



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2406003

引用格式: 祁佳欣, 胡绍林, 何红丽, 等. 改进蚁群算法优化电动调节阀开度单神经元PID控制[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(19): 8135-8141.

Qi Jiaxin, Hu Shaolin, He Hongli, et al. Improved ant colony algorithm for optimising electric regulating valve opening single neuron PID control[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(19): 8135-8141.

改进蚁群算法优化电动调节阀开度 单神经元PID控制

祁佳欣¹, 胡绍林^{2*}, 何红丽³, 张赛⁴

(1. 西安工业大学电子信息工程学院, 西安 710000; 2. 广东石油化工学院自动化学院, 茂名 525000;
3. 中国飞行试验研究院, 西安 710000; 4. 吉林化工学院信息与控制工程学院, 吉林 132000)

摘要 针对电动调节阀控制系统在实际生产过程中存在的非线性、多扰动等问题, 提出一种基于改进蚁群算法优化单神经元PID(proportional integral derivative)的控制方法并将其应用于阀门开度控制中。该方法利用单神经网络的自学习和自适应能力, 实现PID控制参数的在线整定, 并采用改进的蚁群优化算法优化单神经元PID中的学习速率和神经元比例系数, 有效克服了单神经元PID中的学习速率和神经元比例系数因经验设定而无法达到预期控制效果的不足。仿真对比结果显示, 相比于传统PID、单神经元PID以及基于蚁群优化算法优化单神经元PID 3种控制方法, 本文提出的控制方法超调量分别减少了10.2%、6.1%和1.8%, 同时调节时间也相应缩短了0.22、0.07、0.03 s, 并且表现出更强的自适应和抗干扰能力, 能够使阀门开度控制更加稳定可靠。

关键词 电动调节阀; 阀门开度控制; 单神经元PID; 改进蚁群优化算法

中图分类号 TP273; **文献标志码** A

Improved Ant Colony Algorithm for Optimising Electric Regulating Valve Opening Single Neuron PID Control

QI Jia-xin¹, HU Shao-lin^{2*}, HE Hong-li³, ZHANG Sai⁴

(1. Electronic Information Engineering College, Xi'an Technological University, Xi'an 710000, China;
2. Automation College, Guangdong Institute of Petroleum and Chemical Industry, Maoming 525000, China;
3. Institute of China Academy of Flight Test and Research, Xi'an 710000, China;
4. Information and Control Engineering College, Jilin Chemical Technology University, Jilin 132000, China)

[Abstract] Aiming at the nonlinearity and multi-disturbance problems of the electric regulating valve control system in the actual production process, a control method based on the improved ant colony algorithm to optimize the single neuron PID (proportional integral derivative) was proposed and applied to the valve opening control. The self-learning and self-adaptive ability of the single-neuron network was used to achieve the online tuning of PID control parameters. The improved ant colony optimization algorithm was adopted to optimize the learning rate and neuron ratio coefficients in the single-neuron PID, which effectively overcame the shortcomings of the single-neuron PID where the learning rate and neuron ratio coefficients could not achieve the expected control effect due to the empirical setting. The simulation comparison results show that, compared with the traditional PID, single neuron PID, and single neuron PID based on ant colony optimization algorithm optimization of the three control methods, the control method proposed overshoots the amount of reduction of 10.2%, 6.1%, and 1.8%, respectively. At the same time, the regulation time is correspondingly shortened by 0.22s, 0.07s, and 0.03s. It shows a stronger adaptive and anti-interference ability, which can make the valve opening control more stable and reliable.

[Keywords] electric regulating valve; valve opening control; single neuron PID; improved ant colony optimisation algorithm

收稿日期: 2024-08-09 修订日期: 2024-12-23

基金项目: 国家自然科学基金(62373115); 广东省自然科学基金(2023A1515012341, 2024A1515010870)

第一作者: 祁佳欣(1999—), 女, 汉族, 陕西咸阳人, 硕士研究生。研究方向: 工业控制。E-mail: 2750426419@qq.com。

*通信作者: 胡绍林(1964—), 男, 汉族, 陕西西安人, 博士, 教授。研究方向: 大数据技术及其应用、人工智能、统计学习、过程监控、系统安全等。E-mail: hfkt@gdapt.edu.cn。

调节阀作为流程工业领域中不可或缺的关键执行元件,在化工、石油石化及燃气等多个重要行业中扮演着至关重要的角色。其控制性能的好坏对生产系统的安全运行具有直接影响作用^[1]。近年来,随着现代工业的快速发展,电动调节阀因为其体积小、能耗低、经济性高以及可靠性好等优点而受到广泛好评^[2]。目前,电动调节阀的开度调节方式大多数采用传统 PID 控制,而由于电动调节阀工作在具有较强干扰因素下,传统 PID 控制器难以达到预期的控制效果,尤其是在负荷变化或受到干扰时,电动调节阀控制效果较差。因此,须寻求一种智能的阀门开度控制方法以提高电动调节阀的控制性能。

近年来,随着智能控制技术的飞速发展,众多中外学者对电动调节阀阀门开度控制展开了深入研究。牛斌^[3]将改进粒子群优化模糊 PID (proportional integral derivative) 控制方法应用于电动调节阀开度控制中,取得了显著的控制成效。然而,依赖专家经验确定后的模糊规则不易调整,从而影响了控制器的性能。朱天宇等^[4]设计了一种模糊神经网络 PID 控制算法,其利用神经网络的学习与推理能力,实现 PID 控制器参数的智能化动态调节,进而精确控制阀门开度。该方法具有超调量小、适应性好、抗干扰能力强等优点,但是存在收敛速度缓慢和易得到局部最优解的问题。粟飞等^[5]提出了一种单神经元 PID 控制算法,实现电动调节阀开度的稳定控制。然而,单神经元 PID 算法中学习速率和神经元比例系数因经验设定导致控制精度受限。

针对现有控制算法存在的不足,提出一种基于改进蚁群算法优化单神经元 PID 的控制方法,以优化电动调节阀开度的控制性能。首先建立电动调节阀开度控制系统传递函数;其次设计基于改进蚁群算法优化单神经元 PID 控制方法并将其应用到调节阀开度控制中;最后搭建改进蚁群算法优化调节阀开度单神经元 PID 控制系统仿真模型以验证设计控制器的性能。

1 电动调节阀开度控制系统

电动调节阀开度控制系统主要由控制器、功率驱动、电动机构以及传动装置 3 大部分组成。以直线型电动调节阀为研究对象^[6]。其中,控制器采用单片机芯片作为控制核心;功率驱动是指将交流电路通过逆变器转换为直流电压,以驱动电机;本文中所选用的电动机构为永磁直流电动机,其输出转矩经过传动装置作用于阀门的阀芯,实现阀芯的运动;传动装置由两个关键部分组成:减速装置和丝杆,减速装置的主要作用是降低电机的旋转速度,

同时提高电机的输出转矩,丝杆将旋转位移转换为直线位移并且带动连杆进行移动^[7]。

在对阀门开度进行控制时,控制器根据位置传感器返回的实际阀位与设定位置之间偏差通过控制算法处理产生控制信号。这些信号通过功率驱动控制电机旋转的方向和速度。电机输出的旋转运动经过蜗轮蜗杆装置后,通过丝杆转换为直线方向的位移。丝杆带动连杆作用于阀体的阀芯,以实现阀门的开度控制^[8-9],具体框图如图 1 所示。

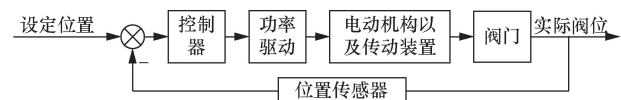


图1 阀门开度控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of valve opening control system

徐一森^[7]针对直线型电动调节阀的开度控制,分别建立了功率驱动模块、电机机构模块以及传动装置模块的传递函数,并基于建立的各模块传递函数最终得到电动调节阀开度控制的传递函数为

$$\frac{X(s)}{U(s)} = \frac{1}{L_a J s^3 + (L_a f + R_a J) s^2 + (R_a f + K_m K_e) s} \times \frac{K_s K_m L}{2\pi i} \quad (1)$$

式(1)中: X 和 U 分别为阀杆的输出位移和输入电压; s 为拉普拉斯变换引入的复变量; K_s 和 K_m 分别为变换器的放大系数和电机电力矩系数; i 为减速比; L 和 L_a 分别为丝杆导程和电枢电感; J 和 f 分别为电机转动惯量和电机摩擦系数; R_a 和 K_e 分别为电机电枢内阻和电机反电动势系数。

电动调节阀小力矩阀门开度控制主要参数大小如表 1 所示。

将表 1 中的参数值代入式(1)得到小力矩阀门开度控制的传递函数为

$$\frac{X(s)}{U(s)} = \frac{0.0368}{6.46 \times 10^{-8} s^3 + 4.47 \times 10^{-5} s^2 + 1.84 \times 10^{-3} s} \quad (2)$$

表 1 小力矩阀门开度控制主要参数及大小

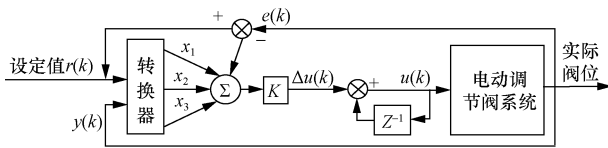
Table 1 Small torque valve opening control main parameters and size

| 参数 | 大小 |
|---|-----------------------|
| 变换器的放大系数 K_s | 200 |
| 电机电力矩系数 $K_m / (\text{Nm} \cdot \text{A}^{-1})$ | 23.12 |
| 减速比 i | 100 |
| 丝杆导程 L / mm | 5 |
| 电枢电感 L_a / mH | 3.87 |
| 电机转动惯量 $[\text{J} \cdot (\text{kg} \cdot \text{m}^2)^{-1}]$ | 1.67×10^{-5} |
| 电机摩擦系数 $f / (\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1})$ | 3.1×10^{-6} |
| 电机电枢内阻 R_a / Ω | 2.68 |
| 电机反电动势系数 $K_e / (\text{V} \cdot \text{rad}^{-1})$ | 7.92×10^{-5} |

2 改进蚁群算法优化调节阀开度单神经元 PID 控制系统

2.1 单神经元 PID 控制器设计

目前,阀门开度控制通常采用 PID 控制方法。PID 控制的优点在于结构简单、易于操作,并且具有良好的适应性。然而,它也存在一些缺陷,例如对控制参数的适应性较差,以及在面对干扰时表现不够稳定。相比之下,单神经元 PID 控制则利用反馈信息实时更新连接权值以调整 PID 增益,不仅结构简单,而且能够更好地适应环境变化,并具备较强的鲁棒性^[10]。因此设计一种基于单神经元 PID 算法的电动调节阀开度控制系统,其控制结构框图如图 2 所示。



$r(k)$ 为设定的期望阀位值; $y(k)$ 为实际的阀位值; $e(k)$ 为 $r(k)$ 与 $y(k)$ 之间的偏差,通过转换器得到 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 、 $x_3(k)$; K 为神经元的比例系数; Z^{-1} 为一个延迟操作符,表示将信号延迟一个采样周期; $\Delta u(k)$ 为单神经元 PID 控制器的增量输出,表示当前时刻的控制增量; $u(k)$ 为控制器的最终输出信号,它通过电动调节阀系统作用于实际阀位值 $y(k)$

图 2 单神经元 PID 控制器结构图

Fig. 2 Single neuron PID controller structure

转换关系^[10]为

$$\begin{cases} x_1(k) = e(k) \\ x_2(k) = e(k) - e(k-1) \\ x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{cases} \quad (3)$$

单神经元 PID 控制器输出的表达式^[10]为

$$\Delta u(k) = K \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k) \quad (4)$$

$$w'_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i(k)| \quad (5)$$

式中: $w_1(k)$ 、 $w_2(k)$ 、 $w_3(k)$ 为输入信号的连接权重系数; K 为神经元的比例系数, $K > 0$ 。

增量式 PID 的控制算法公式^[10]为

$$\Delta u(k) = K_p [e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (6)$$

对比式(4)和式(6)可以得到 PID 控制的 3 个参数^[10]为

$$\begin{cases} K_p = Kw'_1(k) \\ K_i = Kw'_2(k) \\ K_d = Kw'_3(k) \end{cases} \quad (7)$$

连接权值系数的调整采用监督的 Hebb 学习规

则,公式^[10]为

$$w_1(k) = w_1(k-1) + \eta_i e(k) u(k) x_1(k) \quad (8)$$

$$w_2(k) = w_2(k-1) + \eta_p e(k) u(k) x_2(k) \quad (9)$$

$$w_3(k) = w_3(k-1) + \eta_d e(k) u(k) x_3(k) \quad (10)$$

式中: η_i 、 η_p 、 η_d 分别为对积分、比例、微分的学习速率。学习速率和神经元的比例系数大小设置一般通过试凑法确定。

2.2 改进蚁群优化算法

在单神经元 PID 控制算法中,控制性能的优劣直接受所选择的学习速率 η_i 、 η_p 、 η_d 以及神经元比例系数 K 大小的影响。然而,这些参数的设定往往依赖于过往经验可能无法确保控制效果达到最优状态^[11]。因此,需要研究优化学习速率 η_i 、 η_p 、 η_d 和比例系数 K 的算法以提高单神经元 PID 算法性能。针对电动调节阀开度控制系统,提出了改进蚁群算法优化单神经元 PID 控制器的方案,旨在实现阀门开度的稳定控制。

2.2.1 蚁群优化算法原理

蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法是一种启发式优化方法,其灵感源自于自然界中蚂蚁群体寻找食物路径的高效协同行为^[12]。该算法寻找最优参数步骤如下^[13]。

(1)初始化变量,如蚂蚁和节点的数量分别为 m 和 n ,信息素和启发函数的重要程度因子分别为 α 和 β 等。

(2)第 k 只蚂蚁在 t 时刻从节点 i 转移到节点 j 的概率^[13]为

$$P_{ij}^{(k)}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in J_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in J_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式(11)中: $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻节点 i 和 j 路径上的信息素浓度; $\eta_{ij}(t)$ 为 t 时刻节点 i 和 j 之间距离的倒数; J_k 为第 k 只蚂蚁还没走过节点的集合; $\tau_{is}(t)$ 为 t 时刻节点 i 和 s 路径上的信息素浓度; $\eta_{is}(t)$ 为 t 时刻节点 i 和 s 之间距离的倒数。

(3)每只蚂蚁都通过路径搜索,找到并记录相对最优解。

(4)更新信息素强度^[13],公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过节点 } i \text{ 和 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: ρ 为信息挥发系数 ($0 < \rho < 1$); $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为 t 时刻第 k 只蚂蚁在本次循环中留在节点 i 和 j 上的信息素浓度的增量; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示本次循环中所有蚂蚁在节点 i 和 j 上留下的信息素的增量; Q 为信息素强度; L_k 为路径总长度。

(5) 循环次数 $N_c + 1$ 。

(6) 若 $N_c <$ 预定迭代次数, 则转向步骤(2)。

(7) 输出最优解。

2.2.2 蚁群优化算法的改进

ACO 算法以并行和正反馈的自启发方式著称, 使其在解决组合优化问题时具备高效率 and 快速求解的优势。然而, 与其他模拟进化算法相比, 蚁群算法同样面临着收敛速度较慢、容易陷入局部最优解等挑战^[14]。针对 ACO 算法易陷入局部最优和收敛速度慢的问题, 融合 ACO 算法三方面的改进措施建立了一种新的改进 ACO 优化算法。该算法通过对信息启发式因子 α 和期望启发式因子 β 进行动态调整, 旨在保证算法前期的收敛速度和后期的全局搜索能力; 同时, 引入高斯函数设计了一种信息素挥发系数的调整策略, 旨在提高算法的收敛速度, 避免局部最优的困扰; 此外, 通过平滑机制对信息素更新策略进行分析调整, 以提高算法的全局搜索能力和收敛速度。这些改进措施共同提升了 ACO 算法的性能。

由 ACO 转移概率公式[式(11)]可知, α 和 β 均为固定数值, 导致算法易陷入局部最优解。对此, 采取一种策略, 即动态调整两种启发因子的值, 随着迭代次数的不断增加, 使 α 动态减小, β 动态增大, 既保证算法前期蚂蚁有效利用信息素浓度的差异分布, 提高收敛速度; 又保证算法后期蚂蚁不断探寻更优路径, 提高全局寻优能力, 具体策略^[15]为

$$\begin{cases} \alpha = (G/10g) + 1 \\ \beta = (3g/G) + 1 \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中: G 为最大迭代次数; g 为当前迭代次数。

传统 ACO 算法在寻优过程中, 其信息素更新公式[式(12)]中信息素挥发系数 ρ 通常是一个定值, 但是 ACO 算法的寻优过程是一个正反馈的循序渐进的过程, 定量的挥发信息素满足不了这一动态过程的需求, 而且 ACO 算法本身容易陷入局部最优, 因此, 为了避免算法陷入局部最优的同时提高算法的收敛速度, 引入高斯函数设计一种信息素挥发系数的调整策略^[16], 表示为

$$\rho(i) = \exp\left(-\frac{i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

$$\sigma = \frac{i_{\max}}{\varepsilon} \quad (17)$$

式中: i 为当前迭代次数; i_{\max} 为最大迭代次数; ε 为信息素衰减系数, $\varepsilon > 1$ 。

为解决传统 ACO 算法收敛速度慢及易陷入局部最优的问题, 引入一种信息素平滑更新机制, 并分别对最优路径进行奖励和最差路径进行惩罚, 这些策略加快了算法的收敛速度并显著提升了其跳出局部最优的能力^[17]。

(1) 如果算法尚未陷入局部最优解, 所有蚂蚁经过节点 i 和 j 的路径上的信息素将会根据式(12)~式(14)进行更新。

(2) 当算法陷入局部最优时, 将分别计算最优蚂蚁 M 和最差蚂蚁 N 经过节点 i 和 j 路径上的信息素增量, 具体计算公式^[17]为

$$\Delta\tau_{ij}^{(M)} = \Delta\tau_{ij}^M, \Delta\tau_{ij}^M = Q/L_M \quad (18)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{(N)} = \Delta\tau_{ij}^N, \Delta\tau_{ij}^N = -Q/L_N \quad (19)$$

更新最优蚂蚁 M 和最差蚂蚁 N 经过节点 i 和 j 路径上的信息素^[17], 表达式为

$$\tau_{ij}^{(M)} = (1 - 0.96\rho)\tau_{ij}^{(M)} + \Delta\tau_{ij}^{(M)} \quad (20)$$

$$\tau_{ij}^{(N)} = (1 - 0.96\rho)\tau_{ij}^{(N)} + \Delta\tau_{ij}^{(N)} \quad (21)$$

除蚂蚁 M 、 N 外其他蚂蚁经过节点 i 和 j 路径上的信息素按照式(12)~式(14)进行更新。

在处理算法陷入局部最优的情况时, 根据奖罚策略[式(18)和式(19)]调整信息素增量。这一策略旨在通过增加局部最优路径 M 上的信息素奖励, 并相应地对局部最差路径 N 施加信息素惩罚, 从而人为地扩大两者之间的信息素差距。为了避免再次陷入局部最优, 采用平滑信息素更新机制, 具体如式(20)和式(21)所示。这一机制旨在降低局部最优路径上的信息素浓度, 并有效排除表现最差的路径, 同时继续在其他路径上积累信息素。基于上述, 局部最优路径的信息素与其他路径的信息素之间的差异会逐渐缩小, 这一过程有助于算法更快地收敛, 并增加跳出局部最优的可能性, 从而达到全局最优。

在电动调节阀开度控制中, 若采用改进 ACO 算法优化单神经元 PID 控制器中学习速率和神经元的比例系数时, 为了保证误差最小, 将开度控制仿真过程中的误差绝对值时间积分性能指标作为优化目标函数, 其表达式^[18]为

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (22)$$

式(22)中: $e(t)$ 为电动调节阀阀位误差。

基于图 2 所示的电动调节阀开度单神经元 PID 控制结构图, 设计了改进 ACO 算法优化单神经元 PID 控制器中学习速率和神经元的比例系数的流程图, 如图 3 所示。

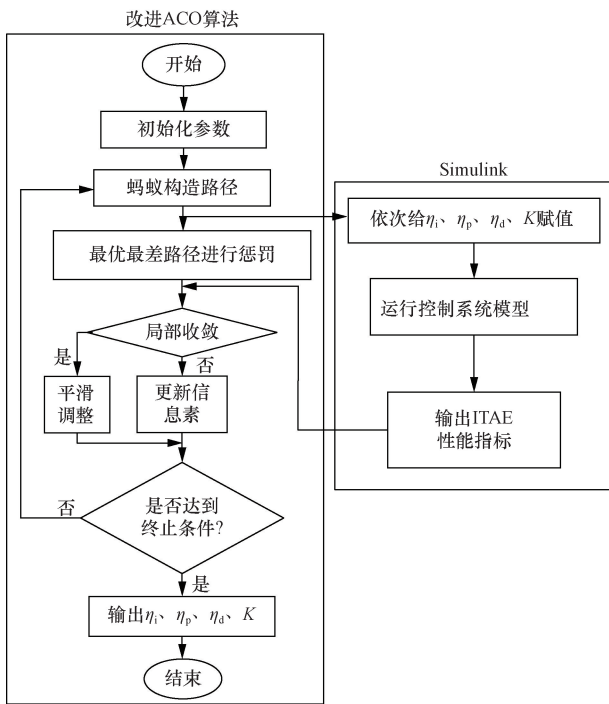


图3 改进ACO算法优化单神经元PID控制器参数流程图
Fig. 3 Improved ACO algorithm to optimise single neuron PID controller parameters flowchart

3 系统仿真实验

关于调节阀开度控制的 MATLAB 仿真实验,首先在 Simulink 中搭建基于单神经元 PID 算法的电动调节阀开度控制系统模型,其中单神经元 PID 控制算法在 Simulink 中没有可以直接调用的模块,需要将其编写好代码导入到 s-function 模块,以建立起该控制算法的仿真模型;其次,通过 feval 函数来调用编写的改进 ACO 算法程序中待优化参数 ($\eta_i, \eta_p, \eta_d, K$) 的函数句柄;对 Simulink 中搭建的阀门开度模型通过 sim 函数进行了仿真测试,计算 ITAE (integral of the time by absolute value of error) 适应度函数值并返回给改进 ACO 算法程序,经过不断的迭代寻优,最终得到使 ITAE 最小的一组参数 ($\eta_i, \eta_p, \eta_d, K$)。

3.1 阶跃响应实验

基于已建立电动调节阀开度控制的传递函数模型,对阀门开度控制系统进行阶跃响应性能分析实验。在仿真实验中,将单位阶跃信号作为输入信号。针对图2所示的电动调节阀开度控制系统采用四种控制策略进行仿真实验,分别是传统 PID、单神经元 PID 以及 ACO-单神经元 PID 和本文提出的改进 ACO-单神经元 PID 控制方法。其中,ACO 和改进 ACO 算法参数设定如下:蚂蚁数目都为 50,最大迭代次数都为 100,信息素强度 Q 都为 15,信息素重要程度因子 α 和启发函数重要程度因子 β 分别为

2.5 和 3,信息素挥发 ρ 和衰减系数 ε 分别为 0.26 和 2。这 4 种方法的系统输出响应曲线和性能指标如图 4 和表 2 所示。

图 4 和表 2 的数据显示,虽然 ACO-单神经元 PID 相比于传统的 PID 和单神经元 PID 控制方法,在超调量和调节时间上都有明显的改进,但其系统稳定性仍有待加强。相比于其他 3 种控制方法相比,改进 ACO-单神经元 PID 具有更低的超调量和更短的调节时间,从而使控制系统能够更迅速地达到稳定状态。

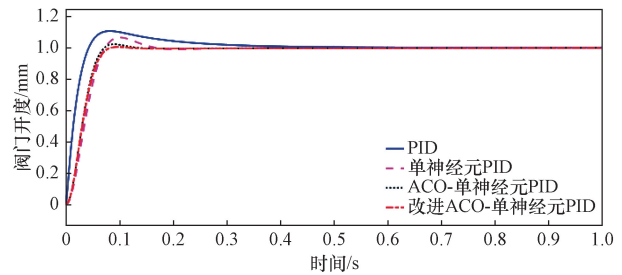


图4 各系统输出响应曲线
Fig. 4 Output response curve of each system

表 2 4 种控制方法的性能指标
Table 2 Performance indicators for the four control methods

| 控制方法 | 超调量/% | 调节时间/s |
|-----------------|-------|--------|
| 传统 PID | 10.6 | 0.29 |
| 单神经元 PID | 6.5 | 0.14 |
| ACO-单神经元 PID | 2.2 | 0.10 |
| 改进 ACO-单神经元 PID | 0.4 | 0.07 |

3.2 扰动实验

鉴于调节阀工作环境的复杂性,对其控制系统提出了较高的抗干扰能力要求。因此对调节阀的控制系统进行了抗干扰性测试,测试过程中保持各控制器的参数不变。当系统仿真稳定运行至 0.4 s 时,引入一个幅度为 150% 的阶跃信号作为干扰信号。此时,系统输出的变化曲线如图 5 所示。

从图 5 可知,当系统负荷发生变化时,与 PID、单神经元 PID 和 ACO-单神经元 PID 相比,改进 ACO-

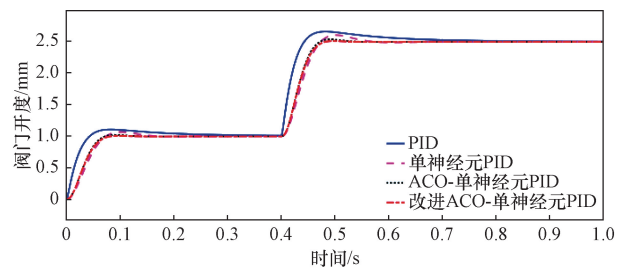


图5 变负荷情况下各系统输出响应曲线
Fig. 5 Output response curve of each system under variable load

单神经元 PID 能更快将调节阀阀位收敛到新的目标阀位值,且波动更小,进一步验证了本文所提方法具有更好的性能。

3.3 系统鲁棒性分析

为了验证改进 ACO-单神经元 PID 控制方法的鲁棒性,保持控制器参数恒定,将电动调节阀开度控制的被控对象传递函数中丝杆导程 L 由 5 mm 变化为 4.5 mm 和 5.5 mm,并针对这两种情况进行仿真实验。得到 4 种调节阀开度控制方法对应的系统输出响应曲线及性能指标如图 6 和表 3 所示。

由图 6 和表 3 可知,当丝杆导程 L 设定为 4.5 mm 时,尽管改进 ACO-单神经元 PID 控制在模型不匹配情况下的调节时间相比 ACO-单神经元 PID 控制增加了 0.01 s,但其超调量被完全消除,并且相比 ACO-单神经元 PID 控制方法降低了 1%。因此,相较于其他 3 种控制方法,该改进控制方法依然展现出了卓越的控制性能。

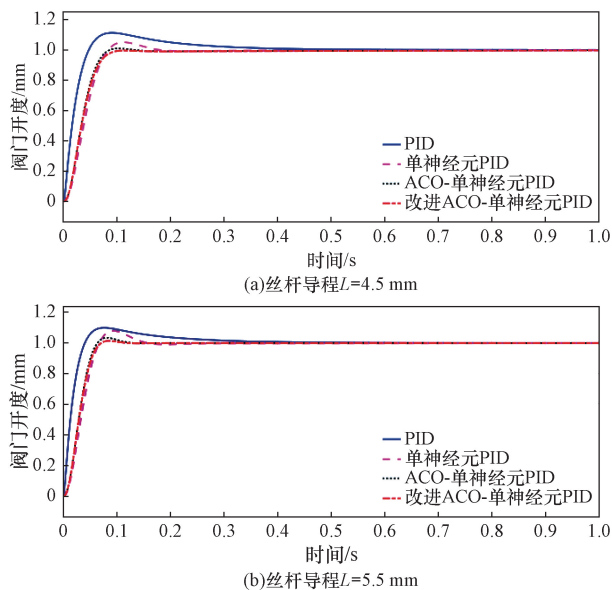


图 6 各系统输出响应曲线

Fig. 6 Output response curve of each system

表 3 丝杆导程 L 为 4.5 mm 和 5.5 mm 时
四控制方法的性能指标

Table 3 Performance indexes of four control
methods for a screw lead L of 4.5 mm and 5.5 mm

| 丝杆导程 L /mm | 控制方法 | 超调量/% | 调节时间/s |
|--------------|-----------------|-------|--------|
| 4.5 | 传统 PID | 11.3 | 0.3 |
| | 单神经元 PID | 5.0 | 0.15 |
| | ACO-单神经元 PID | 1.0 | 0.08 |
| | 改进 ACO-单神经元 PID | 0 | 0.09 |
| 5.5 | 传统 PID | 10.0 | 0.28 |
| | 单神经元 PID | 8.9 | 0.14 |
| | ACO-单神经元 PID | 3.4 | 0.10 |
| | 改进 ACO-单神经元 PID | 1.4 | 0.06 |

由图 6 和表 3 还可知,当丝杆导程 L 设定为 5.5 mm 时,相比于其他三种控制方法,改进 ACO-单神经元 PID 控制效果依然保持显著优势。尽管其超调量比模型匹配时有所提高,但单神经元 PID 和 ACO-单神经元 PID 的超调量均上升,由此可见,改进 ACO-单神经元 PID 的自适应能力更强。

4 结论

本文研究了电动调节阀开度控制系统,针对其非线性和多扰动特性,以及 ACO 算法易陷入局部最优和收敛速度慢的问题,提出了一种改进 ACO 算法优化单神经元 PID 的控制策略。仿真实验表明,将改进 ACO 算法优化单神经元 PID 的控制方法应用在阀门开度控制系统超调量更小,调节时间更短,自适应能力更强;且当系统负荷变化时,改进 ACO 算法优化单神经元 PID 的控制方法能够更快达到设定的新的阀位值,有效抑制了电动调节阀阀位的波动,系统更加稳定,为电动调节阀开度控制提供了有效方案。

参考文献

- [1] 朱敏, 赵聪聪, 臧昭宇. 基于改进型模糊神经网络 PID 阀位控制研究[J]. 现代制造工程, 2022(1): 125-131.
Zhu Min, Zhao Congcong, Zang Zhaoyu. Research on PID valve position control based on improved fuzzy neural network [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2022(1): 125-131.
- [2] 赵梅, 王尚功, 吕波, 等. RBF-PID 算法在级联电动调节阀控制中的研究[C]// 中国核科学技术进展报告(第六卷)——中国核学会 2019 年学术年会论文集第 4 册(同位素分离分卷). 西安: 中核陕西铀浓缩有限公司, 2019: 220-226.
Zhao Mei, Wang Shangong, Lü Bo, et al. Research on RBF-PID algorithm in cascade electric control valve control [C]// China Nuclear Science and Technology Progress Report (Volume 6) - Proceedings of the 2019 Annual Symposium of the Chinese Nuclear Society, Volume 4 (Isotope Separation Sub-Volume). Xi'an: CNNC Shaanxi U-ranium Enrichment Company Limited, 2019: 220-226.
- [3] 牛斌. 基于 PID 模糊控制的智能调节阀性能研究[D]. 西安: 西安石油大学, 2023.
Niu Bin. Research on the performance of intelligent control valve based on PID fuzzy control [D]. Xi'an: Xi'an Petroleum University, 2023.
- [4] 朱天宇, 董全林, 刘日. 模糊神经网络在阀门开度控制中的应用[J]. 仪表技术与传感器, 2019(2): 94-98, 103.
Zhu Tianyu, Dong Quanlin, Liu Ri. Application of fuzzy neural network in valve opening control [J]. Instrumentation Technology and Sensors, 2019(2): 94-98, 103.
- [5] 栗飞, 李红星, 张中宜. 工业电动调节阀系统的单神经元 PID 控制器设计[J]. 电工技术, 2020(12): 38-40.
Su Fei, Li Hongxing, Zhang Zhongyi. Design of single neuron PID controller for industrial electric control valve system [J]. Electrotechnology, 2020(12): 38-40.
- [6] Chang H, Liu Q, Li Q. Application of single neuron adaptive PID algorithm in natural gas automatic distribution control system [J].

- Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2834(1): 012105.
- [7] 徐一森. 工业控制中电动调节阀开度控制特性研究[D]. 西安: 西南石油大学, 2016.
- Xu Yisen. Research on opening control characteristics of electric control valve in industrial control [D]. Xi'an: Southwest Petroleum University, 2016.
- [8] Li G, Wei X, Wang Z, et al. Study on the pressure regulation method of new automatic pressure regulating valve in the electronically controlled pneumatic brake systems in commercial vehicles [J]. Sensors, 2022, 22(12): 4599.
- [9] Zhang T, Zhou J, Yang X, et al. Multi-objective optimization and decision-making of the combined control law of guide vane and pressure regulating valve for hydroelectric unit[J]. Energy Science & Engineering, 2022, 10(2): 472-487.
- [10] 祝顺风, 文雅珊, 朱汉阳. 水下焊缝跟踪单神经元自适应 PID 控制与参数优化[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2022, 43(2): 94-97.
- Zhu Shunfeng, Wen Yashan, Zhu Hanyang. Single neuron adaptive PID control and parameter optimisation for underwater weld tracking[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science Edition), 2022, 43(2): 94-97.
- [11] Zhang H, Hu J, Wu G, et al. Simulation of networked control systems based on single neuron adaptive PID with smith predictor [J]. Engineering Letters, 2023, 31(1): 1054-1057.
- [12] 史郑延慧, 何刚. 基于遗传-蚁群优化算法的 QoS 组播路由算法设计 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(11): 4626-4632.
- Shi Zhengyanhui, He Gang. Design of QoS- multicast routing algorithm based on genetic-ant colony optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(11): 4626-4632.
- [13] 刘军, 陈磊, 李文灿, 等. 基于混沌蚁群优化小波阈值法地磁信号噪声压制 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20(25): 10177-10181.
- Liu Jun, Chen Lei, Li Wenchan, et al. Noise suppression of geomagnetic signal based on chaotic ant colony optimized wavelet thresholding method [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(25): 10177-10181.
- [14] 陈永鸿, 甘文杰, 武蕾, 等. 基于改进蚁群算法的古建筑群火灾疏散路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5662-5669.
- Chen Yonghong, Gan Wenjie, Wu Lei, et al. Fire evacuation path planning for ancient building complexes based on improved ant colony algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5662-5669.
- [15] 倪建云, 吴杰, 薛晨阳, 等. 融合改进 A* 和蚁群算法的机器人路径规划 [J]. 天津理工大学学报, 2025, 41(2): 73-80.
- Ni Jianyun, Wu Jie, Xue Chenyang, et al. Fusion of improved A* and ant colony algorithm for robot path planning [J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2025, 41(2): 73-80.
- [16] 王瑶, 任安虎, 任洋洋. 改进蚁群算法的无人机航迹规划 [J]. 电光与控制, 2024, 31(4): 43-48.
- Wang Yao, Ren Anhu, Ren Yangyang. Improved ant colony algorithm for UAV trajectory planning [J]. Electro-Optics and Control, 2024, 31(4): 43-48.
- [17] 张叶红. 基于改进平滑自适应蚁群算法的 Job shop 调度方法研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2014.
- Zhang Yehong. Research on Job shop scheduling method based on improved smooth adaptive ant colony algorithm [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2014.
- [18] Rao C S, Santosh S. Tuning optimal PID controllers for open loop unstable first order plus time delay systems by minimizing ITAE criterion [J]. IFAC-Papers on Line, 2020, 53(1): 123-128.