

基于改进粒子群算法的PID控制器参数自整定*

胡伟^{1,2}, 徐福缘¹

(1. 上海理工大学管理学院, 上海 200093; 2. 绵阳师范学院, 四川 绵阳 621000)

摘要: 针对标准粒子群算法寻优精度不高、易出现早熟收敛等缺陷, 提出一种自适应混沌移民变异粒子群算法 IPSO。该算法通过引入基因距离来反映粒子间合作与竞争的隐性知识, 使粒子种群的多样性得到量化, 采取自适应混沌移民变异策略对陷入聚集区域的粒子进行处理, 使之获得继续搜索的能力, 从而防止算法过早陷入局部最优。仿真结果表明, IPSO 算法在 PID 控制器参数寻优问题上具有遗传算法和标准粒子群算法无法比拟的优势。

关键词: 粒子群算法; 遗传算法; PID 参数优化; 混沌

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)05-1791-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.050

Self-tuning of PID parameters based on improved particle swarm optimization

HU Wei^{1,2}, XU Fu-yuan¹

(1. School of Business, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China; 2. Mianyang Normal University, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low optimization accuracy and premature convergence for standard particle swarm optimization, this paper presented an adaptive chaos immigration and mutation particle swarm optimization (IPSO). By analyzing the gene distance, the implicit knowledge of cooperation and competition between the particles were reflected and particle population diversity was quantified. By taking adaptive chaotic immigration and mutation strategy, it processed the particles which were caught in gathering areas, and the particles obtained the ability to continue search, therefore preventing the algorithm into a local optimum too early. Simulation results show that the IPSO has a better performance than both the conventional particle swarm optimization and genetic algorithm in the PID controller parameters optimization problem.

Key words: particle swarm optimization (PSO); genetic algorithm (GA); optimized PID parameter; chaos

PID 控制是最早发展起来的控制策略之一, 是指将偏差的比例(P)、积分(I)和微分(D)通过线性组合构成控制量, 对被控对象进行控制。它是一个二阶线性控制器, 通过调整比例、积分和微分三项参数, 使得大多数的工业控制系统获得良好的闭环控制性能。传统的 PID 控制参数主要由人工通过经验来调整, 这种方法不仅费时, 而且不能保证获得最佳的性能。较早用来整定 PID 控制器参数的方法有 Ziegler-Nichols 动态特性法、Cohen-Coon 响应曲线法、基于积分平方准则 ISE 的整定法。近年来随着智能优化技术的兴起, 主要有专家智能型 PID 参数自整定技术、基于模糊推理的 PID 参数自整定技术、基于遗传算法的 PID 参数自整定技术、基于蚁群算法的 PID 参数自整定技术等, 这些方法取得了比传统方法更好的效果, 但是也存在着控制策略复杂、适应性不强等缺陷^[1,2]。粒子群优化算法(PSO)作为一种群体智能算法, 具有易实现、通用性强、收敛速度快等特点, 其应用领域非常广泛。本文针对标准粒子群算法存在的缺陷, 提出一种自适应混沌移民变异粒子群算法 IPSO, 将 IPSO 算法对 PID 控制器参数进行了优化并将结果与遗传算法和标准粒子群算法的结果进行比较, 验证了 IPSO 算法的有效性。

1 相关工作

为了改善 PSO 算法的性能, 研究者们提出了许多改进方法。1998 年, Shi 等人^[3-5]提出了基于线性递减权重的 PSO 算法, 其思想是在 PSO 算法的惯性部分 $v_{id}(t)$ 前面加上线性递减权重 w , 合适的权重 w 可以提供局部和全域一个平衡的探索及开发能力, 使原始算法的性能得到提高。1999 年, Clerc^[6]提出在 PSO 中加入压缩因子 K , 使用压缩因子的优点在于无须设定速度 V_i 的最大值, 也无须推测影响收敛性和防止急速增长的其他参数值^[7]。文献[8]提出了规范的 PSO 算法, 此算法将加速因子分别设为 2.8 和 1.3, 种群大小设为 30, 粒子的速度最大值 V_{max} 设为 X_{max} , 经过大量的测试表明, 这样得出的 PSO 算法具有不依赖于特定问题的参数; 文献[9]从演化式计算的角度提出了混合粒子群算法, 将基因算法中的交配特征引入到 PSO 中; 文献[10]提出了模糊粒子群算法, 有效地解决了自适应的权重递减问题; 文献[11]根据混沌具有遍历性、随机性等特点, 在 PSO 中嵌入混沌序列, 提出了混沌粒子群算法; 文献[12]把免疫系统的免疫机制引入到 PSO 中, 提出免疫粒子群算法; 文献[13,14]将粒子群算法与量子算法结合, 设计了量子粒子群优化算法; 文献[15~17]提出了绝对收敛法 PSO, 帮

收稿日期: 2011-10-04; 修回日期: 2011-11-14 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71171135); 上海市(第三期)重点学科资助项目(S30504)

作者简介: 胡伟(1979-), 男, 湖北黄冈人, 博士研究生, 主要研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、智能优化算法(hw18721348510@126.com); 徐福缘(1948-), 男, 浙江绍兴人, 教授, 博导, 主要研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、超网络等。

助粒子在搜索时限定活动范围,根据粒子适应度的情况扩大或缩小寻找范围。以上各种改进方法在一定程度上提高了原始粒子群算法的性能,但这些方法在解决某些具体问题仍然存在早熟收敛和寻优精度不高的问题。为了加快粒子群算法的收敛速度和避免早熟收敛,使算法获得更好的优化性能,本文对标准粒子群算法进行了改进,提出了一种自适应混沌移民变异粒子群算法 IPSO,在仿真实验中,将提出的算法用于 PID 控制器参数整定中获得了较好的效果。

2 改进的粒子群算法

在粒子群优化的过程中,当某个粒子处于最优位置时,其他的粒子就会迅速地靠近它,随着迭代次数的增加,可能会造成粒子聚集的现象。当粒子速度越来越小,接近于零时,粒子种群的多样性就会受到威胁,最终导致算法的早熟。为了避免这种现象的发生,提高算法的自适应性,本文采用自适应混沌移民变异策略对陷入聚集区域的粒子进行处理。

2.1 标准粒子群算法

粒子群优化算法是 Kennedy^[18] 和 Eberhart^[19] 于 1995 年提出的,它源自群体行为理论,受鸟群或鱼群行为的启发,通过个体间的信息传递方式,使整个团体朝同一方向和目标而去。设 X_i 表示群体中的第 i 个微粒, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, P_i 表示第 i 个微粒所经历过的最好位置, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 。群体中所有微粒所经历过的最好位置用 P_g 表示, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 用来表示微粒的速度。对于第 i 代,其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据下式进行迭代:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

式(1)中: ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速因子; r_1 和 r_2 为介于 0~1 的随机数; $p_{id}(t)$ 表示粒子 i 的个体最优位置; $p_{gd}(t)$ 表示所有粒子的群体最优位置。种群中的粒子利用式(1)(2)来更新自己的速度和位置,其本质是利用自身信息、认知信息和社会信息来引导粒子的运动轨迹,当自身信息和认知信息占优势时,粒子群算法容易陷入局部最优^[20],从而无法搜索到全局最优解。

2.2 种群多样性的测定

文献[21]在测定种群多样时,提出一种基于粒子基因距离的测定方法,本文采用此种方法来判定粒子的多样性,然后根据多样性的判定结果进行自适应混沌移民变异操作。

定义 1 基因距离。粒子在第 t 代的位置为 $X_{id}(t)$,此时种群的全局最优值为 $P_{gd}(t)$,那么粒子相对于全局最优值的基因距离为

$$\sigma_i(t) = \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \left(\frac{X_{id}(t) - P_{gd}(t)}{2} \right)^2} \quad (3)$$

式(3)中, $1 \leq i \leq N_{\text{pop}}$, 其中, N_{pop} 为种群的规模。

根据式(3)可以计算出种群平均基因距离 $\bar{\sigma}(t)$ 为

$$\bar{\sigma}(t) = \frac{1}{N_{\text{pop}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{pop}}} \sigma_i(t) \quad (4)$$

利用式(4)可推出种群中所有基因距离小于 $\bar{\sigma}(t)$ 的个体,这些个体组成的集合为 S_{opt} , 个体间的平均基因距离 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$ 为

$$\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t) = \frac{1}{|S_{\text{opt}}|} \sum_{i=1}^{|S_{\text{opt}}|} \sigma_i(t) \quad (5)$$

式(5)中, $|S_{\text{opt}}|$ 表示集合 S_{opt} 的个数。

个体平均基因距离 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$ 可以用来测定种群的多样性,当 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$ 的值越小时,粒子的汇集程度越高,种群的多样性也越差。为了防止粒子过度汇集,影响算法的性能,在此设定一个汇集程度阈值 σ^* , 当 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$ 小于或等于 σ^* 时,对粒子进行自适应混沌移民变异操作。

2.3 自适应混沌移民变异

自适应混沌移民变异的策略是首先在算法中嵌入混沌序列对种群进行扰动,以增加种群的多样性,然后根据个体平均基因距离的大小来决定是否对集合 S_{opt} 中的粒子进行变异,最终使粒子种群达到平衡态。Logistic 映射是一个典型的混沌系统,其定义为

$$z_{k+1} = \mu \cdot z_k (1 - z_k) \quad (6)$$

式中, $z_k \in (0, 1)$ 为实值序列, $k = 0, 1, 2, \dots, n$ 。当 $3.571448 \leq \mu \leq 4$ 时,该混沌映射处于混沌状态,本文取 $\mu = 4$ 。设扰动量 $\Delta x = (\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n)$, 混沌扰动范围为 $[-\beta, \beta]$, 将 z_k 的各个分量载波到扰动范围内,则

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) + \Delta x \quad (7)$$

经过混沌优化之后,取适应度最小的前 $|S_{\text{opt}}|$ 个粒子来代替原集合 S_{opt} 中的个体,然后进行移民变异操作。移民变异方案为

$$\lambda \cdot x_{id}^{(3)}(t) + (1 - \lambda) \cdot P_{gd}(t) + F \cdot (x_{id}^{(1)}(t) - x_{id}^{(2)}(t)) \quad (8)$$

$$\lambda = \frac{T-t}{T} \quad (9)$$

式(8)(9)中, $x_{id}^{(1)}(t)$, $x_{id}^{(2)}(t)$ 和 $x_{id}^{(3)}(t)$ 为集合 S_{opt} 中互不相同的随机个体, $\lambda \in (0, 1)$ 为移民因子, $F \in [0, 2]$ 为缩放因子, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。移民变异操作使算法具有更加良好的性能,随着迭代次数的增加, λ 逐渐减小,在迭代的初始阶段,算法有较强的搜索能力,更可能发现更多的全局最优点,在后期,算法有较强的局部搜索能力,算法的精度和收敛速率得到了增强。

3 IPSO 算法步骤

改进的粒子群算法具体步骤如下:

a) 初始化种群,包括种群的规模、随机位置、粒子速度、惯性权重 ω 、加速因子 c_1 和 c_2 、汇集程度阈值 σ^* 、混沌扰动范围 $[-\beta, \beta]$ 、缩放因子 F 、最大迭代次数。粒子位置和速度的区间范围为 $[-x_{\text{max}}, x_{\text{max}}]$ $[-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$ 。

b) 计算每个粒子的适应度值,确定个体最优值 $P_{id}(t)$ 和群体最优值 $P_{gd}(t)$ 。

c) 利用式(1)(2)更新粒子的位置和速度。

d) 更新粒子的个体最优值 $P_{id}(t)$ 、群体最优值 $P_{gd}(t)$ 。

e) 利用式(3)~(5)计算个体间的平均基因距离 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$,

比较 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t)$ 和汇集程度阈值 σ^* 的大小,若 $\bar{\sigma}_{\text{opt}}(t) > \sigma^*$, 则转 f); 反之, 则判断是否满足寻优结束条件,若满足则终止寻优,输出最优结果,不满足条件则转 b)。

f) 利用式(6)(7)进行混沌优化,取适应度最小的前 $|S_{\text{opt}}|$ 个粒子来代替原集合 S_{opt} 中的个体,然后利用式(8)(9)进行混沌移民变异操作,转 b)。

4 IPSO 在 PID 参数自整定中的应用

PID 控制器的性能取决于 K_p 、 K_i 和 K_d 这三个参数是否合

理,对优化PID控制器参数具有重要意义。为了验证本文所提出的IPSO算法的性能,在MATLAB/Simulink环境下比较了IPSO算法、标准PSO算法和GA对PID参数进行寻优的结果。

PID控制器的优化问题就是在可行域范围内确定一组合适的参数 K_p 、 K_i 和 K_d ,使其适应度函数达到最优^[1]。常用的适应度函数有积分平方误差(ISE)、积分时间乘绝对值误差(ITAE)和积分绝对值误差(IAE)。本文选用ITAE指标,其定义为

$$J = \int_0^{\infty} t \cdot |e(t)| dt \quad (10)$$

设被控对象为以下不稳定系统^[1,2]

$$G(s) = \frac{s+2}{s^4+8s^3+4s^2-s+0.4} \quad (11)$$

在Simulink环境下建立模型如图1所示。

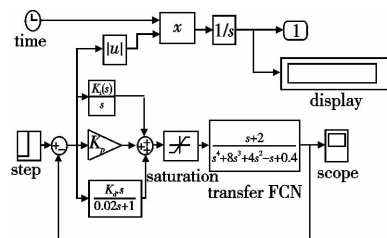


图1 PID控制系统模型

图1中,输出端口1为式(10)所示的ITAE指标。在PID参数自整定过程中,将控制器的一组参数(K_p 、 K_i 、 K_d)作为IPSO算法的一个粒子,PID参数的整定转换为三维粒子的函数优化问题,IPSO产生随机粒子群,粒子群中的粒子依次对应于各组参数,运行Simulink模型后可以得到各组参数对应的性能指标,该性能指标传递到IPSO中作为粒子的适应度值。IPSO优化PID的流程如图2所示。

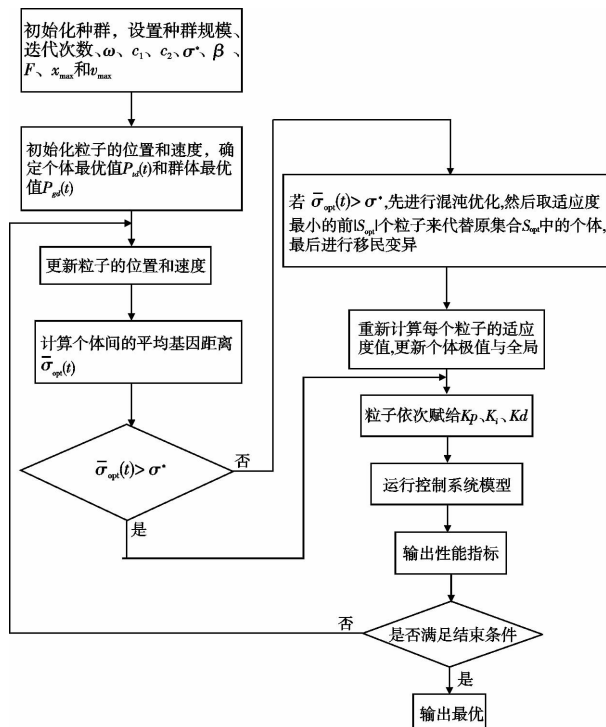


图2 IPSO优化PID流程

在实验中,粒子群的规模为100,最大迭代次数为100, w 为0.6, $c_1=c_2=1.49$,汇集程度阈值 σ^* 为0.02,缩放因子 F 为0.5,最大速度 v_{max} 为6, K_p 、 K_i 和 K_d 三个待优化的参数范围为 $[0,300]$ 。经优化后,最优控制器参数及性能指标为 $K_p=33.08$ 、 $K_i=0.14$ 、 $K_d=38.42$ 、ITAE=1.03。图3为改进的粒子群算法优化PID得到的性能指标ITAE变化曲线;图4为 K_p 、

K_i 和 K_d 三个参数的变化曲线。

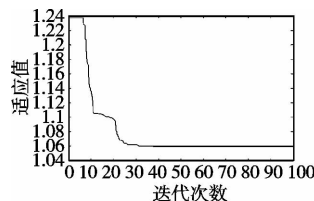


图3 ITAE变化曲线

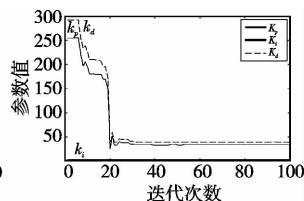


图4 K_p 、 K_i 和 K_d 优化曲线

由图3、4可知,性能指标ITAE在优化过程中不断减小,IPSO具有较快的收敛速度,在第38代时成功收敛,对于不稳定的被控对象,由改进的PSO算法设计出的最优PID控制器使得 K_p 、 K_i 和 K_d 的选择合理,很好地控制了被控对象。

使用标准PSO算法对PID控制器参数进行优化时,粒子群的规模为100,最大迭代次数为100, w 为0.6, $c_1=c_2=1.49$ 。使用GA对PID控制器参数进行优化时,采用实数编码,种群大小为100, K_p 、 K_i 和 K_d 三个待优化的参数范围为 $[0,300]$,初始种群在上下限范围内随机产生,交叉概率和变异概率分别为0.6和0.02。

表1为本文所提出的方案与GA、PSO、文献[22]中的方案和文献[23]中的方案应用于PID参数整定的性能对比分析。

表1 IPSO、PSO和GA在二阶系统的性能比较

算法	K_p	K_i	K_d	性能指标	迭代次数
GA	208.22	0.16	240.03	1.14	100
PSO	42.33	0.18	42.85	1.53	60
文献[22]	36.7	0.21	46.53	1.41	47
文献[23]	33.2	0.17	41.23	1.38	44
IPSO	33.08	0.14	38.42	1.03	38

从表1可以看出,用本文所提出的IPSO算法对PID控制器参数进行优化时,其结果要优于标准PSO和遗传算法所整定的结果,在相同的迭代次数下,本文中的IPSO算法比标准PSO算法和GA更能快速地达到整定状态和找到最优值。另外,相比于表1中列出的其他几种方案,本文所提出的方案虽然在时间效率与计算复杂度方面不占优势,但是从性能指标和效率的整体性能角度来考虑,本文的方案要优于其他方案。

5 结束语

本文提出了一种改进的粒子群优化算法IPSO,该算法在分析了标准粒子群算法的寻优本质后,引入了粒子的基因距离,通过量化粒子种群的多样性来平衡个体极值和群体极值所带来的影响,这种方法既考虑了粒子自身和群体的最优位置,又兼顾考虑了群体间的隐性知识,从而更加真实地反映了粒子的运动规律。在优化过程中,针对可能会出现聚集现象,采用自适应混沌移民变异的策略对陷入聚集区域的粒子进行处理,使算法具有较强的全局搜索能力,有效地避免陷入局部最优解。将本文提出的IPSO算法用于PID控制器参数优化中,实验结果表明,IPSO算法在处理此类问题时具有良好的自适应性且能以较小规模的群体获得精确度足够高的解。

参考文献:

- [1] 史峰,王辉,郁磊,等. MATLAB智能算法30个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011:137-143.
- [2] 薛定宇. 控制系统计算机辅助设计——MATLAB语言及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2006:156-172.
- [3] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. 1998:69-73.
- [4] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimi-

- zation [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 1999:1945-1950.
- [5] SHI Y, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 1447. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 591-600.
- [6] CLERC M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 1999:1951-1957.
- [7] EBERHART R C, SHI Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization [C]// Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2000:84-88.
- [8] HUANG P C, TONG L I, CHANG W W, *et al.* A two-phase algorithm for product part change utilizing AHP and PSO [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 8458-8465.
- [9] BAYRAKTAR Z, WERNER D H, WERNER P L. Miniature meanderline dipole antenna arrays designed via an orthogonal-array-initialized hybrid particle-swarm optimizer [J]. *Antennas and Propagation Magazine*, 2011, 53(3): 42-59.
- [10] NIKNAM T, MOJARRAD H D, NAYERIPOUR M. A new fuzzy adaptive particle swarm optimization for non-smooth economic dispatch [J]. *Energy*, 2010, 35(4): 1764-1778.
- [11] CHUANG L Y, HSIAO C J, YANG Cheng-hong, *et al.* Chaotic particle swarm optimization for data clustering [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(12): 14555-14563.
- [12] LUH G C, LIN Chun-yi, LIN Yu-shu, *et al.* A binary particle swarm optimization for continuum structural topology optimization [J]. *Applied Soft Computing*, 2010, 11(2): 2833-2844.
- [13] SUN Jun, WU X, PALADE V, *et al.* Quantum-behaved particle swarm optimization with Gaussian distributed local attractor point [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2011, 218(7): 3763-3775.
- [14] OMKAR S N, KHANDELWAL R, ANANTH T V S, *et al.* Quantum behaved particle swarm optimization (QPSO) for multi-objective design optimization of composite structures [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(8): 11312-11322.
- [15] GHOSH P, ZAFAR H, DAS S, *et al.* Hierarchical dynamic neighborhood based particle swarm optimization for global optimization [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2011: 757-764.
- [16] JI Chang-ming, LIU Fang, ZHANG Xin-ming. Particle swarm optimization based on catfish effect for flood optimal operation of reservoir [C]//Proc of the 7th International Conference on Natural Computation. 2011:1197-1201.
- [17] XIN Jian-guo, BEILINA L, KLIBANOV M. Globally convergent numerical methods for some coefficient inverse problems [J]. *Computing in Science & Engineering*, 2010, 12(5): 64-77.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948.
- [19] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm [C]//Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. 1995:39-43.
- [20] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究 [J]. *模式识别与人工智能*, 2006, 19(2): 266-270.
- [21] 车林仙, 程志红. 工程约束优化的自适应罚函混合离散差分进化算法 [J]. *机械工程学报*, 2011, 47(3): 141-151.
- [22] 杨智, 陈志堂, 范正平, 等. 基于改进粒子群优化算法的 PID 控制器整定 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(10): 1345-1352.
- [23] 肖理庆, 邵晓根, 石天明, 等. 利用改进粒子群算法整定 PID 参数 [J]. *计算机应用*, 2010, 30(6): 1547-1549.