

基于 CAS-PSO-VFPID 算法的水轮机调节系统控制参数优化

周 森^a, 王淑青^b, 陈开元^a

(湖北工业大学 a. 电气与电子工程学院; b. 太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068)

摘要: 为进一步提高水轮机的控制性能, 针对水轮机调节系统提出一种基于自适应混沌粒子群算法优化变论域模糊 PID(CAS-PSO-VFPID)的控制策略。首先, 建立非线性水轮机调节系统模型, 并根据该系统模型构建变论域模糊控制器; 然后, 通过自适应混沌粒子群算法(CAS-PSO)针对变论域模糊控制器进行优化与设计, 得到 CAS-PSO-VFPID 控制器; 最后, 对非线性水轮机调节系统模型的适用性进行仿真验证, 并在不同工况下与鲸鱼算法优化变论域模糊 PID(WOA-VFPID)、标准粒子群算法优化 PID(PSO-PID)、标准粒子群算法优化变论域模糊 PID(PSO-VFPID)多种控制策略进行对比仿真。仿真结果表明, 在 CAS-PSO-VFPID 控制策略下系统收敛速度快、寻优能力强, 可有效提高水轮机调节系统的响应速度及准确性, 使调节系统具有更好的动态稳定性。

关键词: 水轮机调节系统; 变论域模糊控制; CAS-PSO 算法; 控制参数优化

中图分类号: [TV734.4]

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2025)09-0192-05

1 引言

水电能源一直是国家在“绿色发展”中的重点关注对象, 是一种重要的可再生能源^[1]。水轮机调节系统是水电能源生产中的一个重要组成部分, 起到控制水轮机转速和适应水电站电力负荷变化的作用^[2]。传统的水轮机调节系统控制方法选择 PID 控制, 该控制策略在一定程度上满足需求的同时仍存在算法逻辑简明的局限性, 无法满足复杂的工况需求。付文龙等^[3]进行了水轮机组动态滑模控制研究, 在提高轨迹跟踪收敛速度的同时提高了控制性能, 但公式函数推导复杂; 万瑞文等^[4]针对水轮机的水锤特性设计了一种自适应模糊 PID 控制模型, 一定程度上弥补了传统 PID 控制的不足, 但该控制策略固定的论域范围对控制过程的自适应性体现不够全面; 付永康等^[5]设计的优化控制一定程度上解决了水轮机系统响应速度慢和稳定性较差的问题, 但该算法可能陷入局部最优; 周克良等^[6]利用 LIPO 算法改善了水轮机调节系统控制性能, 但该算法收敛速度较慢, 难以满足调节的时效性。鉴于此, 本文针对水轮机

调节系统建立非线性模型, 并提出一种基于自适应混沌粒子群算法优化变论域模糊 PID(CAS-PSO-VFPID)的控制策略, 在进一步优化标准粒子群算法的基础上, 利用优化后的 CAS-PSO 算法对模糊控制的论域进行搜索寻优, 得到最佳论域范围, 利用其满足变论域模糊 PID 控制需求, 实现水轮机调节系统参数的快速、精准整定; 最后通过在不同工况下的仿真对比试验, 证明了非线性水轮机调节系统适用性的同时, 展现出该控制策略的优越性。

2 非线性水轮机调速系统模型

2.1 水轮机非线性模型

与传统的简化数学模型相比, 以水轮机流量力矩特性搭建的水轮机模型更有代表性, 更能体现水轮机组的实际物理特性。选择以水轮机导叶开度 a 和单位转速 n_{11} 作为 RBF 神经网络模型的输入, 使用 OLS 法求解, 并选择较少的隐含节点避免拟合模型过于简单化, 通过训练拟合后得到水轮机单位力矩和单位流量相对值(m_0, q_0)作为输出, 搭建水轮机力矩流量特性的 RBF 神经网络模型。其中力矩流量特性表达式为:

收稿日期: 2024-10-19, **修回日期:** 2024-12-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(62406106)

作者简介: 周森(2001-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水电机组优化控制, E-mail: 1471753825@qq.com

通讯作者: 王淑青(1969-), 女, 博士、教授, 研究方向为智能检测与控制, E-mail: z1471753825@163.com

$$\begin{cases} Q = f_Q(a, n_{11}) \\ M = f_M(a, n_{11}) \end{cases} \quad (1)$$

式中, Q 为水轮机额定流量; a 为水轮机导叶开度; n_{11} 为水轮机单位转速; M 为水轮机额定力矩。

将 RBF 神经网络模型输出经过转换公式计算后, 最终得到用于仿真计算的水轮机相对输入参数。转换公式为:

$$\begin{cases} m_t = m_0(h_0 + H) \\ q = q_0 \sqrt{h_0 + H} \end{cases} \quad (2)$$

式中, m_t 为水轮机力矩; m_0 为初始水轮机力矩; q 为水轮机流量; H 为水头变化相对值; q_0 为初始水轮机流量。

2.2 调速器与电液随动系统模型

微机调速器采用传统并联 PID 控制单元, 电液随动系统采用简化的一阶惯性环节, 两者的数学模型为:

$$\begin{cases} y_{PID}(s) = \left(K_P + \frac{K_I}{s} + \frac{K_D s}{1 + T_D s} \right) e_x(s) + b_p \frac{K_1}{s} e_y(s) \\ G_y(s) = 1 / (T_y s + 1) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $y_{PID}(s)$ 为 PID 调节函数; s 为拉普拉斯算子; K_P 、 K_I 、 K_D 分别为 PID 调节器的比例、积分、微分系数; T_D 为微分时间常数; $e_x(s)$ 、 $e_y(s)$ 分别为输入量、输出量偏差; b_p 为永态差值系数; $G_y(s)$ 为电液随动系统传递函数; T_y 为主接力器响应时间常数。

2.3 引水系统和发电机负荷模型

引水系统刚性模型表达式为:

$$G_h(s) = -T_w s \quad (4)$$

式中, $G_h(s)$ 为引水系统传递函数; T_w 为水流惯性时间常数。

发电机负荷简化模型表达式为:

$$G_F(s) = 1 / (T_c + e_n) \quad (5)$$

式中, $G_F(s)$ 为发电机负荷传递函数; T_c 为机组惯性时间常数; e_n 为发电力矩对转速传递系数。

综上所述, 可得到非线性水轮机调节系统模型见图 1。

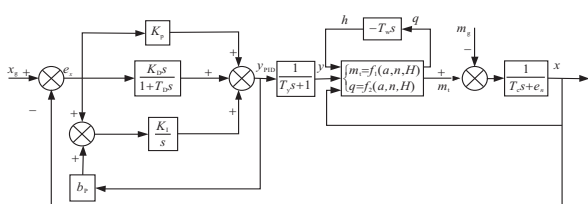


图 1 非线性水轮机调节系统模型

Fig. 1 Model of a nonlinear turbine regulation system

3 基于 CAS-PSO-VFPID 的 PID 参数优化

3.1 变论域模糊控制器

由于常规的模糊控制器需要人为选取合适的量化因子, 而论域范围 $[-E, E]$ 也会随之确定不变, 这会导致在搜索过程中偏差较大时响应速度始终较慢; 在偏差较小时, 控制精度较低。针对这一缺陷, 在模糊控制中引入伸缩因子 α , 使得量化因子随偏差的变化实时整定, 从而实现模糊论域的自适应调整, 在此基础上达到提高控制精度与响应速度的效果。论域伸缩原理见图 2。

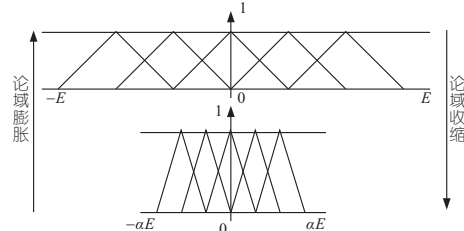


图 2 论域变化原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the principle of domain change

选择伸缩因子表达式为:

$$\begin{cases} \alpha(x_e) = 1 - a^{-bx_e^2} \\ \beta(x_{ec}) = 1 - a^{-bx_{ec}^2} \end{cases} \quad (6)$$

式中, α 、 β 为待定系数; a 、 b 为控制器响应时间常数; x_e 、 x_{ec} 分别为误差、误差变化率输入。

得到实际量化因子 k_e 、 k_{ec} 为:

$$\begin{cases} k_e = k_{e0} / \alpha(e) \\ k_{ec} = k_{ec0} / \alpha(ec) \end{cases} \quad (7)$$

式中, k_{e0} 、 k_{ec0} 分别为初始量化因子; $\alpha(e)$ 、 $\alpha(ec)$ 分别为误差、误差变化率的伸缩因子。

3.2 自适应混沌粒子群算法

标准粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法, 该算法模拟鸟群觅食的行为, 利用个体之间的信息共享来寻找最优解^[7]。

在 PSO 算法中, 主要是利用寻找最优适应度值的目标来实现在解空间中寻找参数最优解。首先根据求解参数确定空间维数 D , 利用求解参数的一般经验需求确定粒子种群的搜索范围, 并在给定的搜索范围中初始化个体粒子并给定其速度和位置, 同时确定群体粒子的速度和位置信息, 然后根据适应度函数得到个体和群体粒子适应度值, 利用适应度值的比较分析进行速度和位置迭代更新, 最终搜索到最优适应度值以及其相应粒子代表的参数最优解。其中粒子的速度与位置更新表达式为:

$$\begin{cases} v_{iD}(k+1) = \omega v_{iD}(k) + c_1 r_1 [p_{iD}(k) - x_{iD}(k)] + c_2 r_2 [p_{gD}(k) - x_{iD}(k)] \\ x_{iD}(k+1) = x_{iD}(k) + v_{iD}(k+1) \end{cases} \quad (8)$$

式中, k 为当前迭代次数; c_1 、 c_2 分别为局部搜索、全局搜索加速度常数; r_1 、 r_2 均为 $[0, 1]$ 上的随机数; p_{iD} 、 p_{gD} 分别为个体、群体最优位置; v_{iD} 、 x_{iD} 分别为每个粒子的速度和位置; w 为粒子的权重因子。

标准粒子群算法收敛速度快、结构简单, 但种群初始化的随机性较大, 无法满足不同种群的差异性需求, 使得在搜索过程中其易陷入局部最优; 同时由于选定不变的权重因子及加速度常数, 也无法满足随种群迭代的搜索精度和速度需求。因此, 针对这些算法需求优化设计出一种自适应混沌粒子群算法(CAS-PSO), 该算法主要从标准粒子群算法的权重因子、加速常数和粒子群初始种群分布进行优化改进。

3.2.1 自适应权重因子

权重因子 w 决定粒子的搜索速度与精度, 在标准粒子群算法中, 其搜索前期由于较多的搜索种群需要较快的搜索速度提高搜索效率; 而搜索后期由于搜索种群的缩减转为需要较高的搜索精度而避免陷入局部最优解。针对上述需求, 选择采用自适应权重因子策略, 表达式为:

$$\begin{cases} w_i = w_{\min} + \frac{(f_i - f_{\min})(w_{\max} - w_{\min})}{f_{\text{vag}} - f_{\min}} & f_i \leq f_{\text{vag}} \\ w_i = w_{\max} & f_i > f_{\text{vag}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, w_i 为第 i 个粒子的权重因子; w_{\min} 、 w_{\max} 分别为最小和最大权重因子; f_i 为第 i 个粒子的适应度值; f_{vag} 为当前粒子群的平均适应度值; f_{\min} 为当前粒子群的最小适应度值。

3.2.2 自适应异步变化加速度常数

在 PSO 中, 随着种群迭代的进行, 种群规模逐渐收缩, 种群的搜索精度要求也随之提高, 为此引入自适应异步变化加速度常数的策略, 使加速度常数随着迭代的进行异步变更, 从而进一步提高搜索效率, 表达式为:

$$\begin{cases} c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min})/N \\ c_2 = c_{2\max} - (c_{2\max} - c_{2\min})/N \end{cases} \quad (10)$$

式中, $c_{1\max}$ 、 $c_{1\min}$ 分别为加速度常数 c_1 的最大、最小值; $c_{2\max}$ 、 $c_{2\min}$ 分别为加速度常数 c_2 的最大、最小值; i 为当前迭代次数; N 为最大迭代次数。

3.2.3 Tent 混沌映射

高质量的初始种群对算法的收敛速度和求解精度等性能具有显著的提升作用, 为此在 PSO 中引入 Tent 混沌映射, 非常适合用于优化算法的初始种群生成。选择主要映射公式为:

$$x(t+1) = \begin{cases} 2x(n) & 0 \leq x(n) < \varepsilon \\ 2[1-x(n)] & \varepsilon \leq x(n) \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中, ε 为混沌参数, 取 0.4。

综上所述, 设计改进的算法流程如下。

步骤 1 初始化粒子数 N 和维度 D 以及粒子位置和速度范围; 设置加速度常数最大和最小值 $c_{1\max}$ 、 $c_{1\min}$ 、 $c_{2\max}$ 、 $c_{2\min}$, 权重因子最大和最小值 w_{\max} 、 w_{\min} , 最大迭代次数 t_{\max} ; 在粒子搜索范围内通过 Tent 混沌映射生成初始化粒子种群。

步骤 2 根据目标适应度函数 ITAE^[7] 算出粒子适应度值, 并利用其与个体和群体极值比较分析得出个体最优解和全局最优解, 适应度函数 ITAE 表达式为:

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (12)$$

步骤 3 按照式(8)更新粒子的速度与位置。

步骤 4 按照式(9)、(10)更新惯性因子和加速度常数。

步骤 5 判断算法是否结束并得出最优解, 结束条件为达到设定最大迭代次数或最小适应度值, 未结束则继续转入步骤 2 进行迭代。

图 3 为 CAS-PSO 算法流程框图。

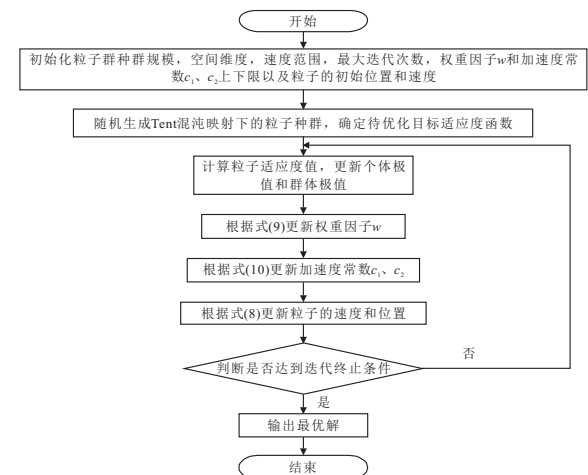


图 3 CAS-PSO 算法流程框图

Fig. 3 Block diagram of the CAS-PSO algorithm

3.3 基于 CAS-PSO-VFPID 的控制器设计

在变论域模糊控制器的基础上, 结合改进的自适应混沌粒子群优化算法(CAS-PSO), 设计出 CAS-PSO-VFPID 控制器。CAS-PSO-VFPID 控制原理见图 4, 在该控制器中, 以控制系统的误差和误差变化率(e, e_c)作为 CAS-PSO 参数整定器和模糊控制器的输入, 通过 CAS-PSO 算法计算搜索当前工况的最优伸缩因子并确定当前最佳论域, 同时根据工况变化自适应调整论域范围作用于模糊控制器, 使模糊控制器得到实时最佳控制效果; 然后模糊控制器在输出 PID 参数修正值初值 K_u 后, 进一步接受 CAS-PSO 参数整定器的输出整定, 得出更优的最终 PID 参数修正值 ΔK_P 、

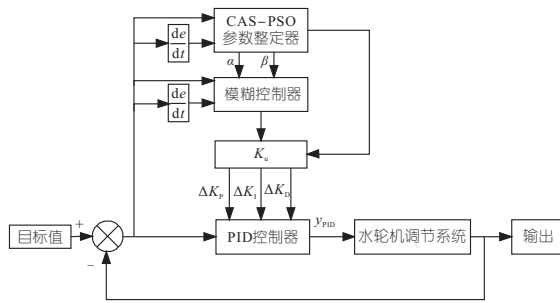


图 4 基于 CAS-PSO-VFPIID 的控制器原理图
Fig. 4 Schematic diagram of a controller based on CAS-PSO-VFPIID

ΔK_I 、 ΔK_D ，并在最后输入到 PID 控制器得出最终 PID 控制参数 K_P 、 K_I 、 K_D ，应用于水轮机调节系统中的转速、频率控制。

4 系统仿真与验证

对某实际水电站的混流式水轮机调节系统进行建模，并在 Matlab/Simulink 平台完成仿真试验，其中仿真试验参数 $e_y = 1$ 、 $e_h = 1.5$ 、 $e_{qy} = 0.5$ 、 $e_n = 1.5$ 、 $T_c = 8$ 、 $T_y = 0.2$ 、 $T_w = 0.56$ 、 $b_p = 0.02$ 。采用基于 CAS-PSO-VFPIID 算法的控制策略完成水轮机调节系统 PID 参数优化，并比较 CAS-PSO-VFPIID 算法与 WOA-PID 算法、PSO-PID 算法及 PSO-VFPIID 算法在不同工况仿真下的性能指标。

4.1 水轮机非线性模型分析

为了验证基于 RBF 网络搭建的非线性水轮机调节系统的适用性，使用基于 CAS-PSO-VFPIID 算法的控制策略分别对非线性和线性水轮机调节系统进行仿真对比，同时引入 5% 空载频率扰动，得到仿真结果见图 5。

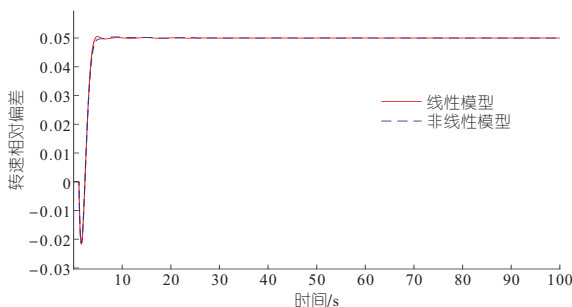


图 5 非线性和线性水轮机调节系统模型对比
Fig. 5 Comparison of nonlinear and linear turbine regulation system models

由图 5 可看出，非线性水轮机调节系统和线性水轮机调节系统的频率响应基本等效，因此引用根据水轮机流量力矩特性搭建的水轮机模型相比传统的简化数学模型更有代表性。

4.2 动态响应性能分析

选择在加入 5% 空载频率扰动和 10% 负载扰动两种工况进行水轮机调节系统在不同控制策略下的动态响应性能分析。仿真时长均为 100 s，将 WOA-PID、PSO-PID、PSO-VFPIID、CAS-PSO-VFPIID 算法的迭代次数均选取为 100 次，种群规模取值为 50，其中 WOA-PID、PSO-PID 算法的维度值为 3，PSO-VFPIID、CAS-PSO-VFPIID 算法的维度值为 5。在迭代寻优结束后，4 种算法在两种扰动下的适应度对比曲线见图 6。

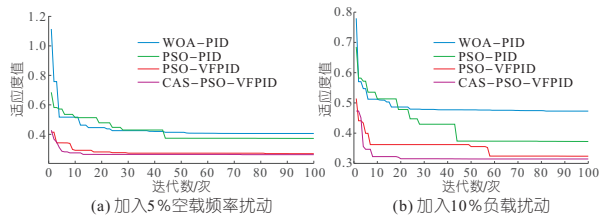


图 6 加入 5% 空载频率扰动和 10% 负载扰动下适应度对比曲线

Fig. 6 Fitness comparison curves with 5% no-load frequency disturbance and 10% load disturbance

由图 6 可知，WOA-PID、PSO-PID 算法不仅在收敛后的最终适应度值较大，同时收敛速度也较慢，说明这两种直接作用于 PID 参数的 3 维空间搜索算法寻优能力较弱，种群差异性较差，更易陷入局部最优解，且搜索速度慢。而 PSO-VFPIID 算法在收敛后的最终适应度值明显较小，说明结合变论域模糊控制模块使算法搜索能力得到改善，有着更好的全局寻优能力。相比 PSO-VFPIID 算法较慢的收敛速度，CAS-PSO-VFPIID 算法在更少的迭代次数就接近收敛，且收敛速度更快，由此证明了 CAS-PSO-VFPIID 算法在水轮机调节系统参数优化中的优越性。

4.3 频率扰动分析

分别通过 WOA-PID、PSO-PID、PSO-VFPIID-CAS-PSO-VFPIID 算法对水轮机调节系统 PID 参数进行优化，并基于上述参数设置进行仿真，得到 4 种算法在加入 5% 空载频率扰动、10% 负载扰动下的转速动态曲线见图 7。

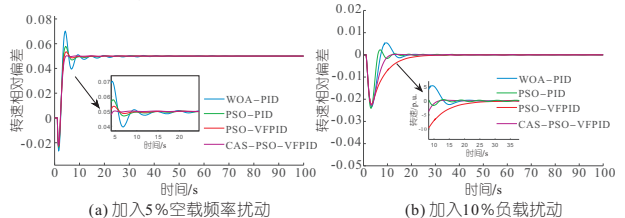


图 7 加入 5% 空载频率扰动和 10% 负载扰动下转速动态曲线

Fig. 7 Dynamic curves of rotational speed with 5% no-load frequency disturbance and 10% load disturbance

由图 7 可知,WOA-PID 算法和 PSO-PID 算法仿真结果有明显超调,且调节时间长,收敛性能差;PSO-VFPID 算法虽无明显超调,但同样调节时间较长,反映出算法搜索效率较差。而 CAS-PSO-VFPID 算法的仿真结果不仅无明显超调,同时调节时间更短,收敛速度更快,转速动态曲线更平滑、快速,系统在加入扰动后更快稳定。

5 结论

a. 针对水轮机力矩流量特性,设计了基于 RBF 神经网络的非线性水轮机调节系统模型。仿真结果表明,非线性水轮机调节系统相较传统线性水轮机调节系统更能体现水轮机复杂非线性特性的同时,可有效的替代后者,为后续优化控制研究提供更可靠的基础。

b. 本文提出一种基于改进 CAS-PSO-VFPID 算法的控制器进行非线性水轮机调节系统的控制参数优化。仿真结果表明,基于改进的 CAS-PSO-VFPID 算法的系统控制性能相较于其他算法表现更为出色,能够针对不同扰动工况进行更快速、更精准的调节,该控制器在提高系统的鲁棒性和动态稳定性方面体现出显著优势,该优化效果不仅有助于保障水轮发电系统的安全性和

稳定性,提高了系统的抗扰动能力,同时也为水轮机非线性建模及变论域模糊控制在水力发电的应用提供有效参考。

参考文献:

- [1] 郭雅卿,钱晶,刘鸿举,等. 基于 LMI 的水轮机调节系统扰动观测状态反馈控制策略研究[J]. 水电能源科学,2024,42(7):169-173.
- [2] FANNIE KONG, JINZHAO LI, DALIANG YANG. Optimal control strategy of turbine governor parameters based on improved beetle antennae search algorithm[J]. Tehnicki vjesnik, 2021, 28(4): 1082-1090.
- [3] 付文龙,张仕海,郑阳,等. 水轮机调节系统的动态滑模控制[J]. 中国农村水利水电, 2023(2): 211-217, 225.
- [4] 万瑞文,周倩倩. 基于自适应模糊 PID 控制的水轮机调节系统[J]. 人民长江, 2016, 47(4): 79-83.
- [5] 付永康,杨毅强,雷佳琦. 基于改进 DBO 算法的水轮机调节系统优化仿真[J]. 四川轻化工大学学报(自然科学版), 2024, 37(3): 59-66.
- [6] 周克良,张自建,邓飞翔. 基于 LIPO 算法的水轮机调速系统 PID 参数优化设计[J]. 传感器与微系统, 2022,41(5):95-98.
- [7] 周永华,严梓硕. 基于 ISE-ITAE 指标与遗传算法的解耦控制方法[J]. 现代电子技术, 2021, 44(10): 130-134.

Control Parameters Optimization of Hydraulic Turbine Regulation System Based on CAS-PSO-VFPID Algorithm

ZHOU Miao^a, WANG Shu-qing^b, CHEN Kai-yuan^a

(a. School of Electrical and Electronic Engineering; b. Hubei Provincial Key Laboratory of Solar Energy Efficient Utilization and Energy Storage Operation Control, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: In order to further improve the control performance of water turbine, a control strategy based on the adaptive chaotic particle swarm optimization variable domain fuzzy PID (CAS-PSO-VFPID) was proposed for the turbine regulation system. Firstly, a model of nonlinear hydraulic turbine regulation system was established, and a variable domain fuzzy controller was constructed according to the system model. Then, the adaptive chaotic particle swarm optimization (CAS-PSO) was used to optimize and design the variable domain fuzzy controller, and the CAS-PSO-VFPID controller was obtained. Finally, the applicability of the nonlinear turbine regulation system model was verified by simulation. The multiple control strategies under different working conditions were compared and simulated with Whale Algorithm Optimization Variation Domain Fuzzy PID (WOA-VFPID), Standard Particle Swarm Optimization PID (PSO-PID), Standard Particle Swarm Optimization Optimization Variable Domain Fuzzy PID (PSO-VFPID). The simulation results show that the system convergence speed and optimization ability of the CAS-PSO-VFPID control strategy are fast, which can effectively improve the response speed and accuracy of the hydraulic turbine regulation system, and make the system have better dynamic stability.

Key words: hydro turbine regulation system; fuzzy control of variables; CAS-PSO algorithm; control parameter optimization