

基于改进雪消融算法的塑料激光焊接系统压力控制

周俊杰, 陈飞, 彭鸿斌

江西理工大学电气工程与自动化学院, 江西 赣州

收稿日期: 2026年4月5日; 录用日期: 2026年5月6日; 发布日期: 2026年5月14日

摘要

针对汽车灯具塑料激光焊接过程中压力控制系统存在的时滞及强扰动特性, 导致压力控制精度低、建模困难等问题, 提出一种融合改进雪消融算法、PID控制与Smith预估器的复合控制策略, 为塑料激光焊接压力高精度控制提供了有效方案。

关键词

塑料激光焊接, 压力控制, 雪消融算法

Pressure Control of Plastic Laser Welding System Based on Improved Snow Ablation Optimizer

Junjie Zhou, Fei Chen, Hongbin Peng

School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: April 5, 2026; accepted: May 6, 2026; published: May 14, 2026

Abstract

This paper addresses the challenges of low control precision and difficult modeling in the pressure control system for plastic laser welding of automotive lamps, which are caused by time-delay and strong disturbances. A compound control strategy that integrates an improved Snow Ablation Optimizer, PID control, and a Smith predictor is proposed, offering an effective solution for high-precision pressure control in this process.

Keywords

Plastic Laser Welding, Pressure Control, Snow Ablation Optimizer

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在工业制造转型升级与绿色发展理念的驱动下，塑料作为石油加工过程中附带的一种产品，在各行各业中得到了大规模的使用[1]。塑料凭借其质量轻、化学稳定性强、绝缘性能优异及成型加工便捷等优势[2]，已广泛应用于汽车、电子及医疗等领域，成为与钢材、水泥、木材并列的四大基础材料之一[3]。在塑料产品的生产过程中，复杂结构件的制备往往依赖二次连接工艺。对于热塑性塑料，传统的热熔连接方式如热板焊接、振动摩擦焊接、超声波焊接等，虽应用广泛，但存在热影响区大、易产生粉尘、模具损耗高等技术局限性[4]。

相比之下，激光焊接作为一种高端连接工艺，凭借其高能量密度、非接触式加工、柔性化和自动化程度高等优势，可实现微米级精密的能量输出，获得高强度、高密封性且外观平整的焊缝，特别适用于汽车车灯等对焊接质量要求严苛的薄壁件连接[5]。在塑料激光焊接过程中，焊接压力是直接影响焊缝成形质量和连接强度的关键工艺参数之一。目前，工业现场多采用结构简单、可靠性高的 PID 控制器进行压力控制。然而，面对焊接压力系统固有的时滞及外部扰动，常规 PID 控制器难以在全工况下保持理想的控制性能[6][7]。

为了提升 PID 控制在复杂工况下的适应性，将智能优化算法与其结合进行参数自整定成为研究热点[8]。雪消融算法(Snow Ablation Optimizer, SAO)是 2023 年提出的一种新型元启发式算法，通过模拟雪的升华与融化行为，在探索与开发之间实现了良好平衡，具备结构简洁、收敛速度快、鲁棒性强等优点，已成功应用于光伏参数提取等工程问题。本文旨在针对塑料激光焊接压力系统，提出一种改进的雪消融算法(ISAO)对 PID 参数进行优化整定。该算法通过引入混沌映射、自适应参数调整和高斯变异停滞检测机制，进一步提升了 SAO 的全局搜索能力和收敛精度。同时，为克服系统纯滞后环节对控制稳定性的影响，引入 Smith 预估器进行补偿，构建 ISAO-Smith-PID 复合控制策略。通过仿真对比，验证了该策略在提升系统动态响应性能和抗干扰能力方面的有效性。

2. 基于 SAO 算法 PID-Smith 控制系统设计

2.1. 雪消融算法概述

雪消融算法(Snow Ablation Optimizer, SAO)是由 Deng 和 Liu 于 2023 年提出的一种新型元启发式算法[9]。该算法通过模拟自然界中雪的升华与融化行为，将种群动态划分为“探索组”(升华)和“开发组”(融化)，以实现全局搜索与局部开发能力的平衡。

算法初始将种群平均分配至两个组，并在每次迭代后根据“季节变化”机制重新划分：随着迭代进行，探索组规模逐渐扩大，开发组规模逐渐缩小，模拟气温升高导致雪融化加剧的自然规律。种群划分比例由下式决定：

$$\begin{cases} N_a^{(k+1)} = N_a^{(k)} + 1 \\ N_b^{(k+1)} = N_b^{(k)} - 1 \end{cases} \quad \text{s.t.} \quad N_a < N \quad (1)$$

其中 N 为种群规模, N_a^k 和 N_b^k 分别为探索组和开发组的个体数量。

其中探索阶段(升华)位置更新公式见式(2), 其主要构成是精英池基准, 随机扰动, 最优学习项和质心学习项。这四个构成部分共同实现了探索阶段的核心目标: 在优秀区域附近进行多样化搜索, 既保持向最优收敛的趋势, 又维持种群多样性, 避免早熟收敛。通过精英引导保证搜索效率, 通过布朗扰动保证搜索广度, 通过双学习项平衡个体与群体关系, 使算法能够在复杂优化问题中有效平衡探索与开发。

$$X_{\text{new}}^{(i)} = \text{Elite}_{\text{pool}}(k_1) + \text{RB}^{(i)} \times \left[r_1 \times (\text{Best}_{\text{pos}} - X_{\text{old}}^{(i)}) + (1 - r_1) \times (X_{\text{centroid}} - X_{\text{old}}^{(i)}) \right] \quad (2)$$

其中 $X_{\text{new}}^{(i)}$ 是第 i 个个体的最新位置, $\text{Elite}_{\text{pool}}(k_1)$ 是在精英池中随机选择的个体, $\text{RB}^{(i)}$ 是布朗运动随机数, r_1 是均匀分布随机数属于 $[0, 1]$, Best_{pos} 为当前全局最优解, $X_{\text{old}}^{(i)}$ 是第 i 个个体的当前位置, X_{centroid} 为种群质心位置。

开发阶段(融化)位置更新公式见式(3), 该阶段模拟雪的融化过程, 侧重于在最优解附近进行精细搜索。

$$X_{\text{new}}^{(i)} = M \times \text{Best}_{\text{pos}} + \text{RB}^{(i)} \times \left[r_2 \times (\text{Best}_{\text{pos}} - X_{\text{old}}^{(i)}) + (1 - r_2) \times (X_{\text{centroid}} - X_{\text{old}}^{(i)}) \right] \quad (3)$$

与探索阶段相比, 开发阶段的引导基准由精英池变为加权全局最优解 $M \times \text{Best}_{\text{pos}}$, 且采用双向学习机制($\text{randn} \in [-1, 1]$), 使个体既能向最优解靠近, 也能在必要时小幅偏离, 避免过度聚集。

式中各参数的定义如下:

融化权重 M : 控制开发步长, 由融化因子 DDF 和温度系数 T 共同决定

$$M = \text{DDF} \times T \quad (4)$$

温度系数 T : 模拟气温变化对融化的影响, 随迭代衰减

$$T = \exp\left(-\frac{l}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right) \quad (5)$$

Max_{iter} 为最大迭代次数, l 为当前迭代数, 在迭代初期较大, 允许较大步长进行开发; 后期趋近于 0, 使开发步长减小, 实现精细搜索。

融化因子 DDF: 引入随机性, 避免开发过程过于确定化:

$$\text{DDF} = 0.35 \left[1 + \frac{5}{7} \times \frac{\left(\exp\left(\frac{l}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right) - 1 \right)^k}{(\exp(1) - 1)^k} \right], \quad k = 1 \quad (6)$$

此外, 算法中还定义了以下辅助概念:

种群质心: 反映当前种群的总体分布中心, 用于平衡个体与群体的关系:

$$X_{\text{centroid}}(j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X(i, j), \quad j = 1, 2, \dots, \text{dim} \quad (7)$$

精英池: 由当前最优解、次优解、第三优解和前 50%精英个体的质心构成, 为探索阶段提供多样化的高质量引导:

$$\text{Elite}_{\text{pool}} = \begin{bmatrix} \text{Best}_{\text{pos}} \\ X_{\text{second}} \\ X_{\text{third}} \\ \bar{X}_{\text{half}} \end{bmatrix}_{4 \times \text{dim}} \quad (8)$$

前 50%精英质心：仅对适应度排名前 50%的个体计算质心，以更准确地反映优秀区域的分布：

$$\bar{X}_{\text{half}} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} X_{\text{sorted}}(i), \quad N_1 = \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor \quad (9)$$

2.2. 算法改进思路

2.2.1. 基于 Logistic 混沌映射的种群初始化

标准 SAO 采用随机初始化，易导致种群分布不均，影响收敛速度和解的质量。其初始化公式为：

$$X_i = \text{rand} \cdot (ub - lb) + lb \quad (10)$$

该方法的随机性过强，无法保证初始个体均匀覆盖整个搜索空间，可能出现局部区域密集、其他区域空白的现象，从而降低算法找到全局最优解的概率。

为解决此问题，本文引入 Logistic 混沌映射生成初始种群。Logistic 映射的数学模型为：

$$x_{n+1} = \mu \times x_n \times (1 - x_n) \quad (11)$$

当控制参数 $\mu = 4$ 时，系统处于完全混沌状态，产生的序列具有遍历性、随机性和对初始值敏感的特性。

改进后的初始化步骤为：首先生成混沌序列，再将其映射到决策变量的搜索空间。利用混沌运动的遍历特性，可确保初始种群个体在解空间内均匀分布，为后续搜索提供良好的起点，从而提升算法的全局收敛能力和求解精度。

2.2.2. 自适应参数调整

算法性能对参数 K 敏感，固定 K 值无法适应不同搜索阶段的需求。在原 SAO 算法中，融化因子 DDF 中的 K 值固定为 1，导致算法对所有问题使用相同的收敛曲线，无法根据优化过程的实际进展动态调整：对于简单问题收敛速度偏慢，对于复杂问题则容易早熟收敛。

为此，本文设计自适应因子 k_a ，使其随迭代次数动态调整，其表达式为：

$$k_a = 1 + k_{\text{adapt}} \quad (12)$$

其中自适应分量 k_{adapt} 采用三段式策略

$$k_{\text{adapt}} = \begin{cases} 0.5, & l \leq 5 \\ 0.3 + 0.4 \cdot \text{rand}(0), & \frac{\text{history_best}(l-5) - \text{history_best}(l-1)}{\text{history_best}(l-5) + \varepsilon} < 0.01 \\ 0.5 + 0.3 \cdot \sin\left(\pi \cdot \frac{l}{\text{Max_iter}}\right), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad l > 5 \quad (13)$$

迭代初期 ($l \leq 5$)：取 $k_{\text{adapt}} = 0.5$ ，前 5 代保持稳定，避免过早引入大幅波动，让算法先建立基本的搜索方向。

停滞检测阶段：当连续 5 代的最优值变化量小于阈值 0.01 时，判定算法陷入停滞。此时触发随机扰动：

$$k_{\text{adapt}} = 0.3 + 0.4 \cdot \text{rand}(0) \quad (14)$$

随机分量帮助种群逃离局部最优，基础值 0.3 保证即使在随机情况下仍保持一定的开发能力。

正常迭代阶段：在其他情况下， k_{adapt} 按正弦曲线平滑变化：

$$k_{\text{adapt}} = 0.5 + 0.3 \cdot \sin\left(\pi \cdot \frac{l}{\text{Max_iter}}\right) \quad (15)$$

实现前期适度探索、中期加强搜索、后期回归稳定的自适应调节。

通过上述设计，自适应系数 ka 能够根据迭代进程动态调整，并在检测到停滞时主动引入随机扰动，有效平衡了算法的探索与开发能力，提升了全局寻优性能。

2.2.3. 高斯变异机制停滞检测

为进一步提升 SAO 算法的全局搜索能力，避免算法陷入局部最优解，本文引入高斯变异机制与停滞检测策略。该策略通过监测算法的收敛状态，在检测到停滞时触发变异操作，为算法提供跳出局部最优的机会，同时通过自适应机制平衡探索与开发的关系。在每一次迭代结束后，将当前代找到的最优解与上一代的最优解进行比较。如果当前代的最优解优于上一代，说明算法仍在继续向更优方向进化，此时将计数器清零；如果当前代的最优解没有优于上一代，说明算法在这一代没有取得进展，此时计数器加一，记录连续未更新的次数。通过这一机制，可以实时监测算法的运行状态，判断是否已经陷入停滞。

高斯变异就是在原有个体的基础上，加上一个经过强度缩放的高斯随机扰动，从而生成一个新的候选个体。这种设计既保留了原有个体的优良特性，又通过随机扰动引入了探索新区域的可能性。高斯分布的特性使得大多数扰动幅度较小，但也有一定概率产生较大幅度的扰动，这种平衡特性正是高斯变异被广泛使用的原因，其基本公式如式(16)所示

$$X_{\text{mut}} = X_{\text{id}_x} + \sigma \cdot \mathcal{N}(0,1) \quad (16)$$

而其中最重要的就是变异强度 σ ，变异强度其包含了四个部分。首先，基础系数 0.1 控制着整体变异的基本幅度。其次，是整个空间的宽度，它的作用是将变异强度归一化到具体问题的尺度上，确保变异操作在不同维度上具有一致的相对幅度。第三是一个随迭代次数衰减的因子，根据当前迭代次数，最大迭代次数决定，这个因子使得算法在前期变异强度大，后期变异强度小，实现了探索与开发的动态平衡。最后，引入了一个额外的随机波动，使变异强度本身也具有一定的随机性，进一步增加了算法的多样性。这四个部分的组合，使得变异强度能够根据迭代进程自适应调整，同时保持对问题尺度的适应性和一定的随机波动，从而在算法的不同阶段都能发挥合适的作用。其公式如下所示

$$\sigma = 0.1 \cdot (X_{\text{max}} - X_{\text{min}}) \cdot \left(1 - \frac{l}{L}\right) \cdot (1 + 0.2 \cdot \mathcal{N}(0,1)) \quad (17)$$

综上所述，最终优化后的 ISAO 算法流程图如下图 1。

2.3. Smith-PID 控制器设计

Smith 预估器是一种针对时滞系统的经典控制结构，可以补偿系统延迟造成的不稳定性，通过引入被控对象数学模型预测无延迟输出响应，将纯延迟环节从闭环控制回路中有效分离，使控制器能够基于无延迟的反馈信息进行调节，从而消除延迟对系统稳定性的破坏性影响，显著减小超调并缩短调节时间。在本文研究中，Smith 预估器与改进的雪消融优化算法相结合，针对被控对象的纯延迟环节进行补偿，避免传统 PID 控制因控制动作滞后导致的系统振荡问题；同时，Smith 预估器使系统响应更为平滑，降低 ITAE 性能指标值，引导 ISAO 算法在更宽广的参数空间中高效搜索全局最优解，确保优化过程收敛于兼顾动态响应和稳态精度的最优 PID 参数，最终实现对大时滞系统的高性能智能控制。ISAO-Smith-PID 的控制结构图见图 2。

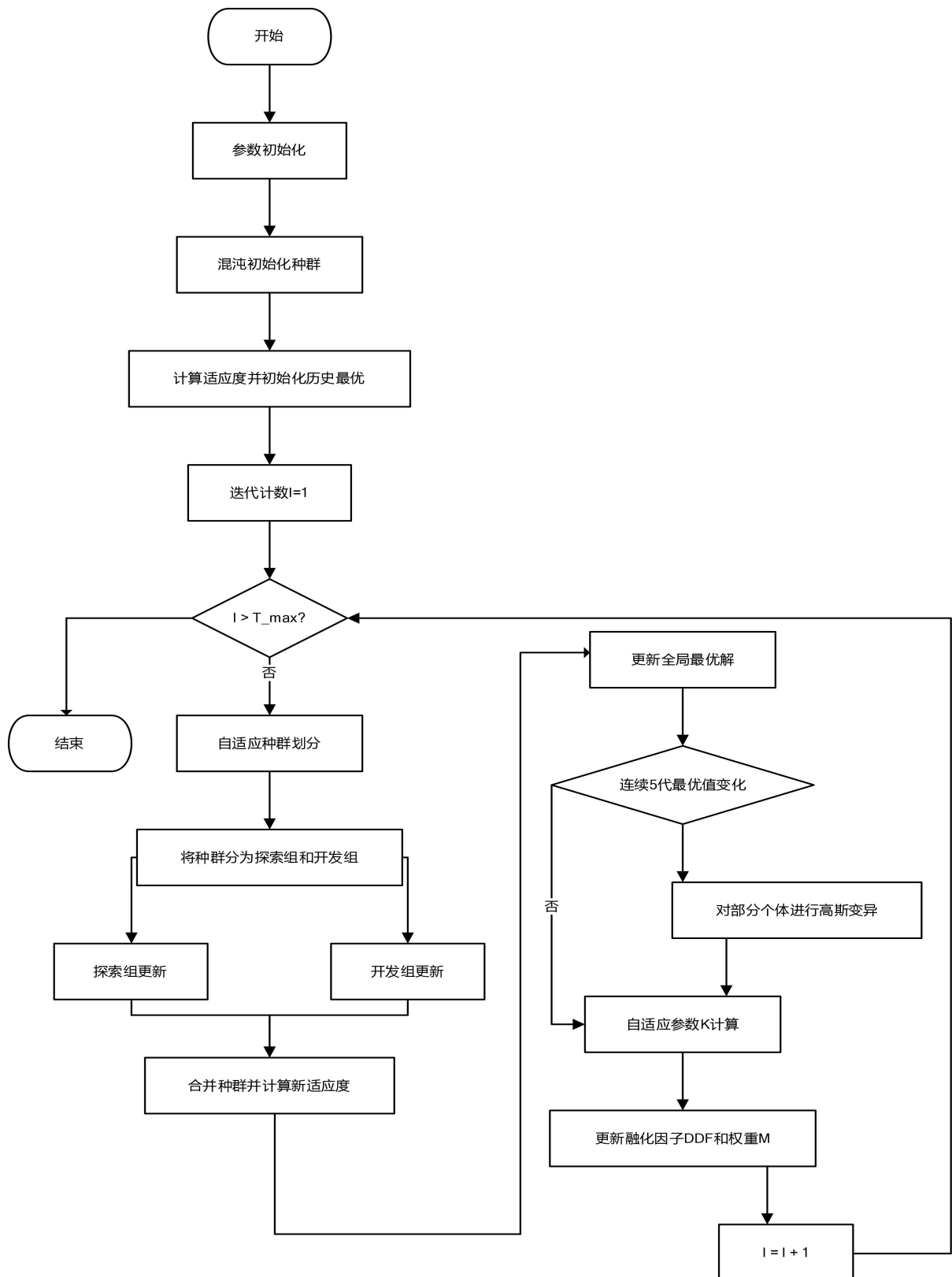


Figure 1. Flowchart of the ISAO algorithm
图 1. ISAO 算法流程图

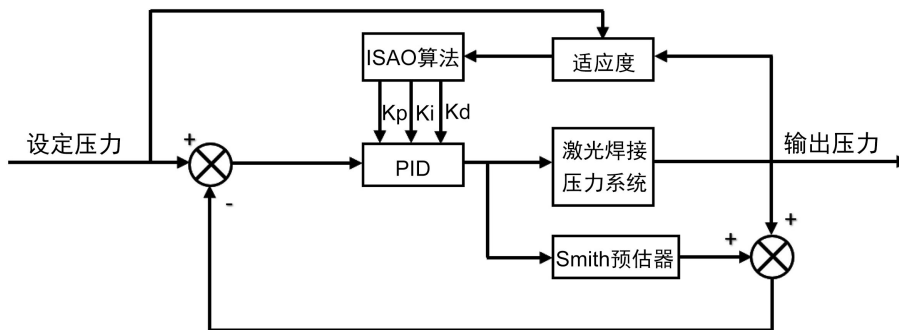


Figure 2. Control structure diagram of the ISAO-Smith-PID controller

图 2. ISAO-Smith-PID 的控制结构图

3. 系统仿真与结果分析

为验证本文所提出的改进 SAO-smith-PID 控制策略的有效性，在 MATLAB 平台上进行仿真实验，并与传统 PID 和原始 SAO-PID 进行对比分析。仿真时间 30 s，采样时间 0.1 s。优化算法种群规模 30，最大迭代次数 40 次，传递函数如下。

$$G(s) = \frac{0.85e^{-1.2s}}{1.12s^3 + 3.45s^2 + 6.78s} \quad (18)$$

三种控制策略优化得到的最优 PID 参数及性能指标如表 1 所示。

Table 1. Comparison of performance indicators for ISAO-SMITH-PID, SAO-PID, and traditional PID control strategies

表 1. 三种控制策略性能指标对比

方法	上升时间(s)	调节时间(s)	超调量(%)
传统 PID	2.300	8.600	4.07
SAO-PID	2.400	5.200	0.24
ISAO-SMITH-PID	1.500	3.800	0.04

从表 1 可以看出，ISAO-SMITH-PID 的综合控制性能最优。相比传统 PID，其上升时间由 2.300 s 缩短至 1.500 s，缩短约 34.8%；调节时间由 8.600 s 降至 3.800 s，缩短约 55.8%；超调量由 4.07% 大幅降至 0.04%，降低约 99.0%。相比 SAO-PID，其上升时间由 2.400 s 缩短至 1.500 s，缩短 37.5%；调节时间由 5.200 s 降至 3.800 s，缩短约 26.9%；超调量由 0.24% 降至 0.04%，降低约 83.3%。结果表明，ISAO-SMITH-PID 在显著提升系统响应速度的同时，大幅减小了超调量，有效改善了系统动态性能与稳定性。

SAO-PID 和 ISAO-SMITH-PID 的收敛曲线对比如图 3 所示。ISAO-SMITH 算法由于采用混沌初始化、自适应参数调整和高斯变异机制，收敛速度略快于原始 SAO，最终优化得到的超调量(0.04%)优于 SAO-PID (0.24%)，验证了改进算法的有效性。

然后对不同算法进行抗干扰测试，在 20 s 时引入 0.1 的扰动，观察响应曲线的变化情况，实验结果图如图四所示。

从图 4 所示的阶跃响应对比曲线可知，在 20 s 时刻向系统施加幅值为 0.1 的扰动后，ISAO-SMITH-PID 控制算法展现出了显著优于传统 PID 与 SAO-PID 的抗干扰性能。具体表现为：干扰作用下，ISAO-SMITH-PID 能以更快的速度收敛至参考输入值，在更短时间内进入±5%误差带范围，充分体现了该算法在抑制外部扰动、快速恢复系统稳定方面的优势。

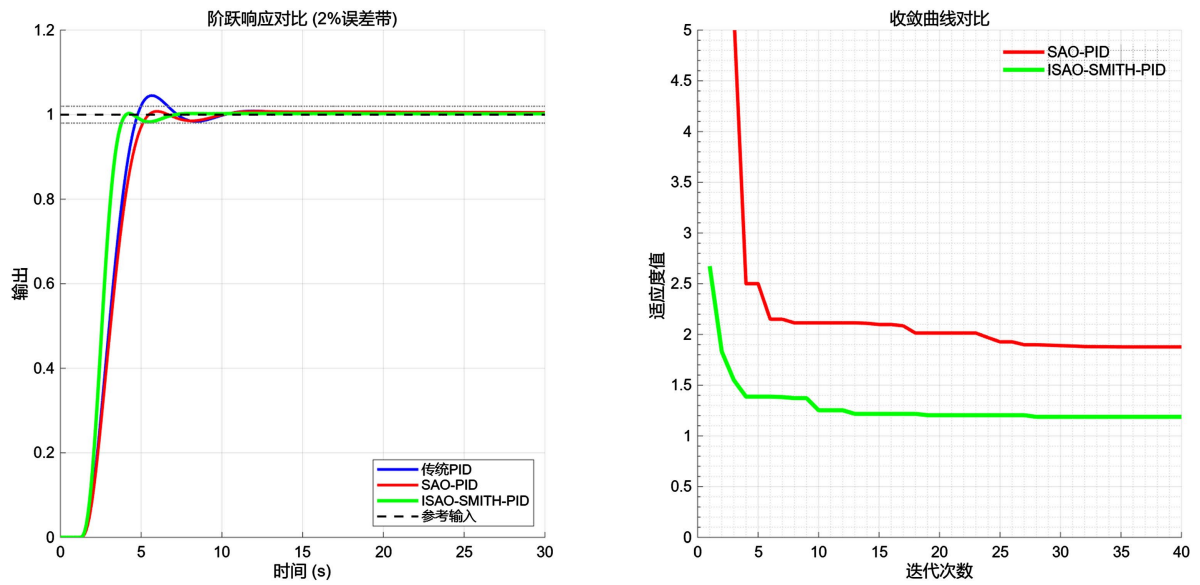


Figure 3. Comparative analysis of step response characteristics and fitness values for ISAO-Smith-PID, SAO-PID, and conventional PID controllers

图 3. ISAO-smith-PID 和 SAO-PID 与传统 PID 阶跃响应及适应度对比图

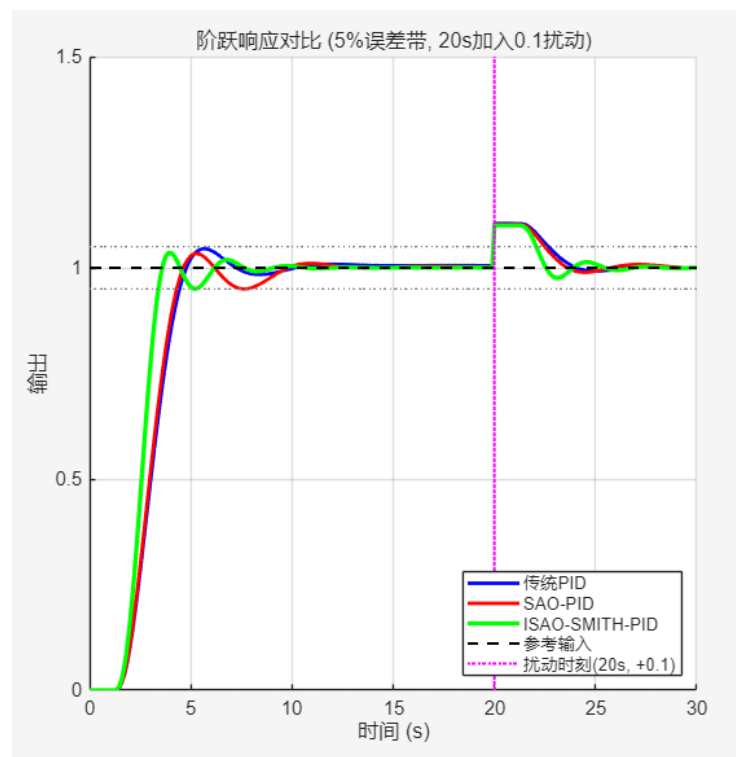


Figure 4. Anti-disturbance performance comparison of ISAO-Smith-PID with other algorithms

图 4. ISAO-smith-PID 对比其他算法抗干扰图

4. 结论

本文针对塑料激光焊接压力系统的实际需求，提出了一种 Smith 预估器与 PID 控制器结合使用优化

雪消融算法整定 PID 参数的控制方法。仿真结果表明：ISAO-Smith-PID 控制效果明显高于 PID 和传统 SAO-PID 控制，ISAO-Smith-PID 的反应速度快，超调量小，鲁棒性强等优点，能够更好地满足激光焊接压力系统的实际控制需求。

参考文献

- [1] 周克良, 覃晴, 卢豆豆. 塑料激光焊接技术的研究动态和发展趋势[J]. 工程塑料应用, 2022, 50(6): 177-182.
- [2] 曲兆展, 蔡令波, 谢良越, 等. 激光透射焊接异种塑料的实验研究[J]. 工程塑料应用, 2022, 50(2): 91-95.
- [3] 方涛, 于捷. 透明 FEP 塑料激光焊接工艺研究[J]. 塑料科技, 2019, 47(11): 79-81.
- [4] 李姣. PMMA/ABS 热塑性塑料激光透射焊接机理和工艺的研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [5] Long, Q., Qiao, H.Y., Yu, X.D., *et al.* (2022) Modeling and Experiments of the Thermal Degradation Behavior of PMMA during Laser Transmission Welding Process. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **194**, Article 123086. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2022.123086>
- [6] 王霄, 杨昆, 张惠中, 刘会霞. 两种不同热塑性塑料之间的激光透射焊接试验[J]. 焊接学报, 2009, 30(5): 97-100+118.
- [7] 刘宁, 柴天佑. PID 控制器参数的优化整定方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2272-2285.
- [8] 杨云飞. 基于 PLC 的自适应模糊-PID 压力控制系统[J]. 微计算机信息, 2007(25): 89-90.
- [9] Deng, L.Y. and Liu, S.Y. (2023) Snow Ablation Optimizer: A Novel Metaheuristic Technique for Numerical Optimization and Engineering Design. *Expert Systems with Applications*, **225**, Article 120069. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120069>