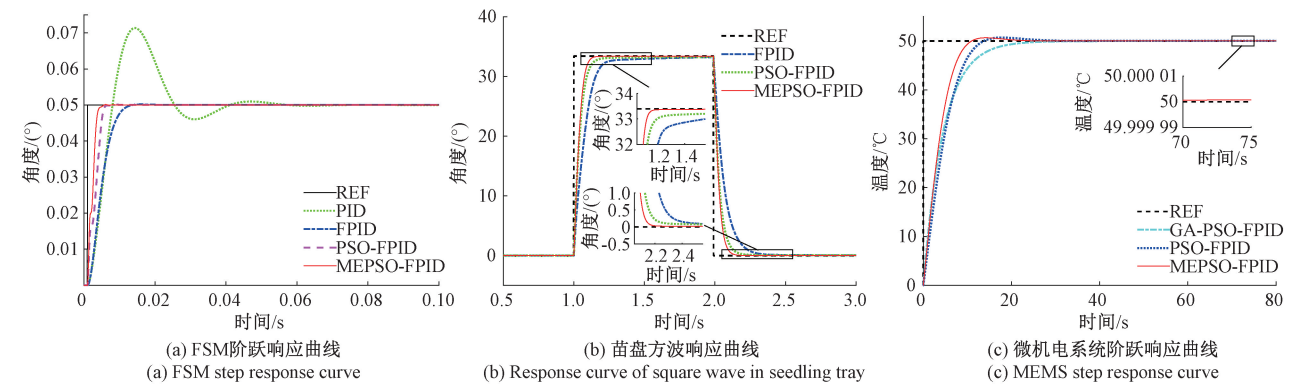


图 5 多模型仿真性能响应曲线

Fig. 5 Response curves of multi-model simulations

受仿真平台及求解器版本等因素影响,复现曲线与原文献存在细微差异,但整体趋势与关键特征基本吻合,不影响对比的有效性。为便于定量对比,表 5 中文献方法的性能指标直接引用其公开报告值。

表 5 多模型仿真响应性能对比
Table 5 Multi-model simulation performance comparison

指标	FPID ^[14]	FPID ^[25]	GA-PSO-FPID ^[26]	PSO-FPID			MEPSO-FPID		
				文献[14]	文献[25]	文献[26]	文献[14]	文献[25]	文献[26]
超调量/%	0.3	—	—	1.5	—	—	0.6	—	—
调节时间/ms	9.8	180	—	5.2	120	—	4.0	100	—
上升时间/ms	6.2	140	10 050	3.1	90	8 420	2.1	70	6 670
稳态误差	—	—	0.002 43	—	—	0.000 04	—	—	0.000 01

注:“—”表示该项未报告或不适用;稳态误差单位随被控对象而定,其中温度模型单位为℃。

对比结果表明,MEPSO-FPID 在 3 类控制系统中均取得了较优的综合性能。MEPSO-FPID 将角度控制的上升时间与调节时间较 PSO-FPID 分别缩短约 32% 和 23%,将定位控制的调节时间由 120 ms 降至 100 ms,将温度控制的稳态误差较 GA-PSO-FPID 降低约 75%。上述 3 类系统的动力学特征差异显著,但 MEPSO-FPID 在所选模型中均获得了较优的综合响应结果,表明多策略增强机制为算法提供了应对不同搜索空间的适应能力。MEPSO 在所选不同动态特性的控制对象中表现出一定的适应性,为其在 FSM 模糊 PID 参数寻优中的应用提供了补充验证。

4 系统仿真与硬件在环实验

本章采用 MEPSO 算法对 FSM 模糊 PID 控制器参数进行寻优。基于实验室 FSM 实物,通过扫频辨识获得系统的名义传递函数为:

$$G(s) = \frac{2.707 \times 10^8}{s^3 + 2\,534s^2 + 1.099 \times 10^5s + 1.885 \times 10^8}$$

(19)

4.1 复合代价函数有效性验证

为验证本文构建的复合代价函数对寻优结果的约束作用,本节以 PSO 算法为测试对象,在相同寻优边界条件下分别采用单一 ITAE 代价函数和复合代价函数进行参数寻优。寻优边界统一设定为基准参数(由工程经验整定)的 0.1~10 倍,该范围在保证搜索自由度的同时可避免极端参数组合。PSO 在两种代价函数下的阶跃响应及性能对比如图 6 和表 6 所示。

由图 6 和表 6 可知,当仅以 ITAE 作为优化目标时,PSO 倾向于搜索上升时间极短的激进参数组合,超调量达到 35.5%,且响应过程中存在明显振荡。采用复合代价函数后,PSO 的寻优倾向发生明显变化,超调量降低至 1.5%(降幅约 95.8%),调节时间缩短至 10.2 ms(缩短约

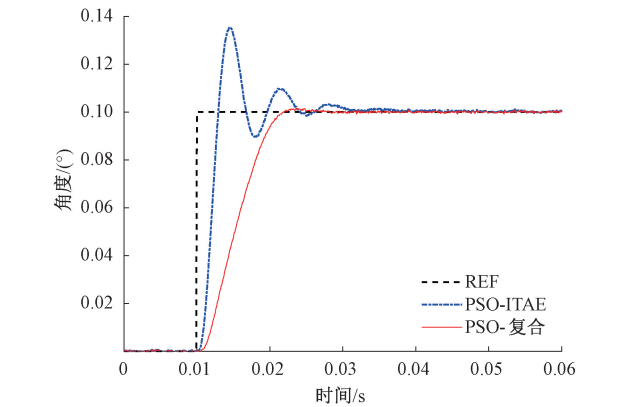


图 6 不同代价下的阶跃响应
Fig. 6 Step responses under different cost functions

表 6 不同代价下的响应性能对比
Table 6 Response performance under different cost functions

性能指标	PSO	
	ITAE	复合
上升时间/ms	1.8	7.4
超调/%	35.5	1.5
调节时间/ms	12.9	10.2
ITAE/(°·s)	2.3×10^{-6}	2.7×10^{-6}
稳态平均偏差/(°)	37.7×10^{-7}	7.5×10^{-7}

20.9%),稳态平均偏差降低约 80.1%。尽管上升时间和 ITAE 指标有所增加,但系统响应的平稳性、超调抑制能力和稳态精度均得到一定改善。

由图表数据可知,本文构建的复合代价函数能够有效抑制单一 ITAE 代价函数引起的激进寻优倾向,引导算法搜索更加符合 FSM 工程控制需求的参数区域。因此,本文后续参数寻优均采用该复合代价函数。

4.2 MEPSO 寻优性能验证

本节固定采用复合代价函数,对比 MEPSO 与其他智

能优化算法的参数寻优性能。采用式(19)所示的 FSM 名义传递函数进行阶跃响应仿真,寻优边界同样设定为基准参数的 0.1~10 倍。各对比算法的基本参数设置与前文基准函数测试保持一致。仿真中加入了高斯白噪声以模拟传感器测量扰动。各算法在复合代价函数下的迭代收敛曲线如图 7 所示。

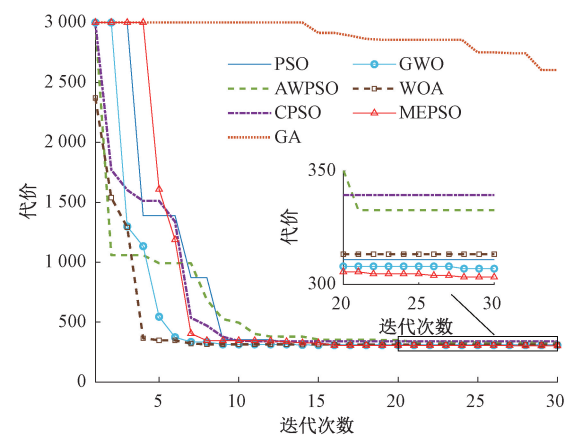


图 7 代价函数迭代收敛曲线

Fig. 7 Iterative convergence curves of the cost function

为清晰展示收敛差异,图 7 中纵坐标仅显示 0~3 000 范围的代价值。需要指出的是,MEPSO 初期并未快速收缩至局部低代价区域,这与 OLHS 初始化提高搜索空间覆盖率以及种群动态干预维持多样性的设计目标相一致。随后,自适应参数策略促使粒子群由全局探索逐步转向局部开发,使代价值在中后期继续下降并最终取得最低综合代价。该结果表明,MEPSO 并非单纯追求初期快速收敛,而是在搜索覆盖率和最终解质量之间取得了较好的平衡。

各控制策略的阶跃响应对比如图 8 与表 7 所示。

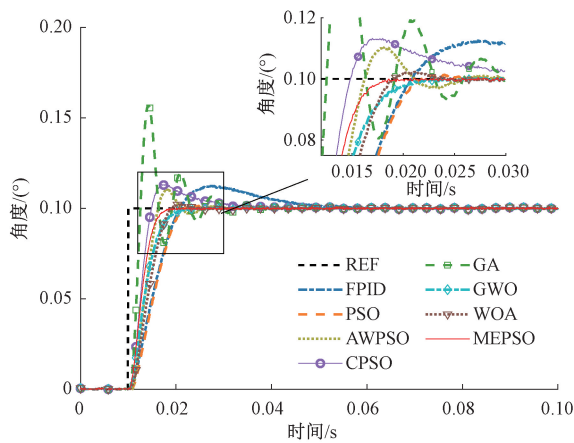


图 8 FSM 阶跃响应曲线

Fig. 8 FSM step response curve

表 7 阶跃响应性能表

Table 7 Step response performance comparison

算法	上升时间/ ms	超调/ %	调节时间/ ms	ITAE/ (°·s)	稳态平均 偏差/(°)	代价
FPID	7.5	12.6	30.4	7.0×10^{-6}	84.7×10^{-7}	355
PSO	7.4	1.5	10.2	2.7×10^{-6}	7.5×10^{-7}	311
AWPSO	3.9	10.6	9.8	2.0×10^{-6}	7.7×10^{-7}	333
CPSO	3.2	13.2	14.8	2.7×10^{-6}	61.0×10^{-7}	339
GA	1.5	56.9	18.2	3.1×10^{-6}	28.8×10^{-7}	2 603
GWO	6.0	0.9	8.4	1.9×10^{-6}	7.5×10^{-7}	307
WOA	5.7	2.4	7.9	2.1×10^{-6}	10.0×10^{-7}	313
MEPSO	4.3	0.9	6.1	1.5×10^{-6}	4.2×10^{-7}	305

由图 8 和表 7 可知,不同算法寻优得到的 FPID 控制器均在一定程度上改善了系统阶跃响应性能,但各算法侧重点不同。GA-FPID 的上升时间最短,但超调量达到 56.9%,说明其参数组合过于激进,难以兼顾稳定性;CPSO-FPID 和 AWPSO-FPID 的上升时间较短,但超调量仍相对较大;GWO-FPID 和 WOA-FPID 能够获得较低超调量,但其调节时间和综合代价仍略高于 MEPSO-FPID。相比之下,MEPSO 在调节时间、超调抑制、稳态精度和 ITAE 之间取得了较好的综合折中。

4.3 硬件在环实验

纯数值仿真能够为控制器设计提供理论基础和初步验证,但实际 FSM 系统往往存在未建模动态、传感器噪声、执行器非线性以及更为严苛的物理安全边界。这些因素可能导致仿真中获得的理想性能在实际硬件平台上难以完全复现。本节依托 dSPACE 平台开展硬件在环实验,旨在将所提 MEPSO 算法置于更接近真实工况的环境中进行验证,以评估其在实际工程应用中的可实现性和控制效果。实验系统如图 9 所示。

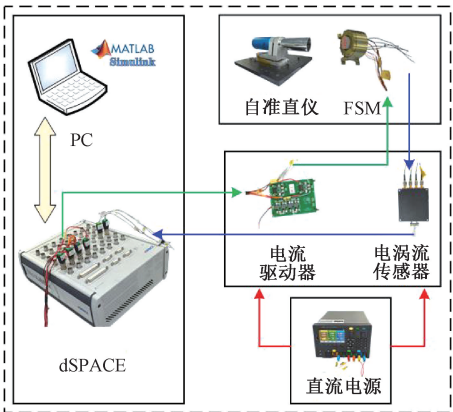


图 9 dSPACE 硬件在环实验系统

Fig. 9 Hardware-in-the-loop experimental system

为避免在存在硬件安全边界和执行器保护约束的条件下进行过多重复试验,实验部分选取 FPID、PSO-FPID 和 MEPSO-FPID 这 3 种代表性控制器进行对比。其中,FPID 代表工程经验整定结果,PSO-FPID 代表传统 PSO 寻优结果,MEPSO-FPID 用于验证本文多策略增强方法在实际平台上的有效性。

实际系统调试中,dSPACE 的控制采样频率为 10 kHz。由于硬件系统模数与数模转换通道存在不可忽略的高频量化噪声,若微分增益取值过大,噪声分量将被显著放大并注入控制回路,引起音圈电机的高频颤振,易激发机械谐振模态,导致闭环失稳。经系统特性测试,本实验平台的微分增益安全阈值确定为 0.009,以确保寻优参数在安全范围内。

因此,在硬件实验的参数寻优阶段,将实测微分增益安全阈值 $K_d \leq 0.009$ 作为硬约束加入复合代价函数,以限制寻优空间。PSO 与 MEPSO 在相同约束条件下分别执行寻优,所得参数记为约束最优解。考虑到仿真模型与实际系统之间存在未建模动态差异,直接部署约束最优解时系统响应仍可能存在轻微振荡,故以约束最优解为中心,在其 $\pm 10\%$ 内进行小范围调整,选取其中阶跃响应最为平滑的一组参数作为最终实验参数。该调整仅作为硬件安全部署前的局部修正,不改变 PSO 与 MEPSO 在相同约束条件下获得初始参数的对比基础。各控制器最终采用参数如表 8 所示。

表 8 硬件在环实验最终参数表

Table 8 Final parameters for hardware-in-the-loop experiments

参数	FPID	PSO-FPID	MEPSO-FPID
K_{p0}	1.20	3.25	3.16
K_{i0}	150.00	63.28	205.85
K_{d0}	0.007 8	0.006 4	0.008 1
q_p	0.02	0.11	0.08
q_i	30.00	142.09	17.83
q_d	0.000 5	0.000 7	0.000 4

实物硬件在环实验的阶跃响应测试结果如图 10 所示,核心动态性能指标详见表 9。

由图 10 可知,3 种控制方法均能够实现对 0.1° 阶跃指令的稳定跟踪,但动态响应特性存在差异。FPID 响应过程较为平缓,超调量为 2.2%,但上升时间和调节时间分别为 9.5 ms 和 23.5 ms,说明未经智能寻优的 FPID 参数难以充分发挥系统动态性能。PSO-FPID 将上升时间缩短至 3.1 ms,但超调量增大至 11.0%,稳态平均偏差为 $8.2\times 10^{-5}^\circ$ 。

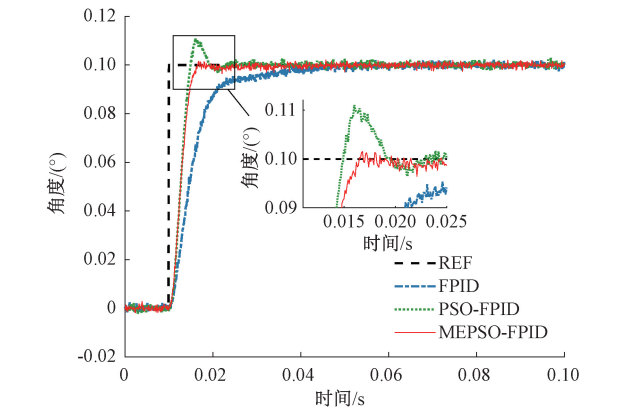


图 10 实验阶跃响应曲线

Fig. 10 Experimental step response curve

表 9 硬件在环实验响应性能表

Table 9 Experimental response performance comparison

指标	FPID	PSO-FPID	MEPSO-FPID
上升时间/ms	9.5	3.1	3.6
超调/%	2.2	11.0	2.1
调节时间/ms	23.5	8.0	5.5
ITAE/ $(^\circ\cdot s)$	6.3×10^{-6}	3.4×10^{-6}	3.3×10^{-6}
稳态平均偏差/ $(^\circ)$	3.5×10^{-5}	8.2×10^{-5}	2.1×10^{-5}

相比之下,MEPSO-FPID 在保持较快响应速度的同时获得了更均衡的控制效果。其实验上升时间虽略慢于 PSO-FPID,但超调量降低约 80.9%,调节时间较 FPID 和 PSO-FPID 降低约 76.6%和 31.3%,稳态平均偏差降低至 $2.1\times 10^{-5}^\circ$,ITAE 也达到 3 组方法中的最小值。dSPACE 实验结果表明,MEPSO-FPID 相较于 PSO-FPID 在超调量、调节时间和稳态平均偏差等指标上表现更优,说明所提方法能够在保证较快响应速度的同时改善系统响应的平稳性,为 FSM 模糊 PID 参数整定提供了一种可行的优化方案。

5 结 论

本文针对 FSM 模糊 PID 参数人工整定困难、传统 PSO 易早熟收敛及单一 ITAE 代价函数易导致激进寻优的问题,提出了一种融合多策略增强粒子群算法的模糊 PID 参数寻优方法。MEPSO 通过 OLHS 初始化、种群动态干预和参数自适应策略,提高了初始种群覆盖性和迭代过程中的种群多样性,增强了全局寻优精度与稳定性。所构建的复合代价函数将动态响应性能与工程约束纳入统一评价框架,可有效抑制超调和微振荡。仿真对比与 dSPACE 硬件在环实验结果表明,所提方法能够改善

FSM 系统的动态响应和稳态控制性能,为 FSM 模糊 PID 控制器参数寻优提供了一种可行方案。

参考文献

- [1] 付强,姜会林,王晓曼,等. 空间激光通信研究现状及发展趋势[J]. 中国光学, 2012, 5(2): 116-125.
Fu Qiang, Jiang Huilin, Wang Xiaoman, et al. Research status and development trend of space laser communication[J]. Chinese Optics, 2012, 5(2): 116-125.
- [2] Khalighi M A, Uysal M. Survey on free space optical communication: A communication theory perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 2231-2258.
- [3] 王卫兵,王挺峰,郭劲. 星载光电捕获跟踪瞄准控制技术分析[J]. 中国光学, 2014, 7(6): 879-888.
Wang Weibing, Wang Tingfeng, Guo Jin. Analysis for opto-electrical acquisition tracking and pointing control technology on satellite [J]. Chinese Optics, 2014, 7(6): 879-888.
- [4] 王震,程雪岷. 快速反射镜研究现状及未来发展[J]. 应用光学, 2019, 40(3): 373-379.
Wang Zhen, Cheng Xuemin. Research progress and development trend of fast steering mirror[J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(3): 373-379.
- [5] Feng W C, Zhang Y F, Zhang J Q. Generalized internal model control of voice coil actuator fast steering mirror under parameter perturbations [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 6164-6174.
- [6] Yu F, Sun C S, Zhang J Q. An enhanced H_{∞} design of disturbance observer for a high-bandwidth fast steering mirror[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3002816.
- [7] 张程鑫,孙崇尚,吴佳彬,等. 基于卡尔曼滤波器的快速反射镜改进自抗扰控制[J]. 中国激光, 2024, 51(13): 183-191.
Zhang Chengxin, Sun Chongshang, Wu Jiabin, et al. Improved active disturbance rejection control based on Kalman filter for fast steering mirrors [J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(13): 183-191.
- [8] Wang L, Zhang F, Sun H N, et al. High-dynamic tracking control technology for the fast-steering mirror in a laser communication system[J]. Applied Optics, 2025, 64(28): 8240-8247.
- [9] Li Z B, Li L, Zhang J Q. System modeling and sliding mode control of fast steering mirror for space laser communication [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 211: 111206.
- [10] Melo A G, Andrade F A A, Guedes I P, et al. Fuzzy gain-scheduling PID for UAV position and altitude controllers[J]. Sensors, 2022, 22(6): 2173.
- [11] 袁强,伍滨和. 基于贝叶斯优化模糊 PID 的控温四探针系统设计[J]. 电子测量技术, 2026, 49(9): 1-9.
Yuan Qiang, Wu Binhe. Design of a temperature-controlled four-point probe system based on Bayesian optimization of a fuzzy PID control [J]. Electronic Measurement Technology, 2026, 49(9): 1-9.
- [12] 吴文进,吴晶,郭海婷,等. 基于变论域模糊 PID 算法的锂电池组级联式均衡控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(8): 137-144.
Wu Wenjin, Wu Jing, Guo Haiting, et al. Cascaded equalization control of lithium batteries based on variable discourse domain fuzzy PID algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(8): 137-144.
- [13] 汪昕,杨德秋,李洋,等. 马铃薯捡拾装置作业参数模糊 PID 自调节系统研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 361-373.
Wang Xin, Yang Deqiu, Li Yang, et al. Fuzzy PID self adjusting system for operation parameters of potato picking device [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 361-373.
- [14] 高歆杨,柯芳,邹伟,等. 基于模糊控制策略的快速反射镜伺服控制[J]. 兵工学报, 2020, 41(8): 1529-1538.
Gao Xinyang, Ke Fang, Zou Wei, et al. Servo control of fast steering mirror based on fuzzy control strategy [J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(8): 1529-1538.
- [15] 明奎,张青莲,顾雯雯. 基于模糊比例-积分-微分的快速反射镜控制[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(1): 315-321.
Ming Kui, Zhang Qinglian, Gu Wenwen. Fast steering mirror control based on fuzzy proportional-integral-derivative [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(1): 315-321.
- [16] 杨星宇,吕勇. 基于 FPGA 的快速反射镜自适应模糊增量式 PID 控制[J]. 激光技术, 2025, 49(2): 233-

238.
Yang Xingyu, Lyu Yong. Adaptive fuzzy incremental PID control for fast steering mirror based on FPGA[J]. Laser Technology, 2025, 49(2): 233-238.
- [17] Bojappa K, Lee J. Review on particle swarm optimization: Application toward autonomous dynamical systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025, 12(9): 1762-1775.
- [18] 陈洪芳, 吴欢, 王子帅, 等. 基于改进粒子群算法的三坐标测量机最佳测量区域评价方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 197-205.
Chen Hongfang, Wu Huan, Wang Zishuai, et al. An evaluation method for optimal measurement region of coordinate measuring machines based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11): 197-205.
- [19] 戴虎, 郑睿, 马小陆, 等. 基于粒子群的多毫米波安防机器人环境感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 90-100.
Dai Hu, Zheng Rui, Ma Xiaolu, et al. Environment perception method based on PSO for multi-millimeter wave security robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 90-100.
- [20] Sharma R, Matharu J S, Parmar K S. A survey on particle swarm optimization: Evolution, adaptations and practical implementations[J]. Applied Soft Computing, 2026, 186: 114016.
- [21] Nassef A M, Abdelkareem M A, Maghrabie H M, et al. Metaheuristic-based algorithms for optimizing fractional-order controllers: A recent, systematic, and comprehensive review[J]. Fractal and Fractional, 2023, 7(7): 553.
- [22] 张绍坤, 沈加明, 胡燕海, 等. 基于 GAPSO 优化的注塑机注射速度模糊 PID 控制器[J]. 计算机工程, 2025, 51(5): 239-248.
Zhang Shaokun, Shen Jiaming, Hu Yanhai, et al. Fuzzy PID controller for injection speed of injection molding machine based on GAPSO optimization [J]. Computer Engineering, 2025, 51(5): 239-248.
- [23] Can E. UAV DC motor behaviors control using new hybrid PSO-fuzzy logic with a dynamic error based optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2026, 168: 111156.
- [24] 黄毅, 任子誉, 周志红, 等. 基于改进 PSO-PID 的玉米收获机自动对行系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 234-242.
Huang Yi, Ren Ziyu, Zhou Zhihong, et al. Design and experiment of automatic row alignment system for corn harvester based on improved PSO-PID [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 234-242.
- [25] 孔德航, 张学东, 崔巍, 等. 基于模糊 PID 的顶夹式取苗装置苗盘定位控制方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(S1): 207-216, 229.
Kong Dehang, Zhang Xuedong, Cui Wei, et al. Control method for seedling tray positioning in top-clamping seedling taking device based on fuzzy PID [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(S1): 207-216, 229.
- [26] Wu Y X, Xiao H B, Xu H P, et al. Robust MEMS temperature control platform with GA PSO-fuzzy PID control [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(16): 30570-30578.

作者简介



陈驰, 2022 年于中北大学获得学士学位, 2025 年于电子科技大学获得硕士学位, 现为西北工业大学博士研究生, 主要研究方向为光电精密指向与伺服控制、智能控制与优化算法。

E-mail: chenchi981217@163.com

Chen Chi received his B. Sc. degree from North University of China in 2022, and his M. Sc. degree from the University of Electronic Science and Technology of China in 2025. He is currently pursuing his Ph. D. degree at Northwestern Polytechnical University. His main research interests include optoelectronic precision pointing and servo control, intelligent control and optimization algorithms.



李伟 (通信作者), 分别于 2007 年和 2014 年于西北工业大学获得学士学位与博士学位, 现为西北工业大学副研究员、陕西泛航智能装备技术有限公司技术总监, 主要研究方向为微振动主动抑制及精确指向控制、飞行动力学与控制。

E-mail: liwei029@nwpu.edu.cn

Li Wei (Corresponding author) received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Northwestern Polytechnical University in 2007 and 2014, respectively. He is currently an associate

research fellow at Northwestern Polytechnical University and the technical director of Shaanxi Fanhang Intelligent Equipment Technology Co. , Ltd. His main research interests include active micro-vibration suppression and precise pointing control, flight dynamics and control.



梁嘉莹,2025 年于南京航空航天大学获得学士学位,现为西北工业大学航天学院硕士研究生,主要研究方向为隔振定向一体化控制。

E-mail: jyingliang@ mail. nwpu. edu. cn

Liang Jiaying received her B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2025. She is currently pursuing her M.Sc. degree at Northwestern Polytechnical University. Her main research interests include

integrated vibration isolation and orientation control.



王志刚,分别于 1991、1994 和 1998 年获得西北工业大学学士、硕士和博士学位,现为西北工业大学航天学院教授、博士生导师,主要研究方向为卫星姿态动力学与控制、空间探测技术。

E-mail: sbeotal@ nwpu. edu. cn

Wang Zhigang received his B.Sc. , M.Sc. and Ph.D. degrees all from Northwestern Polytechnical University in 1991, 1994 and 1998, respectively. He is currently a professor and Ph.D. supervisor at Northwestern Polytechnical University. His main research interests include satellite attitude dynamics and control, space exploration technology.