热能工程

文章编号:1001-2060(2024)08-0104-08

基于混合自适应粒子群算法优化模糊 PID 的 制粉系统控制研究

陈 亮,韦根原,赵 深,常耀华

(华北电力大学自动化系,河北保定071003)

摘 要:针对制粉系统提出了一种混合自适应粒子群算法(HAPSO)优化模糊 PID 的方法并进行仿真控制研究,通 过适应度函数对比仿真实验来验证 HAPSO 算法的寻优性能,并将 HAPSO 算法优化模糊 PID 与传统 PID 控制、模 糊 PID 控制和高斯函数递减惯性权重粒子群算法(GDIWPSO)优化模糊 PID 进行对比分析实验。实验结果表明:提 出的混合自适应粒子群算法可以有效提高在全局中的搜索能力,可以更快、更准确地找到问题的全局最优解;与 PID 控制和模糊 PID 控制相比,HAPSO 算法优化模糊 PID 方法的超调量分别降低 62.01% 和 58.81%,调节时间分 别减少 51.45% 和 46.31%。

关键 词:制粉系统;混合自适应粒子群算法;PID;模糊 PID

中图分类号:TP273 文献标识码:A DOI:10.16146/j. cnki. mdlgc. 2024.08.012

[**引用本文格式**]陈 亮,韦根原,赵 深,等.基于混合自适应粒子群算法优化模糊 PID 的制粉系统控制研究[J]. 热能动力工程, 2024,39(8):104-111. CHEN Liang, WEI Genyuan, ZHAO Shen, et al. Research on fuzzy PID control of pulverizing system based on hybrid adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(8):104-111.

Research on Fuzzy PID Control of Pulverizing System based on Hybrid Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm

CHEN Liang, WEI Genyuan, ZHAO Shen, CHANG Yaohua

(Department of Automation, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003)

Abstract: A hybrid adaptive particle swarm optimization (HAPSO) method to optimize fuzzy PID for pulverizing system was proposed and the simulation control was studied. The optimization performance of HAPSO algorithm was verified by the simulation experiment of fitness function contrast, and the comparison experiments were carried out between the fuzzy PID control optimized by HAPSO algorithm with traditional PID control, fuzzy PID control and the fuzzy PID control optimized by Gaussian function decreasing inertia weight particle swarm optimization algorithm (GDIWPSO). Experimental results show that the HAPSO algorithm proposed in this paper can effectively improve the algorithm's global search ability, and can find the global optimal solution of the problem faster and more accurately. Compared with the PID control and the fuzzy PID control, the overshoots of the fuzzy PID optimized by HAPSO algorithm are reduced by 62. 01% and 58. 81% respectively, and the adjusting time are reduced by 51. 45% and 46. 31% respectively.

Key words: pulverizing system, hybrid adaptive particle swarm optimization (HAPSO) algorithm, PID, fuzzy PID

收稿日期:2023-09-20; 修订日期:2023-10-23

作者简介:陈 亮(1998-),男,华北电力大学硕士研究生.

通信作者:韦根原(1965-),男,华北电力大学副教授.

引 言

近年来,国家大力发展新能源发电行业,但是新 能源发电目前仍存在诸多局限。随着对燃煤机组建 模控制方法研究的不断深化以及对其脱硫脱硝等环 保技术的不断改进,燃煤机组的发电效率逐步升高 并且对环境的影响逐步降低,因而燃煤发电在我国 未来的电力结构中仍会占有很大的比重^[1]。制粉 系统是燃煤机组重要的组成部分,针对制粉系统控 制方法的研究对于燃煤机组安全运行和高效发电具 有重要意义,因此针对制粉系统的优化控制就显得 尤为重要。

制粉系统是一种具有强耦合、大迟延、大惯性以 及参数非线性变化等特点的被控对象,因其结构的 复杂性,传统的 PID 控制器无法对其进行有效控制。

国内外的许多专家学者针对制粉系统控制开展 了大量研究,取得了丰硕的成果。马天霆[2]提出模 糊控制与模糊 PI 控制相结合的策略对制粉系统进 行控制,有效减少了系统的动态偏差。谭文林^[3]采 用 Smith 预估器对系统进行补偿,并用 IMC 整定 PID 参数,取得了良好的效果,但对被控对象模型精 度要求较高。Mohamed 等人^[4]采用超前校正方案 对制粉系统进行控制,可以解决大迟延问题,但前提 是要实现对制粉系统的精准预估。Liu^[5]提出一种 磨煤机多层结构控制方案,并且可以有效克服外界 干扰,但需要建立精确的磨煤机数学模型。Kennedy 等人^[6]首先提出了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO),该算法具有结构简单、参数少等 优点,因而得到了广泛的研究和应用。赵远东等 人[7]提出一种通过惯性权重来控制学习因子变化 的粒子群算法,增强了算法在迭代过程中的统一性, 但对收敛速度的提升并不明显。刘举胜等人[8]使 用混沌序列产生初始化种群,采用0~1之间均匀分 布代替惯性权重,有效提高了寻优效率,但结果具有 一定随机性。Ding 等人^[9]将人类学习优化算法与 粒子群算法相结合,提高搜索能力。Liu 等人^[10]使 用 Sigmoid 函数更新粒子群算法的速度更新公式, 提高了算法的收敛速度,但对寻优能力的提升不明 显。苏攀等人^[11]提出了一种混沌映射的禁忌同步 随机学习因子粒子群算法,改善了收敛性能,但需要 调节的参数较多。

本文提出了一种全新的混合自适应粒子群算 法,在算法中构造了一种新的惯性权重公式,并引入 约束因子概念,经测试函数对比实验表明,改进粒子 群算法的寻优能力得到了有效提升。采用改进的粒 子群算法优化模糊 PID 控制器的量化因子和比例因 子,并将优化的模糊控制器用于对制粉系统控制研 究中。通过对比实验可知,采用改进粒子群算法优 化模糊 PID 的方法显著改善了控制效果,有效降低 了控制过程中的超调量并缩短了调节时间。

1 制粉系统

1.1 系统结构及数学模型

制粉系统结构较为复杂,通常由给煤机、磨煤 机、风机和煤粉分离器等部件构成^[12]。工作流程 为:原煤由给煤机传送至磨煤机内,磨煤机将原煤研 磨成煤粉;风机输送一次风对煤粉进行干燥并将其 吹入煤粉分离器中进行分离;满足条件的煤粉进入 锅炉燃烧,不满足条件的煤粉继续研磨^[13]。

磨煤机制粉系统可以看作是有两个调节量和两 个被调量的多变量控制系统,调节量分别为热风门 开度和冷风门开度,被调量分别为进口一次风量和 出口温度^[14],调节量和被调量之间相互耦合,相互 作用。制粉系统结构如图1所示。



图1 制粉系统结构图



式(1)为制粉系统阶跃响应传递函数矩阵,其 中调节量和被调量之间存在耦合关系,进口一次风 量和出口温度受到热风门开度和冷风门开度的共同 影响。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.4035}{(18.0335s+1)^2} & \frac{0.2650}{(16.8932s+1)^2} \\ \frac{0.1025}{(35.8546s+1)^2} & \frac{-0.1595}{(29.1712s+1)^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1 \\ \mathbf{U}_2 \end{bmatrix}$$
(1)

式中:Y—进口一次风量, m^3 /min;Q—出口温度, \mathbb{C} ; U_1 —热风门开度,%; U_2 —冷风门开度,%。

1.2 解耦方案

磨煤机制粉系统的调节量与被调量之间存在耦 合关系,并且相互作用,影响控制器的控制效果。因 此,为了能够取得良好的控制效果,需要对制粉系统 进行解耦。

常用的解耦方式有前馈补偿法、单位矩阵法和 对角矩阵法等,本文采用前馈补偿法对系统进行解 耦,将系统拆分成两个单回路控制系统。制粉系统 前馈补偿法解耦原理如图 2 所示。图中 U₁(s)和 U₂(s)为系统输入信号,D₁₂(s)和 D₂₁(s)为补偿器 传递函数,Y(s)和 Q(s)为系统输入信号,G_{IJ}(s)为 系统传递函数(I,J=1,2)。



图 2 前馈补偿法解耦控制原理图 Fig. 2 Principle diagram of decoupling control of feedforward compensation method

如果要解除调节量和被调量之间的耦合关系, 前馈补偿法解耦公式应该满足如下公式:

$$\begin{cases} U_1(s)D_{12}(s)G_{22}(s) + U_1(s)G_{21}(s) = 0\\ U_2(s)D_{21}(s)G_{11}(s) + U_2(s)G_{12}(s) = 0 \quad (2)\\ \text{由式}(2)可得前馈补偿器的传递函数公式为: \end{cases}$$

$$D_{12}(s) = -\frac{G_{21}(s)}{G_{22}(s)}$$
(3)

$$D_{21}(s) = -\frac{G_{12}(s)}{G_{11}(s)}$$
(4)

经前馈补偿法解耦之后,制粉系统变为两个单 回路控制系统,其结构如图3所示。



图 3 前馈补偿法解耦系统

Fig. 3 Decoupling system of feedforward compensation method

2 粒子群算法

粒子群算法是一种随机搜索算法,通过模仿鸟 群觅食的行为来寻找问题的最优解。假设在一个 D维空间中,有一个由 N 个粒子组成的粒子种群,种群 进化经历 T 次迭代。其中第 $t(t \le T)$ 次迭代时,种群 中第 i 个粒子的第 d 维的位置是 $X_{id}^{t} = (X_{i1}^{t}, X_{2}^{t} \cdots$ $X_{iD}^{t}), (i \le N) (d \le D),$ 这个粒子的速度是 $V_{id}^{t} = (V_{i1}^{t}, V_{i2}^{t}, \cdots, V_{iD}^{t})$ 。由第 t 代粒子推导出的第 t +1 代粒子 的速度和位置更新公式为:

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^{t} + c_1 r_1 (P_{\text{best}_{id}^{t}} - X_{id}^{t}) + c_2 r_2 (G_{\text{best}_{id}^{t}} - X_{id}^{t})$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^{t} + V_{id}^{t+1}$$
(6)

式中: ω —惯性权重; c_1 , c_2 —学习因子; r_1 , r_2 —[0,1] 之间的随机数,无量纲数;X—粒子位置;V—粒子速 度; $P_{\text{best}_{id}}$ —个体粒子最优位置; $G_{\text{best}_{id}}$ —全局粒子最 优位置。

虽然粒子群算法可以寻找出最优值,但是粒子 群算法存在许多问题,比如容易陷入局部最优、全局 搜索能力较弱等。到搜索后期会因为惯性权重固定 导致搜索步长过大、搜索精度下降甚至错过全局最 优值。为了解决粒子群算法存在的这些缺点,提出 了一种新的混合自适应粒子群算法。

2.1 混合自适应粒子群算法

2.1.1 惯性权重

惯性权重是决定粒子群算法搜索能力的重要参数,在搜索前期需要具有较大的惯性权重,从而保证算法的全局搜索能力。但在搜索后期,对算法的局部搜索能力要求提高,需要较小的惯性权重来提高算法的局部搜索能力,实现对于解空间的精细搜索^[15]。为实现上述变化,需要惯性权重随迭代次数 递减。e^{-x}函数具有衰减特性,并且 cos(x)函数在 (0,π)的区间也为衰减曲线。经过多次实验,将两 种函数相结合,提出一种新的惯性权重变化策略:

$$\boldsymbol{\omega} = \boldsymbol{\omega}_{\min} + (\boldsymbol{\omega}_{\max} - \boldsymbol{\omega}_{\min}) e^{-2(\frac{k}{k_{\max}})^2} \cdot \cos(\frac{\pi}{2} \left(\frac{k}{k_{\max}}\right)^3)$$
(7)

式中: ω_{\min} 一惯性权重最小值; ω_{\max} 一惯性权重最大值;k—当前迭代次数; k_{\max} —最大迭代次数。

这种变化策略可以使算法在迭代初期具有较高的惯性权重,随着迭代次数的增加,惯性权重值非线性递减至较小值,保证了算法在全局搜索和局部搜索之间的平衡。

2.1.2 异步变化的学习因子

在粒子群算法速度更新公式中,*c*₁和*c*₂分别表 示粒子的自我认知能力和社会认知能力。在迭代前 期,较大的*c*₁使粒子具有较强的自我学习能力,可 以保证了粒子的全局搜索能力。在迭代后期,较大 的*c*₂使粒子具有较强的社会学习能力,可以保证了 粒子的局部搜索能力^[16]。为了使学习因子实现上 述功能,提出学习因子的变化公式为:

$$c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) \sqrt{\frac{k}{k_{\max}}}$$
 (8)

$$c_2 = c_{2\min} + (c_{2\max} - c_{2\min}) \sqrt{\frac{k}{k_{\max}}}$$
 (9)

式中: $c_{1\min}$, $c_{1\max}$ —学习因子 c_1 的最小值和最大值; $c_{2\min}$, $c_{2\max}$ —学习因子 c_2 的最小值和最大值。 2.1.3 约束因子

影响粒子群算法寻优能力的一个重要条件是粒 子种群的多样性,只有当粒子种群具有较高的多样 性时,才能保证算法在迭代时产生种类足够多的最 优解,否则粒子容易在小范围内早熟收敛,使求解过 程陷入局部最优。为了避免粒子种群早熟收敛,首 先引入算法中粒子种群的收敛程度λ,λ越小,表示 粒子种群越收敛,其公式为:

$$\lambda = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (f(x_{id}) - \bar{f}(x))^2}$$
(10)

式中: $f(x_{id})$ —当前粒子的适应度值; $\bar{f}(x)$ —当前 粒子种群中所有粒子适应度的平均值; N—种群中 粒子个数。

非线性变化的惯性权重和学习因子的变化方式 过于单一,限制了粒子群算法对于复杂问题的寻优 能力和调节能力^[17]。为了加强粒子群算法对于复 杂问题和非线性问题的处理能力,引入了约束因 子μ:

$$\mu = 1.1 - \frac{0.15}{1 + e^{-\lambda}} \tag{11}$$

当λ减小时,μ增大,反之μ减小。将约束因子

μ引入式(6)中得到:

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^{t} + \mu V_{id}^{t+1}$$
(12)

在引入约束因子 μ 之后, 粒子群算法在进行全 局搜索时, 需要适当减小粒子之间的间距, 从而增强 算法局部搜索能力。当粒子群算法在局部进行精细 搜索时, 需要适当增加粒子间距, 防止因粒子的位置 相近造成粒子错过全局最优位置。引入的约束因子 μ 大大提高了粒子位置的多样性, 防止粒子陷入局 部极值中, 可以有效提高算法的寻优能力。

2.1.4 越界处理

当粒子越过设定的边界时,粒子群优化(PSO)算 法将越界粒子的位置重新设置为边界位置。为了提 高粒子种群的丰富度,混合自适应粒子群(HAPSO) 算法采取新的越界处理方法。HAPSO 算法以边界 位置为中心,将越界粒子映射到设定的边界内,其公 式如下:

$$\begin{cases} X_{id}^{t} = 2 \mathrm{ub} - X_{id}^{t} \\ X_{id}^{t} = 2 \mathrm{lb} - X_{id}^{t} \end{cases}$$
(13)

式中:ub一种群的上界;lb一种群的下界。

2.2 算法流程

混合自适应粒子群优化算法寻优流程如下:

(1)初始化各粒子的速度和位置,设定种群大小、迭代次数等参数;

(2) 计算粒子适应度值,更新种群中粒子个体
 最优位置 P_{best}和粒子全局最优位置 G_{best};

(3) 按照式(5) 和式(12) 更新粒子的速度和位置;

(4)判断粒子速度和位置是否越界,若越界则 进行越界处理;

(5)判断是否满足迭代条件或者达到最大迭代 次数,如果满足以上条件则停止迭代,否则继续进行 迭代。

2.3 对比实验

为了测试 HAPSO 算法的寻优能力,将 HAPSO 算法与高斯函数递减惯性权重粒子群(GDIWPSO) 优化算法^[18]在4种标准基准测试函数上进行仿真 对比实验。4个测试函数的信息迭代次数均为400 次,其他信息如表1所示,数学表达式如式(14)~ 式(17)所示。

表1 测试函数参数表

Tab. 1 Test function parameter table

函数	维度	自变量范围
Sphere	30	[-10,10]
Rastrigrin	20	[-10,10]
Rosenbrock	20	[-10,10]
Griewank	10	[-600,600]

Sphere 函数:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$
 (14)

Rastrigrin 函数:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n} \left[x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10 \right] \quad (15)$$

Rosenbrock 函数:

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[100(x_{i+1} + x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$$
(16)

Griewank 函数:

$$f_4(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) \quad (17)$$

为了保持实验的客观性和一致性,需要统一设 置两种算法的参数。其中 HAPSO 算法和 GDIWPSO 算法的迭代次数均为 400 次,惯性权重 ω 变化范围 为[0.4,0.9],GDIWPSO 算法的时间因子 c₁和 c₂均 为 2,两种算法的粒子数目均为 30。在设置完两种 算法的参数后,分别将两种算法运行 30 次,记录适 应度均值和适应度方差。运行结果如表 2 所示。

表 2	测试函数结果
Tab. 2 T	est function results

函数	算法	适应度均值	适应度方差
Sphere	GDIWPSO	0.78	0.11
	HAPSO	3.77×10^{-2}	1.59×10^{-4}
Rastrigrin	GDIWPSO	55.06	3.15×10^2
	HAPSO	49.93	1.05×10^2
Rosenbrock	GDIWPSO	98.09	1.56×10^4
	HAPSO	32.88	1.26×10^{3}
Griewank	GDIWPSO	2.03	1.18
	HAPSO	1.61	0.42

某次运行两种算法得到的适应度变化曲线如图 4 所示。由图 4 可知, HAPSO 算法在 4 个测试函数 中的寻优效果均优于 GDIWPSO 算法, 说明 HAPSO

算法相比于 GDIWPSO 算法具有更高的优化精度和 更好的收敛稳定性^[19]。





3 模糊 PID 控制

模糊 PID 控制是在 PID 控制的基础上,根据模 糊控制规则表更新 PID 控制器参数 $k_p \ k_i \ n \ k_d$ 的修 正值,将修正值与整定的 PID 控制器 $k_p \ k_i \ n \ k_d$ 的 初始值求和,得到模糊 PID 的控制量^[20]。根据控制 经验,编制的模糊控制规则如表 3 所示。

Ε	EC	$K_{ m p}$	$K_{\rm i}$	$K_{\rm d}$
NB	NB	PB	NB	РВ
NB	NM	PB	NB	PB
NB	NS	PM	NM	РМ
NB	Ζ	PM	NM	РМ
NB	PS	PM	NM	РМ
NB	PM	PB	NB	PB
NB	PB	PB	NB	PB
NM	NB	PB	NB	PB
РМ	PB	PB	NB	PB
PB	NB	PB	NB	PB
PB	NM	PB	NB	РВ
PB	NS	PM	NM	PM
PB	Z	PM	NM	PM
PB	PS	PM	NM	PM
PB	PM	PB	NB	РВ
PB	PB	PB	NB	PB

表 3 模糊控制规则表 Tab. 3 Fuzzy control rule table

本文采用二维模糊控制器对制粉系统进行控制。二维模糊控制器以误差 E 和误差的变化率 EC 作为输入量,控制量作为输出量。模糊控制器的输入量和输出量可以用7个等级表示,即为{负大,负

中,负小,零,正小,正中,正大},用英文表示为{NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB},输入量 *E* 和 *EC* 的论域 范围为[-3,3]。

使用 PID 和模糊 PID 对图 3 解耦后的制粉系统 进行仿真控制实验,实验表明,模糊 PID 的控制效果 相较于 PID 有所改善,但仍存在较大的超调量和振 荡频率,控制效果不能令人满意。因此,在模糊 PID 的基础上,提出采用 HAPSO 算法优化模糊 PID 的方 法,进一步提高对解耦后系统的控制能力。

实验采用 HAPSO 算法优化模糊 PID 控制系统 的量化因子和比例因子,再通过模糊控制器的模糊 化和反模糊化对信号进行处理^[21],系统的控制结构 图如图 5 所示。图中 Ke 为量化因子,K_p,K_i和 K_d 为比例因子,R(t)为输入信号,U(t)为控制信号, Y(t)为输出信号。



图 5 混合自适应粒子群算法优化模糊 PID 原理图 Fig. 5 Principle diagram of fuzzy PID optimized by HAPSO algorithm

4 仿真结果与分析

使用 MATLAB 的 Simulink 工具箱搭建的基于 HAPSO 算法优化模糊 PID 的制粉系统仿真模型如 图 6 所示。



图6 制粉系统仿真模型

Fig. 6 Pulverizing system simulation model

将提出的 HAPSO 算法优化模糊 PID 方法与 PID 方法、模糊 PID 方法、GDIWPSO 算法优化模糊 PID 方法进行仿真对比分析。图 7 为制粉系统进口 一次风量的动态响应曲线和制粉系统出口温度动态 响应曲线。由图 7 可知,在系统的动态响应阶段,相 比于 PID 方法和模糊 PID 方法,HAPSO 优化模糊 PID 控制方法可以明显减小曲线的振荡幅度和振荡 频率,有效改善系统的动态特性,使响应曲线满足控 制要求。







通过分析仿真实验数据曲线,可以得到时域性能指标,结果如表4所示。可以看到,在一次风量的研究中,HAPSO算法优化模糊 PID 方法相比于 PID 方法和模糊 PID 方法超调量分别减少 60.23% 和 57.26%,调节时间分别减少 59.52% 和 56.41%, HAPSO 算法优化方法和 GDIWPSO 算法优化方法控制效果相近。在出口温度的研究中,HAPSO 算法优化模糊 PID 方法相比于 PID 方法、模糊 PID 方法和CDIWPSO 算法优化模糊 PID 方法超调量分别减少 63.79%、60.36% 和 22.81%,调节时间分别减少

43.37%、36.20%和6%。从实验数据中可以看出, HAPSO优化模糊 PID 的控制方法较其他控制方法 超调量降低了62.01%和58.81%,调节时间减少了 51.45%和46.31%,并且稳态误差更小,显著改善 了系统的动态性能和稳态性能。

表 4 制粉系统性能指标 Tab. 4 Performance index of pulverizing system

研究对象	控制方法	超调量/%	调节时间/s	稳态误差/%
一次风量	PID	25.9	84	0.08
	模糊 PID	24.1	78	0.03
	GDIWPSO	11.0	36	0
	HAPSO	10.3	34	0
出口温度	PID	24.3	249	0.13
	模糊 PID	22.2	221	0.05
	GDIWPSO	11.4	150	0.02
	HAPSO	8.8	141	0.01

5 结 论

粒子群算法容易陷入局部最优,并且由于其参数固定,对于复杂问题的求解能力较弱。本文提出 一种混合自适应粒子群算法,此算法提出一种新型 的惯性权重递减策略和学习因子变化策略,并且创 新性地引入约束因子的概念。通过实验对比分析, 可以得到以下结论:

(1) 在适应度函数的对比分析实验中, HAPSO 算法相比于 GDIWPSO 算法收敛效果更好, 收敛速 度更快, 并且有更强大的全局搜索能力, 可以更精确 地寻找到最优值。

(2) 在磨煤机制粉系统控制的实验中, HAPSO 算法优化模糊 PID 对于强耦合、大迟延和大惯性的 制粉系统具有较好的控制效果。相比于传统 PID 控 制和模糊 PID 控制, HAPSO 算法优化模糊 PID 方法 超调量分别降低了 62.01% 和 58.81%, 调节时间分 别减少了 51.45% 和 46.31%, 说明该方法可以有效 减少调节曲线的振荡幅度和振荡频率, 降低控制的 超调量, 显著缩减调节时间并减少稳态误差。有效 改善了系统的动态性能和稳态性能, 使控制效果有 了较大提升, 表明此算法在实际应用中也可以取得 理想的控制效果。

参考文献:

[1] 杨英明,孙建东,李全生.我国能源结构优化研究现状及展望

[J].煤炭工程,2019,51(2):149-153.

YANG Yingming, SUN Jiandong, LI Quansheng. Status and prospect of research on China's energy structure optimization in China [J]. Coal Engineering, 2019, 51(2):149-153.

 [2] 马天霆. 磨煤机模糊与模糊 PI 复合控制系统[J]. 热力发电, 2015,44(10):52-57.

MA Tianting. A coal mill control system combining fuzzy control with fuzzy PID control [J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(10):52-57.

 [3] 谭文林. Smith 预估器应用于 1 000 MW 机组磨煤机出口风温 控制的研究[J]. 热力发电,2013,42(3):40-43,52.
 TAN Wenlin. Application of Smith predictor on mill outlet temperature control for a 1 000 MW unit[J]. Thermal Power Generation,

2013,42(3):40-43,52.

- [4] MOHAMED O, WANG J, AI-DURI B, et al. Predictive control of coal mills for improving supercritical power generation process dynamic responses [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control. Hawaii, USA: IEEE Press, 2012:1709 – 1714.
- [5] LIU L. A intelligent self-tuning control for ball mills pulverizing systems in coal-burning power plants [C]//31st Chinese Control Conference. Hefei, China; IEEE Press, 2012;379 – 383.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization algorithm[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE Press, 1995:1942 – 1948.
- [7] 赵远东,方正华.带有权重函数学习因子的粒子群算法[J].计算机应用,2013,33(8):2265-2268.
 ZHAO Yuandong, FANG Zhenghua. Particle swarm optimization algorithm with weight function's learning factor[J]. Journal of Computer Applications,2013,33(8):2265-2268.
- [8] 刘举胜,何建佳,李鹏飞.基于 CAS 理论的改进 PSO 算法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(5):57-63.
 LIU Jusheng, HE Jianjia, LI Pengfei. Improved paticle swarm algorithm based on theory of complex adaptive system[J]. Computer Engineering and Applications,2017,53(5):57-63.
- [9] DING Haojie, GU Xingsheng. Hybrid of human learning optimization algorithm and particle swarm optimization algorithm with scheduling strategies for the flexible job-shop scheduling problem [J]. Neurocomputing, 2020, 414:313 - 332.
- [10] LIU W B, WANG Z D, YUAN Y, et al. A novel sigmoid-functionbased adaptive weighted particle swarm optimizer [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(2):1085 – 1093.
- [11] 苏 攀,张 伟. 混沌映射的禁忌同步随机学习因子粒子群 算法[J]. 小型微型计算机系统,2022,43(8):1675-1680.
 SU Pan, ZHANG Wei. Tabu synchronization stochastic learning factor particle swarm optimization based on chaotic mapping[J].
 Journal of Chinese Computer Systems,2022,43(8):1675-1680.
- [12] ZENG D, HU Y, GAO S, et al. Modelling and control of pulverizing system considering coal moisture[J]. Energy, 2015, 80:55-63.
- [13] 高 珊.火电厂直吹式制粉系统建模与优化控制[D].北京:
 华北电力大学,2016.

GAO Shan. Modeling and optimal control of direct-fired pulverizing system in thermal power plant[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.

- [14] 张 乐. 群体智能算法在制粉系统建模与控制中的应用研究
 [D]. 保定:华北电力大学,2019.
 ZHANG Le. Application research of swarm intelligence algorithm in modeling and control of pulverizing system[D]. Baoding:North China Electric Power University,2019.
- [15] 马国庆,李瑞峰,刘 丽.学习因子和时间因子随权重调整的 粒子群算法[J].计算机应用研究,2014,31(11):3291-3294.
 MA Guoqing, LI Ruifeng, LIU Li. Particle swarm optimization algorithm of learning factors and time factor adjusting to weights
 [J]. Application Research of Computers, 2014, 31 (11): 3291-3294.
- [16] 张水平,仲伟彪.改进学习因子和约束因子的混合粒子群算法[J].计算机应用研究,2015,32(12):3626-3628,3653.
 ZHANG Shuiping,ZHONG Weibiao. Hybrid particle swarm optimization algorithm of new learning factors and constraint factor
 [J]. Application Research of Computers, 2015,32(12):3626-3628,3653.
- [17] 任圆圆,刘培玉.薛素芝. 一种新的自适应动态文化粒子群优 化算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(11):3240-3243.
 REN Yuanyuan, LIU Peiyu, XUE Suzhi. New adaptive dynamic culture particle swarm optimization algorithm [J]. Application Research of Computers,2013,30(11):3240-3243.
- [18] 张 迅,王 平,邢建春,等.基于高斯函数递减惯性权重的 粒子群优化算法[J].计算机应用研究,2012,29(10):3710-3712,3724.

ZHANG Xun, WANG Ping, XING Jianchun, et al. Particle swarm optimization algorithms with decreasing inertia weight based on Gaussian function [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(10); 3710 - 3712, 3724.

[19] 苗建杰,李德波,李慧君,等.基于改进粒子群算法优化模糊 神经网络的炉膛结渣预测研究[J].热能动力工程,2022, 37(11):104-114.

MIAO Jianjie, LI Debo, LI Huijun, et al. Research on furnace slagging prediction based on improved particle swarm optimization and fuzzy neural network [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37 (11):104 - 114.

- [20] 郭佳跃,韦根原.基于自适应神经网络模糊 PID 的磨煤机控制研究[J].热能动力工程,2022,37(2):148-154.
 GUO Jiaoyue,WEI Genyuan. Research on coal mill control based on adaptive neural network fuzzy PID[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,,2022,37(2):148-154.
- [21] 刘祎玮,唐路平,王咏婷,等. 粒子群优化模糊 PID 的四旋翼 飞行器控制[J]. 自动化与仪表,2022,37(8):13-18.
 LIU Yiwei, TANG Luping, WANG Yongting, et al. Particle swarm optimized fuzzy PID for quadrotor control[J]. Automation and Instrumentation,2022,37(8):13-18.

(刘 颖 编辑)