DOI:10.20040/j.cnki.1000-7709.2025.20240794

基于分数阶粒子群优化算法的水电机组一次调频参数辨识

王 炜[1],朱 蕾[1],许存华[2],张建新[2],彭 辉[2],黄自万[2],邓云辉[3],袁晓辉[3]

(1.丹江口水力发电厂,湖北 丹江口 442700;2.湖北能源集团湫水水电有限公司,湖北 鹤峰 445000;
3.华中科技大学土木与水利工程学院,湖北 武汉 430074)

摘要:由于水电机组和调速器实际物理性质比较复杂,难以从理论上直接推导出其模型参数。为此,提出一种改进的分数阶粒子群优化算法,针对水轮机调速系统一次调频模式,首先根据实际设备的物理结构、运行机理分析建立了水电机组调速系统的调节器模型、随动装置模型及机组被控对象模型;然后应用小波阈值降噪法对水电机组一次调频试验数据进行预处理后,采用改进分数阶粒子群优化算法对各分块模型进行参数优化辨识;最后将各部分模型连成整体进行仿真校验。结果表明,改进分数阶粒子群优化算法在水电机组一次调频参数辨识中的精度提升效果明显。

关键词:参数辨识;分数阶粒子群优化;一次调频;水轮机调节系统;仿真

中图分类号:[TV734.2+1];TK730.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1000-7709(2025)03-0186-05

1 引言

在“双碳”战略背景下,大量的新能源接入电网,其中包括风电、光电等间歇性绿色清洁能源。但风电、光电等新能源发电受自然环境因素影响较大,其发电呈现断续性且波动大。当其大量接入电力系统后,容易导致电力系统出现频率稳定问题。水电机组因其控制系统操作响应快、可调范围广、可控区域大,所以在供电系统中可用于调频和调峰,以便维持电网频率的稳定。而水电机组的一次调频功能是维持电网频率稳定最快速的手段,因此在水轮机调节系统中对其一次调频功能进行精准的建模分析就显得格外重要。然而,由于水电机组和调速器实际物理性质比较复杂,难以从理论上直接推导出其模型参数。采用参数辨识方法可确定模型适宜的参数,各种智能优化算法被广泛应用于系统参数辨识中,能够得到较好的参数结果。其中,粒子群优化算法[1]不依赖于问题信息,其通用性强,原理简单,易于实现,需要调整的参数少,收敛速度快,应用领域广泛,能够解决各种优化问题。但粒子群优化算法全局搜索能力较弱,容易陷入局部最优。为此,本文提出一种改进的分数阶粒子群优化算法,对于水电机组一次调频的系统辨识,可首先根据实际设备的物理结构、运行机理分析确定其数学模型结构;然后采用改进的分数阶粒子群优化算法对各部分模型进行参数辨识;最后将各部分模型连成整体验证了本文所建水电机组一次调频模型和辨识参数方法可行、有效。

2 水轮机调节系统的数学模型

水轮机调节系统一次调频模型包括水轮机调速器和被控制部分。水轮机调速器又可分为调节器和随动装置。被控制部分由引水管道、水轮机、发电机等部分组成[2]。

2.1 水轮机调速器模型

在水电机组一次调频过程中,将机组测量频率与电网额定频率50 Hz差值与人工频率死区比较,若超出人工频率死区则调速器进行一次调频,在死区内,则调速器不进行一次调频。一次调频过程中水轮机调速器模型的调节器部分如图1左半部分。

当机组转速经过测量延迟时间 t 后测得的转速与转速给定的差值超过人工频率死区,则触发

收稿日期:2024-04-29,**修回日期**:2024-05-16

基金项目:国家自然科学基金项目(U2340211);汉江水利水电(集团)有限责任公司科研项目(HJWT2022086)

作者简介:王炜(1978-),男,硕士、高级工程师,研究方向为水电厂优化运行与管理,E-mail:djdcww@163.com

通讯作者:袁晓辉(1971-),男,博士、教授,研究方向为水电能源优化理论及应用,E-mail:yxh71@163.com

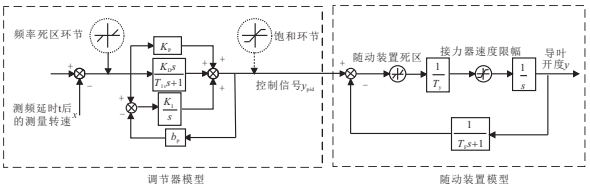


图 1　水轮机一次调频调速器模型

Fig.1　Governor model in the primary frequency regulation process of hydraulic turbine

一次调频过程。其转速差值减去人工频率死区大小,经过并联 PID 环节,发出导叶开度控制信号,改变导叶开度。导叶开度控制信号,经永态转差系数负反馈于积分环节。其死区环节表示为:

$$x'=\begin{cases}x+E_{\mathrm{f}} & x<-E_{\mathrm{f}}\\ 0 & -E_{\mathrm{f}}<x<E_{\mathrm{f}}\\ x-E_{\mathrm{f}} & E_{\mathrm{f}}<x\end{cases}\tag{1}$$

式中,x'为死区环节的输出;x 为死区环节输入的转速偏差;E_{f} 为人工频率死区的大小,本文设置为 0.05 Hz。

其 PID 控制环节的传递函数可表示为:

$$G(s)=\frac{Y(s)}{X(s)}=\frac{\dfrac{K_{\mathrm{D}}s^2}{T_{1\mathrm{v}}s+1}+K_{\mathrm{P}}s+K_{\mathrm{I}}}{s+K_{\mathrm{I}}b_{\mathrm{p}}}\tag{2}$$

式中,$Y(s)$、$X(s)$分别为 PID 控制器输出的导叶开度控制信号和经过死区环节后的转速偏差信号;K_{P}、K_{I}、K_{D} 分别为比例系数、积分系数、微分系数;s 为拉普拉斯变换算子;$T_{1\mathrm{v}}$为微分时间常数;b_{p} 为开度调差系数。

待辨识的水轮机调速器模型的随动装置主要由电液转换装置、配压阀和主接力器构成。其模型结构如图 1 右半部分所示。

输入为调速器的调节器输出的开度控制信号,输出为导叶开度。其中的死区为配压阀死区和各种机械设备老化导致的不灵敏度混合组成的死区效应。T_{y} 为接力器时间常数,由于开关导叶时其值不同,令接力器的开导叶时间常数为 T_{O},关导叶时间常数为 T_{C}。T_{F} 为油动机反馈时间常数。

2.2　被控制部分模型

被控制部分由引水管道、水轮机、发电机和电力系统组成。引水管道采用弹性水击模型,分子分母近似各取两项,其传递函数 $G_h(s)$为:

$$G_h(s)=\frac{h(s)}{q(s)}=-h_{\mathrm{w}}\frac{T_{\mathrm{r}}s+T_{\mathrm{r}}^3s^3/24}{1+T_{\mathrm{r}}^2s^2/8}\tag{3}$$

式中,$h(s)$、$q(s)$ 分别为水头、流量变化量相对值的拉斯变换;h_{w} 为引水隧洞或压力钢管的特征常数;T_{r} 为引水隧洞或压力钢管的水击波相长时间常数。

水轮机采用基于水轮机力矩特性和流量特性的一种近似线性化模型[3],其传递函数为:

$$\begin{cases}m_t(s)=e_y y(s)+e_x x(s)+e_h h(s)\\ q(s)=e_{qy}y(s)+e_{qx}x(s)+e_{qh}h(s)\end{cases}\tag{4}$$

式中,y 为导叶开度偏差相对值;s 为拉普拉斯变换算子;e_y、e_{qy} 分别为水轮机力矩、流量对导叶开度传递系数;e_x、e_{qx} 分别为水轮机力矩、流量对转速传递系数;e_h、e_{qh} 分别为水轮机力矩、流量对工作水头传递系数;m_t 为力矩偏差相对值;x 为转速偏差相对值;h 为水头偏差相对值;q 为流量偏差相对值。

对于发电机和电力系统部分,由于机组并入电网,在进行一次调频试验时,水轮机和发电机的转速基本不变,水轮机输出力矩可近似视为功率。同时转速偏差相对值 x 为零,水轮机模型可省略 e_x、e_{qx}。但功率输出有时间延迟,延迟时间为 t_{delay},故被控制部分模型结构见图 2。

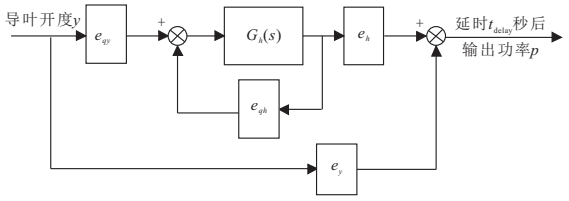


图 2　被控制部分模型

Fig.2　The controlled object model

输入为随动装置的输出,即导叶开度。输出为机组的功率。其线性部分传递函数为:

$$G_{\mathrm{c}}(s)=\frac{P(s)}{Y(s)}=e_y\frac{1+eG_h(s)}{1-e_{qh}G_h(s)}=$$
$$e_y\frac{-\dfrac{e}{24}h_{\mathrm{w}}T_{\mathrm{r}}^3s^3+\dfrac{1}{8}T_{\mathrm{r}}^2s^2-eh_{\mathrm{w}}T_{\mathrm{r}}s+1}{\dfrac{e_{qh}}{24}h_{\mathrm{w}}T_{\mathrm{r}}^3s^3+\dfrac{1}{8}T_{\mathrm{r}}^2s^2+e_{qh}h_{\mathrm{w}}T_{\mathrm{r}}s+1}\tag{5}$$

其中　　$e=e_{qy}e_h/e_y-e_{qh}$

3　改进的分数阶粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)本质上是根据群体的随机行为来优化的一种方法,通过粒子的全局最优和个体最优更新粒子自身的速度和位置,不断迭代,从而寻找到最优解。分数阶粒子群优化算法是在标准 PSO 的基础,针对粒子的速度或位置,对其增添分数阶微分项,可使粒子具有记忆性,加快粒子的收敛速度。

对于函数 $f(t)$,其 α 阶 Riemann-Liouville 分数阶导数[3]定义为:

$$\begin{cases}D^{\alpha}f(t)=\lim\limits_{h\to0}h^{-\alpha}\sum\limits_{k=0}^{\infty}(-1)^k\binom{\alpha}{k}f(t-kh)\\ \binom{\alpha}{k}=\dfrac{\alpha(\alpha-1)(\alpha-2)\cdots(\alpha-k+1)}{k!}\end{cases}\tag{6}$$

式中，$D^{\alpha}f(t)$为对函数 $f(t)$求 α 阶次的微分；$\binom{\alpha}{k}$为组合数；h 为微分中的极小量。

由式(6)可看出分数阶导数包含函数 $f(t)$之前的所有项，体现了分数阶的记忆特性。对式(6)近似化处理，取间隔为 T，截取有限项 r：

$$D^{\alpha}f(t)=T^{-\alpha}\sum_{k=0}^{r}(-1)^{k}\binom{\alpha}{k}f(t-kT) \quad (7)$$

式中，T 为离散精度，微分中的极小量 h 则变为 T，并只取累计求和的前 r。

标准 PSO 算法中速度更新项（$v_{i+1}-v_i$）可视为间隔为 $T=1$、$D^{\alpha}v(i+1)$ 中 $\alpha=1$ 的特殊形式。现将 α 推广到(0,1]的范围，$D^{\alpha}v(i+1)$ 截取有限项 r 设置为 4，则有：

$$v_{i+1}=\alpha v_i-\alpha(\alpha-1)v_{i-1}/2+\alpha(\alpha-1)(\alpha-2)v_{i-2}/6-\alpha(\alpha-1)(\alpha-2)(\alpha-3)v_{i-3}/24+c_1\mathrm{rand}(\,)(p_{b\mathrm{best}i}-x_i)+c_2\mathrm{rand}(\,)(g_{b\mathrm{best}i}-x_i) \quad (8)$$

式中，v_i 为第 i 代粒子的个体速度；rand( ) 为 0 到 1 之间的随机数；c_1、c_2 分别为个体最优和全局最优的权重因子；$p_{b\mathrm{best}i}$ 为第 i 代粒子的个体最优位置；$g_{b\mathrm{best}i}$ 为第 i 代粒子群体中的全局最优位置；x_i 为第 i 代粒子的个体位置。

对粒子群优化算法位置更新公式不变，即得到了分数阶粒子群优化算法(FOPSO)。FOPSO 的分数阶数 α 在[0.4,0.8]之间，收敛效果较好，故按下式线性调整分数阶数 α：

$$\alpha(i)=0.8-0.4/(Gi) \quad (9)$$

式中，i 为当前迭代次数；G 为迭代总次数。

在 FOPSO 中，虽因缺少了惯性权重 ω 参数，但新加了分数阶数 α，同样仍保留 c_1、c_2 两个参数。故在 FOPSO 中，考虑伴随迭代过程改变 c_1、c_2 这两个参数。对 FOPSO 可采用使 c_1 随迭代过程从大逐渐变小的改进策略。这样使得前期粒子的多样性增加，不会过早收敛，而后期逐渐向全局最优靠拢。另外，采用使 c_2 随迭代过程从小逐渐变大的改进策略。这样使得前期粒子更新更依赖于粒子本身的惯性和个体自身寻找到的最优，不会过早收敛，而后期逐渐向全局最优靠拢。

c_1、c_2 两个参数的更新公式为：

$$c_1=c_{\max}-(c_{\max}-c_{\min})/(Gi)$$
$$c_2=c_{\min}+(c_{\max}-c_{\min})/(Gi)$$
$$c_1,c_2\in[c_{\min},c_{\max}] \quad (10)$$

式中，$c_{\max}$、$c_{\min}$分别为 c_1、c_2 的上限、下限。

4 水轮机调节系统的参数辨识

4.1 数据预处理

为提高参数辨识的效果，在参数辨识前需对水电机组一次调频过程试验的实测数据进行预处理，本文对数据的预处理主要采用去除稳态值和小波阈值降噪两种方法[4]。

(1)去除稳态值。稳态值中往往包含大量的低频噪声或干扰，通过去除稳态值可有效地降低噪声水平，提高信号的信噪比。在水电机组一次调频试验时，采集信号中的稳态值为在水电机组的测频输入端添加一个频率阶跃扰动之前的时间段，采集信号的平均值。其公式为：

$$y'=y-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}y(i) \quad (11)$$

式中，y' 为处理后的信号序列；y 为原始信号序列；N 为进行频率阶跃扰动之前时间段的数据点总数；$y(i)$ 为原始信号序列的第 i 个点。

(2)小波阈值降噪。采用硬阈值处理、软阈值处理、固定阈值后的去噪处理 3 种方法对水电机组一次调频试验过程中采集的导叶开度和功率数据进行降噪处理，3 种方法去噪的信噪比(S_{SNR})和均方根误差(R_{RMSE})见表 1。S_{SNR}越高，R_{RMSE}越小，说明降噪效果越好。由表 1 可知，固定阈值后的去噪处理效果较好。

表 1 三种方法去噪效果对比

Tab.1 Comparison of noise reduction effects of three methods

去噪方法	S_{SNR}	R_{RMSE}
硬阈值去噪处理	73.63	0.010 5
软阈值去噪处理	74.21	0.009 8
固定阈值后的去噪处理	78.76	0.005 8

4.2 目标函数

参数辨识的目标函数可表示为模型仿真数据和实测数据差值绝对值的积分。目标函数值越小，说明辨识效果越好，模型仿真数据越接近真实值[5]。辨识的目标函数公式为：

$$f(\boldsymbol{X})=\int|y(t)-y'(\boldsymbol{X},t)|\,\mathrm{d}t \quad (12)$$

式中，$y(t)$ 为实测数据时间序列；$y'(\boldsymbol{X},t)$ 为模型输入变量为向量 $\boldsymbol{X}$ 时模型输出时间序列。

4.3 水轮机调速器系统各部分模型参数辨识

施加某负荷下频率阶跃上扰 0.1 Hz，到达稳定后返回 50 Hz 的扰动信号，采集水轮机调速器系统各部分的输入输出信号，采用改进分数阶粒子群优化算法对水轮机调速器系统各个部分模型进行参数辨识，算法参数设置分数阶的阶数 α 为 0.4～0.8，c_1、c_2 的范围为 1.25～1.75。

(1)水轮机调速器模型的调节器模块参数辨识。待辨识的参数有比例放大倍数 K_{P}、积分放

大倍数 K_I、永态转差系数 b_p 和测量转速的延迟时间 t。模型中的微分放大倍数 K_D 设置为 0,死区设置为±0.05 Hz,转换为标幺值±0.001。辨识结果见表 2,辨识结果仿真和收敛曲线分别见图 3、4。由表 2、图 3 可看出,模型仿真结果十分接近试验数据,说明模型辨识效果良好。由图 4 可看出,FOPSO 性能优于 PSO。

表 2　调节器模型辨识结果

Tab.2　Identification results of the regulation model

算法	K_P	K_I	b_p	t	目标函数值
FOPSO	5.061 6	9.685 5	0.033 2	0.065	0.773
PSO	6.521 2	9.697 0	0.033 2	0.300	1.191

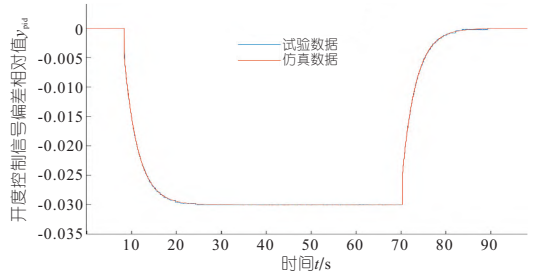


图 3　调节器模型仿真值与实测值对比

Fig.3　Comparison of simulation values and measured values for the regulation model

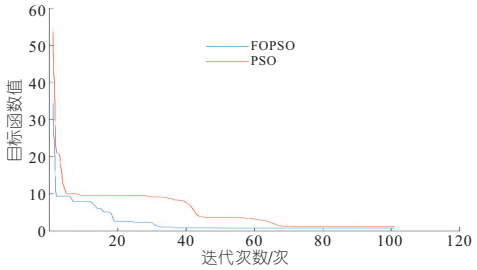


图 4　调节器模型 FOPSO 和 PSO 迭代收敛曲线

Fig.4　Iteration convergence curves of FOPSO and PSO methods for the regulation model

(2)对水轮机调速器模型的随动装置模块进行参数辨识。待辨识的参数有死区[E_{f1},E_{f2}]、接力器开关时间常数 T_O、T_C、接力器速度限幅[v_1,v_2]及油动机反馈时间常数 T_F。辨识结果见表 3,辨识结果仿真和收敛曲线分别见图 5、6。由表 3、图 5 可看出,模型仿真结果比较接近试验结果,开导叶过程与试验结果十分接近;关导叶过程,导叶开度快速变化时与试验结果十分接近,大约在试验过程 20 s 后关导叶速度快速降低,之后导叶开度一直缓慢下降至开导叶时刻,而调节器输出的开度控制信号在30～70s内保持稳定不变。

表 3　随动系统模型辨识结果

Tab.3　Identification results of the servo system model

算法	死区	T_O	T_C	T_F	速度限幅	目标函数值
FOPSO	[−0.001 8,0.002 1]	0.99	2.28	0.03	[−0.261,0.248]	10.35
PSO	[−0.001 7,0.002 1]	1.07	2.36	0.105	[−0.241,0.242]	10.36

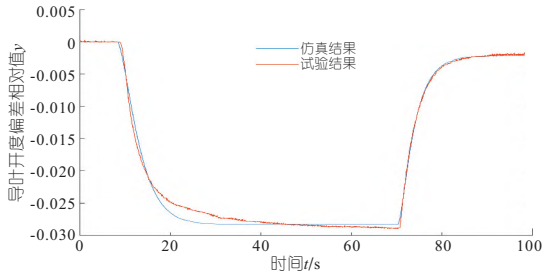


图 5　随动系统模型仿真值与实测值对比

Fig.5　Comparison of simulation values and measured values for the servo system model

说明实际的随动装置部分可能存在故障,从而导致辨识结果在关导叶的 20 s 后与试验结果有较大偏差。由图 6 可看出,FOPSO 与 PSO 辨识随动装置效果差别不大。

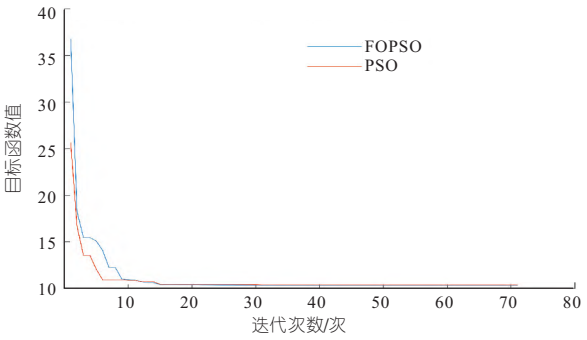


图 6　随动系统模型 FOPSO 和 PSO 迭代收敛曲线

Fig.6　Iteration convergence curves of FOPSO and PSO methods for the servo system model

(3)水轮机调节系统被控模型参数辨识。待辨识的参数有模型中传递函数的 e_y、e、e_{qh}、T_r、h_w、t_{delay}。辨识结果见表 4,辨识结果仿真和收敛曲线分别见图 7、8。由表 4、图 7 可看出,从采用 FOPSO辨识结果的模型仿真结果基本接近试验

表 4　被控对象模型参数

Tab.4　Parameters of model of the controlled part

算法	e_y	e	e_{qh}	T_r	h_w	t_{delay}	适应度值
FOPSO	1.90	1.76	1.68	1.61	0.49	0.30	17.12
PSO	1.90	1.17	1.54	0.86	0.79	1.08	17.71

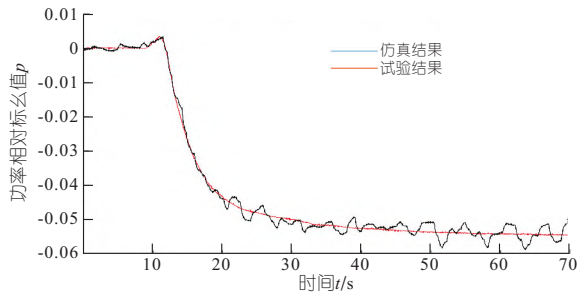


图 7　被控对象模型仿真值与实测值对比

Fig.7　Comparison of simulation values and measured values for the model of the controlled part

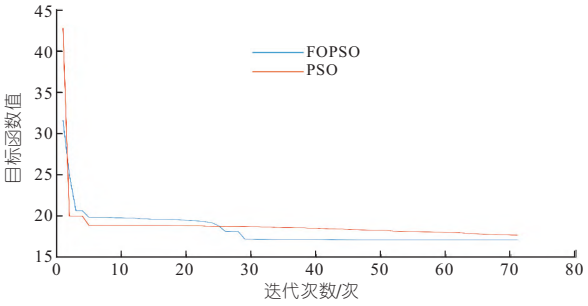


图 8 被控对象模型 FOPSO 和 PSO 迭代收敛曲线

Fig.8 Iteration convergence curves of FOPSO and PSO methods for the model of the controlled part

数据，功率下降比较接近。由图 8 可看出，FOPSO优于 PSO。

(4)水轮机调节系统整体模型仿真校验。将调速器的调节器模型和随动装置模型及机组被控对象模型串联起来，前一个模型的输出作为后一个模型的输入，进行仿真校验。输入为调节器模型的输入，取为试验的频率数据。输出为整体仿真的输出功率，与试验的功率数据比较见图 9。由图 9 可看出，整体仿真的输出功率比较接近试验的功率数据，说明分块辨识结果仍然适用于整体的模型仿真。

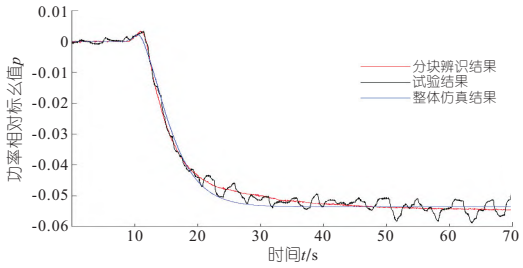


图 9 整体模型仿真功率偏差相对值对比

Fig.9 Comparison of measured values and simulation values of the overall model output

5 结论

a. 本文对水轮机调速系统一次调频模式建立了精细的数学模型，并采用改进分数阶粒子群优化算法，对各部分模型进行了参数辨识，最后将各部分模型连成整体，进行仿真校验。

b. 改进分数阶粒子群优化算法采用自适应调整参数的模式，使分数阶的阶数、个体最优和全局最优权重因子随迭代次数的增加逐渐调整，该方法在参数辨识的过程中求解结果和收敛速度均优于自适应的粒子群算法。

参考文献：

[1] 彭海洋，张英敏.基于社会学习多目标粒子群优化的中长期负荷组合预测方法[J].水电能源科学，2023，41(4)：216-220.

[2] 魏守平.水轮机调节[M].武汉：华中科技大学出版社，2009.

[3] 涂乐平，党耀国，王俊杰.含分数阶微积分的非等间距灰色模型及其应用[J].系统工程理论与实践，2023，43(12)：3636-3652.

[4] 牟雪娇，李怀良，庹先国.一种改进小波阈值降噪算法及其仿真研究[J].自动化仪表，2020，41(8)：46-50.

[5] 杨金东，李洋，邹屹东.基于 IWOA 算法求解含调压井水轮机调速系统控制参数优化分析[J].水电能源科学，2023，41(6)：188-191，196.

Parameters Identification of Primary Frequency Regulation for Hydropower Unit Based on Fractional-order Particle Swarm Optimization

WANG Wei[1], ZHU Lei[1], XU Cun-hua[2], ZHANG Jian-xin[2], PENG Hui[2], HUANG Zi-wan[2], DENG Yun-hui[3], YUAN Xiao-hui[3]

(1. Danjiangkou Hydropower Plant, Danjiangkou 442700, China; 2. Hubei Energy Group Loushui Hydropower Co., Ltd., Hefeng 445000, China; 3. School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Due to the complex physical properties of hydroelectric units and governors, it is difficult to directly derive their model parameters in theoretically. Therefore, an improved fractional-order particle swarm optimization (FOPSO) algorithm is proposed. For the primary frequency regulation mode of hydraulic turbine control systems, the regulator model, servo system model, and unit controlled object model of the hydraulic turbine control systems are established based on the analysis of the physical structure and operating mechanism of the actual equipment. Then, the primary frequency regulation test data of the hydroelectric unit are preprocessed using wavelet threshold denoising, and the improved FOPSO algorithm is used to identify the parameters of each sub-model. Finally, the individual models are integrated into a whole for simulation verification. The results show that the improved FOPSO algorithm significantly improves the precision of parameter identification in the primary frequency regulation of hydroelectric units.

Key words: parameter identification; fractional-order particle swarm optimization; primary frequency regulation; water turbine regulation system; simulation