

基于改进闭环子空间的水电机组参数辨识方法

田田¹, 郭琦², 刘昌玉¹, 李伟², 袁艺², 刘肖¹, 颜秋容³

(1. 华中科技大学 水电与数字化工程学院, 湖北 武汉 430074;

2. 南方电网科学研究院有限责任公司 直流输电技术国家重点实验室, 广东 广州 510663;

3. 华中科技大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 以往的开环辨识方法仅适用于水电机组并大网模型, 系统并入孤网或小网或空载运行时应采用闭环辨识。具有较好辨识效果的预测形式简约子空间闭环辨识方法(PARSIM-K)充分利用了马尔克夫参数矩阵的Toeplitz结构, 通过奇异值分解降阶和线性投影获取模型参数, 但需要选择合适的时域参数, 目前尚无一般的方法。为此, 建立了带有频率噪声的水轮机调速系统模型, 提出基于粒子群优化算法参数优化的PARSIM-K。该方法利用粒子群优化算法优化时域参数 p, f , 提高了辨识精度。与传统开环方法相比, 所提方法能够克服噪声的影响, 更加简便、安全、实用。仿真结果表明, 与未优化参数的方法相比, 所提方法辨识的模型参数误差更小、模型精度更高。

关键词: 水轮机调速系统; 调速器; 闭环辨识; 子空间算法; 粒子群优化算法; 水电机组; 原动机建模

中图分类号: TM 612

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.02.022

0 引言

云广直流输电工程投入使用后, 曾出现低频振荡现象, 分析表明该振荡是水轮机调速器参数设置不当造成的^[1]。为了合理地整定水轮机调速器参数、准确地分析电力系统的稳定特性, 均需要研究水轮机调速系统的详细模型。辨识是获取模型的一种有效手段^[2]。水轮机调速系统是具有非最小相位、非线性、复杂性的控制系统, 应根据其自身特点、不同运行方式和工况条件等对其建模、辨识^[3-4]。

国内外学者对水轮机调速系统模型辨识开展了广泛研究, 主要体现在开环辨识方法的多元化。由于闭环反馈的存在, 闭环数据所含信息比开环的少, 故一般情况下优先采用开环辨识。目前, 相关研究中主要用基于闭环转开环的辨识方法。文献[5]切断反馈回路, 将调速器的控制器切换至电气手动, 然后将工控机发出的伪随机二进制序列信号加入放大器输入端, 对观测数据进行零均值化和剔除高频成分等预处理, 最后用最小二乘法LS(Least Square)辨识空载模型。

水轮机调速系统并无无穷大电网模型可进行开环辨识。但系统并孤网、小网或空载运行时, 机组频率跟踪额定频率或电网频率, 因此输入数据(水轮机导叶开度)与输出数据(机组频率)相关。若直接应用开环辨识方法, 结果会出现偏差, 故应采用闭环辨识。相比于开环辨识, 工业现场实施闭环辨识试验在安全性、便捷性上具有较大的优势。特别是在无法断开闭环反馈时, 闭环辨识就显得尤为重要。闭环辨识的难点是不可测噪声与输入相关。

相比于开环辨识方法的研究, 国内外学者对水轮机调速系统模型闭环辨识方法的研究较少。在其他工业领域中有多种闭环辨识方法的研究^[6-7], 其中广泛应用的子空间辨识方法SIM(Subspace Identification Method)是一种由输入、输出数据辨识状态空间模型的方法, 通过奇异值分解SVD(Singular Value Decomposition)降阶状态空间模型和对数据矩阵进行线性投影实现辨识^[8-12]。在此基础上发展的简约子空间辨识方法PARSIM(PARsimonious Subspace Identification Method)利用了马尔克夫参数矩阵的下三角结构特点, 提高了算法的计算效率。但由于未完全消除输入和新息间的相关性, 序列简约子空间方法PARSIM-S(Sequential PARsimonious Subspace Identification Method)^[13]的闭环辨识结果有一定的偏差; 新息估计简约子空间辨识方法PARSIM-E(PARsimonious Subspace Identification Method with innovation Estimation)^[14]在闭环条件下具有一致性, 但计算繁琐; 在PARSIM-S、PARSIM-E的基础上发

收稿日期: 2017-02-20; 修回日期: 2017-12-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51479077); 中国南方电网公司科技项目(K-KY2014-007); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017KFYXJJ208)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51479077), the Science and Technology Program of CSG(K-KY2014-007) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2017KFYXJJ208)

展而来的预测形式简约子空间辨识方法 PARSIM-K (PARsimonious Subspace Identification Method in predictor form)^[15]具有算法简单、计算速度快、数值可靠性高等优点。

与现有的水轮机调速系统开环和闭环辨识方法不同,本文提出基于粒子群优化 PSO (Particle Swarm Optimization) 算法参数优化的 PARSIM-K 水轮机调速系统闭环辨识方法,PSO 算法优化关键时域参数 p, f , 辨识带有频率噪声的模型,克服了 PARSIM-K 辨识结果受时域参数 p, f 影响较大的缺点,仿真结果表明改进算法的辨识效果好。

1 水轮机调速系统模型

水轮机调速系统由调速器(控制器+液压随动系统)、水轮机-引水管道、发电机和负荷组成^[16-18]。噪声在工业现场中普遍存在^[2],带有噪声的系统模型更符合实际情况。当闭环系统中存在噪声时,开环辨识结果会出现偏差,而闭环辨识可克服噪声的影响,得到一致的辨识结果。因此,建立带有频率噪声的水轮机调速系统模型,见图 1。图中, x_f 为机组频率; x_r 为机组给定频率或电网频率; y_{PID} 为控制器输出信号; a 为水轮机导叶开度; m_t 为水轮机力矩。

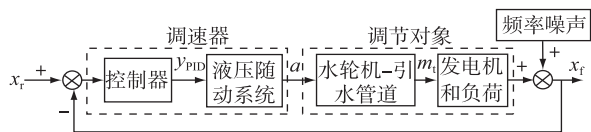


图 1 水轮机调速系统模型

Fig.1 Model of hydraulic turbine governing system

控制器采用国内外调速器广泛使用的并联 PID 控制规律;液压随动系统是水轮机调速系统的执行单元,由综合放大器、电液转换器、继电器等组成,含有死区、饱和等显著非线性环节^[4]。模型框图见图 2。图中, s 为拉普拉斯算子; Δ 表示相对偏差量; y_g 为开度给定; K_p, K_i, K_d 分别为比例增益、积分增益、微分增益; T_{iv} 为微分时间常数; b_p 为永态转差系数; T_y 为接力器响应时间常数; E_f 为人工频率死区; u_m 为

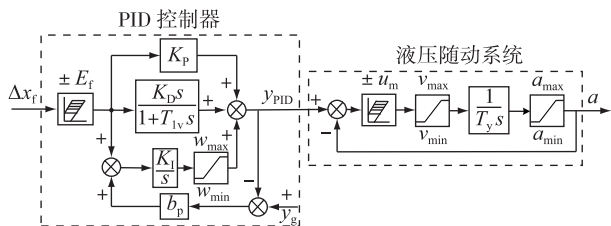


图 2 PID 控制器模型和液压随动系统模型

Fig.2 PID controller model and hydraulic servo system model

主配压阀死区; $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为积分上、下限幅值; $v_{\min}$ 和 $v_{\max}$ 为速率饱和值; $a_{\min}$ 和 $a_{\max}$ 为位置饱和值。

当负荷变化引起机组频率变化时,调速器开启或关闭导叶,使压力管道中流量突然增大或减小,产生水锤效应,因此,水轮机调速系统是一个水、机、电综合的复杂非线性闭环调节系统。为了在辨识方便性和模型精确性之间取得平衡,调速器采用非线性模型,但调节对象模型用分段线性模型来逼近其非线性^[16],在某个工况点附近,近似认为水轮机-引水管道特性为线性,用线性传递函数模型表示;一旦工况点变化,模型参数随之变化,见图 3。图中, h_i 和 q_i ($i=0, 1, \dots, n_i-1$) 为传递函数系数; m_g 为负荷扰动; T_a 为机组惯性时间常数; T_b 为负载惯性时间常数; e_g 为发电机自调节系数; e_s 为水轮机自调节系数。

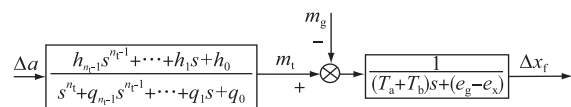


图 3 水轮机-引水管道模型、发电机和负荷模型

Fig.3 Models of turbine-conduit, generator and load

由于运行方式和工况条件的不同,系统并孤网或小网或空载运行时,需分别建模与闭环辨识。这三者略有差异,但大体相似。相比较而言,空载模型辨识较难,具有代表性,故本文以水电机组空载模型闭环辨识为例说明本文研究方法。考虑空载运行模型的辨识需要,将调节对象作为一个整体建模,在工况点附近简化为二阶线性模型(工况点变化,模型参数随之变化,以体现其非线性),传递函数为:

$$G(s) = \frac{\Delta x_f(s)}{\Delta a(s)} = \frac{d_1 s + d_0}{s^2 + c_1 s + c_0} \quad (1)$$

其中, c_0, c_1, d_0, d_1 为传递函数系数。

用正向差分法将连续传递函数式(1)离散化,得到离散传递函数:

$$G(z) = \frac{d_{z1} z + d_{z0}}{z^2 + c_{z1} z + c_{z0}} \quad (2)$$

其中, $c_{z1} = T_s - 2, c_{z0} = 1 - c_1 T_s + c_0 T_s^2, d_{z1} = d_1 T_s, d_{z0} = d_0 T_s^2 - d_1 T_s, T_s$ 为采样时间。

将式(2)转换成离散状态方程形式:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} \mathbf{u}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C} \mathbf{x}_k + \mathbf{D} \mathbf{u}_k \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x}_k$ 为状态变量; $\mathbf{u}_k$ 为输入变量; $\mathbf{y}_k$ 为输出变量; $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}$ 为状态方程矩阵, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -c_{z0} & -c_{z1} \end{bmatrix}$,

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = [d_{z0} \quad d_{z1}], \mathbf{D} = 0.$$

2 基于 PSO 算法参数优化的 PARSIM-K

2.1 PARSIM

PARSIM 具有计算简单、数值鲁棒性好的特点,其辨识包含 3 个步骤^[8]:构造输入、输出数据的块 Hankel 矩阵;对块 Hankel 矩阵进行加权投影和 SVD,得到系统的扩展可观测矩阵 $\mathbf{I}^f$;由扩展可观测矩阵 $\mathbf{I}^f$ 估计系统矩阵 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{D}$ 和系统模型 G 。

PARSIM-K 充分利用了 $\mathbf{H}^f$ 和 $\mathbf{G}^f$ 的下三角 Toeplitz 矩阵结构,消除非因果项,有效地解决了噪声对闭环辨识影响的问题,保证了算法在闭环辨识中的一致性。PARSIM-K 参数少,设定好时域参数 p 、 f 后,用观测到的输入、输出数据进行矩阵运算,得到辨识结果。

PARSIM-K 辨识的估计模型的精度与算法时域参数紧密相关。闭环系统不同,时域参数也不同。时域参数设置不当,可能导致辨识结果误差偏大,甚至辨识失败。因此,将 PARSIM-K 应用于不同闭环系统时,应选择合适的时域参数 p 、 f ,但未见文献提到选择方法,凭经验选取时域参数可能导致辨识结果较差,因而限制了其应用。

2.2 PSO 算法简述

PSO 算法是一种进化计算技术,是近年来迅速发展的一种新的进化算法,具有实现容易、精度高、收敛快等优点。PSO 算法通过式(4)、(5)实现粒子速度和位置的更新^[19-22]。

$$\mathbf{v}_i^{k_{\text{pso}}+1} = \omega \mathbf{v}_i^{k_{\text{pso}}+1} + c_{\text{pso}1} r_1 (\mathbf{P}_i^{k_{\text{pso}}} - \mathbf{X}_i^{k_{\text{pso}}}) + c_{\text{pso}2} r_2 (\mathbf{g}_{\text{best}}^{k_{\text{pso}}} - \mathbf{X}_i^{k_{\text{pso}}}) \quad (4)$$

$$\mathbf{X}_i^{k_{\text{pso}}+1} = \mathbf{X}_i^{k_{\text{pso}}} + \mathbf{v}_i^{k_{\text{pso}}+1} \quad (5)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, S_{\text{size}}$ (S_{size} 为种群规模); k_{pso} 为当前迭代次数, $k_{\text{pso}} = 1, 2, \dots, k_{\text{max}}$ (k_{max} 为最大迭代次数); ω 为惯性权重; r_1 和 r_2 为 0~1 之间的随机数; $c_{\text{pso}1}$ 为局部学习因子, $c_{\text{pso}2}$ 为全局学习因子,一般 $c_{\text{pso}2}$ 稍大些; $\mathbf{v}_i^{k_{\text{pso}}}$ 和 $\mathbf{X}_i^{k_{\text{pso}}}$ 分别为第 i 个粒子在第 k_{pso} 次迭代时的速度和位置; $\mathbf{P}_i$ 为第 i 个粒子的最优值; $\mathbf{g}_{\text{best}}$ 为群体最优值。

2.3 基于 PSO 算法参数优化的 PARSIM-K

本文将 PARSIM-K 引入水轮机调速系统闭环辨识中,用 PSO 算法优化 PARSIM-K 时域参数 p 、 f ,有效地解决了 PARSIM-K 辨识结果受 p 、 f 影响较大的问题。基于 PSO 算法参数优化的 PARSIM-K 的详细实现流程如图 4 所示。

PARSIM-K 分为 3 个步骤。

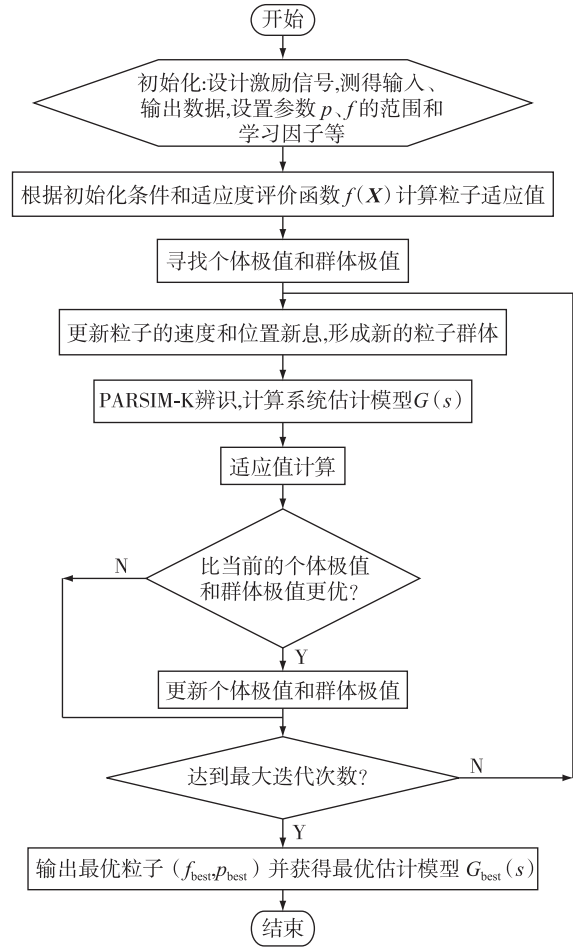


图4 PARSIM-K-PSO 算法流程图

Fig.4 Flowchart of PARSIM-K-PSO algorithm

a. 构造输入、输出数据矩阵的块 Hankel 矩阵。

算法采用“预测形式”的状态空间模型:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_K \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_K \mathbf{u}_k + \mathbf{K} \mathbf{y}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C} \mathbf{x}_k + \mathbf{D} \mathbf{u}_k + \mathbf{e}_k \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ 为状态变量; $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^m$ 为输入变量; $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^l$ 为输出变量; $\mathbf{e} \in \mathbf{R}^l$ 为新息变量; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{D}$ 见式(3); $\mathbf{K}$ 为卡尔曼滤波增益矩阵; $\mathbf{A}_K = \mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}$; $\mathbf{B}_K = \mathbf{B} - \mathbf{K}\mathbf{D}$ 。系统模型满足文献[15]中的标准假设。

将测得的输入、输出数据分为过去和未来两部分, p 和 f 分别表示过去和未来的时域参数。定义长为 L ($L > \max(p, f)$) 的输出序列 $\mathbf{y}$ 和状态序列 $\mathbf{x}$:

$$\mathbf{y}_{pi} = [y_i \ y_{i+1} \ \dots \ y_{L-f-p+i}], \ \mathbf{y}_{fi} = [y_{p+i} \ y_{p+i+1} \ \dots \ y_{L-f+i}]$$

$$\mathbf{Y}_p = [\mathbf{y}_{p1}^T \ \mathbf{y}_{p2}^T \ \dots \ \mathbf{y}_{pf}^T]^T, \ \mathbf{Y}_f = [\mathbf{y}_{f1}^T \ \mathbf{y}_{f2}^T \ \dots \ \mathbf{y}_{ff}^T]^T$$

$$\mathbf{x}_{k-p} = [x_{k-p} \ x_{k-p+1} \ \dots \ x_{k-p+L-1}]$$

$$\mathbf{x}_k = [x_k \ x_{k+1} \ \dots \ x_{k+L-1}]$$

其中, $i = 1, 2, \dots, f$; $\mathbf{T}$ 表示转置。可类似定义输入数据 $\mathbf{u}$ 和新息数据 $\mathbf{e}$, 得到块 Hankel 矩阵 $\mathbf{U}_p \in \mathbf{R}^{mp \times N}$ 、 $\mathbf{U}_f \in \mathbf{R}^{mf \times N}$ 、 $\mathbf{E}_p \in \mathbf{R}^{lp \times N}$ 、 $\mathbf{E}_f \in \mathbf{R}^{lf \times N}$ 、 $\mathbf{Y}_p \in \mathbf{R}^{lp \times N}$ 和 $\mathbf{Y}_f \in \mathbf{R}^{lf \times N}$ ($N = L - f - p + 1$)。

b. 估计 $[\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f, \mathbf{G}_K^f]$ 项。

令 $\mathbf{x}_f = \mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p$, 由式(6)迭代推导得出:

$$\mathbf{Y}_f = \mathbf{I}_K^f \mathbf{x}_f + \mathbf{H}_K^f \mathbf{U}_f + \mathbf{G}_K^f \mathbf{Y}_f + \mathbf{E}_f =$$

$$\mathbf{I}_K^f (\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p) + \mathbf{H}_K^f \mathbf{U}_f + \mathbf{G}_K^f \mathbf{Y}_f + \mathbf{E}_f \quad (7)$$

其中, $\mathbf{x}_f = \mathbf{x}_{j1} \in \mathbf{R}^{n \times N}$; $\mathbf{Z}_p = [\mathbf{Y}_p^T, \mathbf{U}_p^T]^T$; $\mathbf{L}_z$ 为逆扩展可控矩阵; $\mathbf{I}_K^f$ 为扩展可观测矩阵; $\mathbf{H}_K^f$ 和 $\mathbf{G}_K^f$ 均为下三角 Toeplitz 矩阵^[15]; $\mathbf{L}_z$ 为逆扩展可控矩阵。

因为矩阵 $\mathbf{H}_K^f$ 和 $\mathbf{G}_K^f$ 是严格的分块下三角结构, 由式(7)知:

$$\mathbf{y}_{fi} = \begin{cases} \mathbf{I}_K^{fi} (\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p) + \mathbf{H}_K^{fi} \mathbf{u}_{f1} + \mathbf{e}_{fi} & i = 1 \\ \mathbf{I}_K^{fi} (\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p) + \mathbf{H}_K^{fi} \mathbf{u}_{f1} + \mathbf{G}_K^{fi} \mathbf{y}_{f1} + \bar{\mathbf{y}}_{fi} + \mathbf{e}_{fi} & i = 2, 3, \dots, f \end{cases} \quad (8)$$

$$\bar{\mathbf{y}}_{fi} = \begin{cases} \mathbf{H}_K^{fi} \mathbf{u}_{fi} & i = 2 \\ \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{H}_K^{fj} \mathbf{u}_{f(i-j+1)} + \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{G}_K^{fj} \mathbf{y}_{f(i-j+1)} & i = 3, 4, \dots, f \end{cases}$$

其中, $\bar{\mathbf{y}}_{fi}$ 表示 $\mathbf{y}_{fi}$ 的估计; $\mathbf{u}_{f1} = [u_{p+1} \ u_{p+2} \ \dots \ u_{L-f+1}]$;

$\mathbf{e}_{f1} = [e_{p+1} \ e_{p+2} \ \dots \ e_{L-f+1}]$; $\mathbf{e}_{fi} = [e_{p+i} \ e_{p+i+1} \ \dots \ e_{L-f+i}]$ 。

假设 $\mathbf{A}_K$ 是严格的赫尔维兹 (Hurwitz) 矩阵, 且选择的参数 p 足够大, 使 $\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p$ 近似为 0, 则可由式(9)估计 $[\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f, \mathbf{G}_K^f]$ 项:

$$\begin{cases} [\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f] = \underset{\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y}_{fi} - \mathbf{I}_K^f (\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p) - \mathbf{H}_K^f \mathbf{u}_{f1}\|_F^2 = \mathbf{y}_{fi} \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_p \\ \mathbf{u}_{f1} \end{bmatrix}^+ & i = 1 \\ [\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f, \mathbf{G}_K^f] = \underset{\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z, \mathbf{H}_K^f, \mathbf{G}_K^f}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y}_{fi} - \mathbf{I}_K^f (\mathbf{A}_K^p \mathbf{x}_p + \mathbf{L}_z \mathbf{Z}_p) - \mathbf{H}_K^f \mathbf{u}_{f1} - \mathbf{G}_K^f \mathbf{y}_{f1} - \bar{\mathbf{y}}_{fi}\|_F^2 = (\mathbf{y}_{fi} - \bar{\mathbf{y}}_{fi}) \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_p \\ \mathbf{u}_{f1} \\ \mathbf{y}_{f1} \end{bmatrix}^+ & i = 2, 3, \dots, f \end{cases} \quad (9)$$

其中, 上标“+”表示 Moore-Penrose 伪逆; $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数。

如果 $\mathbf{D} = 0$, 则式(9)的第一个式子可化简为 $(\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z) = \mathbf{y}_{f1} \mathbf{Z}_p^+$, 且 $\mathbf{H}_K^f = 0$; 若 $\mathbf{D} \neq 0$, 由假设条件知, 因数据来自闭环, 故 $\mathbf{u}_k$ 在反馈 $\mathbf{y}_{k-1}$ 中, $\mathbf{u}_{f1}$ 独立于 $\mathbf{e}_{f1}$ 。

c. 实现加权 SVD 和估计系统矩阵, 获得系统估计模型。

对 $\mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z$ 实现加权 SVD:

$$\begin{cases} \mathbf{W}_1 \mathbf{I}_K^f \mathbf{L}_z \mathbf{W}_2 = \mathbf{U}_n \mathbf{S}_n \mathbf{V}_n^T + \mathbf{R}_n \\ \mathbf{I}_K^f = \mathbf{W}_1^{-1} \mathbf{U}_n \mathbf{S}_n^{1/2} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $(\mathbf{U}_n, \mathbf{S}_n, \mathbf{V}_n)$ 为与 n 个最大奇异值相关联的 SVD 项; $\mathbf{R}_n$ 为与剩余 $fl - n$ 个 SVD 项相关联的误差; 权矩阵 $\mathbf{W}_1 = \mathbf{I}$, $\mathbf{W}_2 = (\mathbf{Z}_p \prod_{U_f} \mathbf{Z}_p^T)^{1/2}$, $\prod_{U_f}$ 表示矩阵的行空间在 $\mathbf{U}_f$ 行空间上的正交投影。

对 $\mathbf{I}_K^f, \mathbf{H}_K^f$ 和 $\mathbf{G}_K^f$ 分别进行 LS 计算, 可得到估计矩阵 $(\bar{\mathbf{A}}_K, \bar{\mathbf{B}}_K, \bar{\mathbf{C}}, \bar{\mathbf{D}}, \bar{\mathbf{K}})$ 。通常情况下, 系统中的输入对输出没有直接作用, 故 $\mathbf{D} = 0$ 。具体计算如下^[8] (按照 MATLAB 格式书写):

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{A}}_K = \mathbf{I}_K^f (1:(f-1)l, 1:n) + \mathbf{I}_K^f (1+l; fl, 1:n) \\ \bar{\mathbf{B}}_K = \mathbf{I}_K^f (1:fl, :) + \mathbf{H}_K^f (1+l; fl, 1:m) \\ \bar{\mathbf{C}} = \mathbf{I}_K^f (1:l, 1:n), \bar{\mathbf{D}} = \text{zeros}(m, l) \\ \bar{\mathbf{K}} = \mathbf{I}_K^f (1:(f-1)l, :) + \mathbf{G}_K^f (1+l; fl, :) \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{I}_K^f (1:(f-1)l, 1:n)$ 表示取 $\mathbf{I}_K^f$ 的 $1 \sim (f-1)l$ 行、 $1 \sim n$ 列。

计算估计矩阵 $(\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\mathbf{C}}, \bar{\mathbf{D}})$:

$$\bar{\mathbf{A}} = \bar{\mathbf{A}}_K + \bar{\mathbf{K}} \bar{\mathbf{C}}, \quad \bar{\mathbf{B}} = \bar{\mathbf{B}}_K + \bar{\mathbf{K}} \bar{\mathbf{D}} \quad (12)$$

获得系统模型 $\bar{G}(s)$ 和模型参数 $(\bar{c}_1, \bar{c}_0, \bar{d}_1, \bar{d}_0)$, 具体计算如下 (按照 MATLAB 格式书写):

$$\begin{cases} \text{sys} = \text{ss}(\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\mathbf{C}}, \bar{\mathbf{D}}, T_s), \bar{G}(z) = \text{tf}(\text{sys}) \\ \bar{G}(s) = \text{d2c}(\bar{G}(z)) = \frac{\bar{d}_1 s + \bar{d}_0}{s^2 + \bar{c}_1 s + \bar{c}_0} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\text{ss}(\cdot)$ 为 MATLAB 中 ss 函数, 表示离散状态空间方程运算; $\text{tf}(\text{sys})$ 为 MATLAB 中 tf 函数, 表示建立系统的传递函数模型; $\text{d2c}(\bar{G}(z))$ 为 MATLAB 中的 d2c 函数, 表示将离散的模型转换为连续的模型。

3 水轮机调速系统闭环辨识

3.1 信号和算法关键参数设计

基于 MATLAB/Simulink 平台, 对带有频率噪声的水轮机调速系统模型进行仿真^[23]。输入信号为导叶开度, 输出信号为机组频率。采样时间为 0.05 s, 仿真时间为 100 s。闭环系统模型见图 1—3, 其主要参数如下: $K_p = 5.591$, $K_l = 1.061$, $K_D = 3.28$, $T_{lv} = 0.15$ s, $T_y = 0.1$ s, $u_m = 0.028\%$, $E_f = 0$, $v_{\min} = -0.023$, $v_{\max} = 0.0036$, $a_{\min} = 0$, $a_{\max} = 1$, $T_w = 1.5$ s, $T_a = 12$ s。其中, T_w 为水流惯性时间常数, 其他参数定义详见第 1 节。

持续激励 PE (Persistently Exciting) 信号是保证系统参数估计一致性的前提条件。持续激励是指输

入信号能够充分激励被辨识系统的所有模态。假设输入信号 u_{pe} 是长度为 L_{pe} 的确定性序列,且满足 $u_{pe} \in \mathbf{R}^{m_{pe}}$ 。如果式(14)成立,则 u_{pe} 是 $k_{pe} \times m_{pe}$ 阶持续激励^[8]。

$$\text{rank}(U_{L_{pe}}) = \text{rank} \begin{bmatrix} u_{pe}(1) & u_{pe}(2) & \cdots & u_{pe}(L_{pe} - k_{pe} + 1) \\ u_{pe}(2) & u_{pe}(3) & \cdots & u_{pe}(L_{pe} - k_{pe} + 2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{pe}(k_{pe}) & u_{pe}(k_{pe} + 1) & \cdots & u_{pe}(L_{pe}) \end{bmatrix} = k_{pe} \times m_{pe} \quad (14)$$

其中,rank 表示矩阵的秩。

PARSIM-K 要求输入信号是 $f+p$ 阶持续激励。考虑到本文仿真采样数据长度和辨识需要,设置 PSO 算法中粒子 p_f 为 $[1, 50]$ 之间的整数。由持续激励信号的定义知,输入信号需满足 $\text{rank}(U_{L_{pe}}) \geq 100$ 。本仿真激励信号为频率给定端的阶跃信号,导叶开度信号需满足持续激励条件。

频率噪声是白噪声,取均值为 0、方差为定值、种子数为 89,方差由功率信噪比定义计算。

在系统模型参数辨识中,需设置 PSO 算法参数和选取目标函数。本文设置的 PSO 算法参数^[20]为:种群规模 $S_{size} = 60$,最大迭代次数 $k_{max} = 20$,学习因子 $c_{pso1} = 1.3$ 、 $c_{pso2} = 1.7$,粒子运动速度范围为 $[-1, 1]$,权重采用从 0.90 线性递减到 0.10 的策略。本文目标函数为最小化平方误差积分准则 ISE (Integral of Squared Error criterion) 指标:

$$F = \min f(X_F) = \min \int_0^{T_{ise}} \varepsilon^2(X_F, t) dt \quad (15)$$

其中, $X_F = (p, f)$ 为求解粒子; $\varepsilon(X_F, t)$ 为模型输出和真实输出的误差; T_{ise} 为总仿真时间。

为了定量分析估计模型的优劣,本文按照式(16)、(17)定义了 2 种模型性能评价指标。其中,均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 衡量估计模型的精度和泛化能力;信号间方差比 VAF (Variance Accounted For) 表示 2 个信号的吻合程度。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{j=1}^{L_{\text{RMSE}}} (y_m(j) - \bar{y}_m(j))^2 / L_{\text{RMSE}}} \quad (16)$$

$$\text{VAF} = \left(1 - \frac{\text{var}(y_m - \bar{y}_m)}{\text{var}(y_m)} \right) \times 100\% \quad (17)$$

其中, y_m 为真实输出; $\bar{y}_m$ 为模型输出; L_{RMSE} 为采样点数; var 表示方差。

本文在频率给定端施加现场常见的 3 种阶跃扰动作为激励信号,分别采用改进算法和未优化时域参数的原算法对水轮机调速系统进行闭环辨识,通

过分析系统的输出频率曲线、估计模型参数值误差和模型评价指标,比较辨识效果。

3.2 频率给定端施加 50~52 Hz 阶跃扰动

在频率给定端施加 50~52 Hz 阶跃扰动,导叶开度信号满足持续激励条件。按照 2.3 节中的步骤进行辨识,得到 PARSIM-K-PSO 算法最佳时域参数 $p_{best} = 29$ 、 $f_{best} = 29$,最优估计模型 $\bar{G}_{best}(s)$ 参数见表 1。目标函数的收敛曲线如图 5 所示。

表 1 真实模型和估计模型参数

算法	c_0	c_1	d_0	d_1
真实值	0.182 309	1.568 620	0.110 358	-0.128 381
PARSIM-K-PSO	0.182 083	1.566 728	0.110 303	-0.128 368
PARSIM-K-1	0.216 336	1.791 753	0.135 803	-0.146 534
PARSIM-K-2	0.380 714	2.000 346	0.142 817	-0.165 605

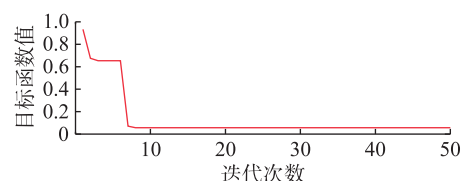


图 5 目标函数的收敛曲线

Fig.5 Convergence curve of objective function

为了验证所提方法的有效性,除了 p_{best} 和 f_{best} ,另选取 2 组参数,一组为已有文献中时域参数值 $p_1 = 20$ 、 $f_1 = 10$ ^[11],另一组为其他时域参数值 $p_2 = 47$ 、 $f_2 = 43$ 。本文算法和此 2 组参数算法分别简称为 PARSIM-K-PSO、PARSIM-K-1 和 PARSIM-K-2。表 1 为真实模型参数和估计模型参数的比较。图 6 为真实模型输出频率曲线与估计模型输出频率曲线。表 2 为模型性能评价指标对比。

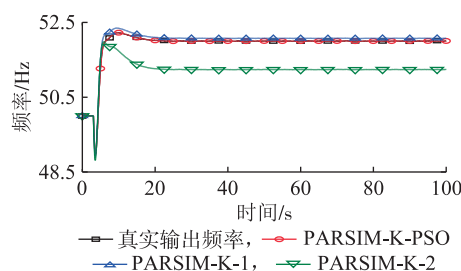


图 6 真实模型和估计模型输出频率曲线

Fig.6 Output frequency curves of true model and estimated model

表 2 模型性能评价指标对比

算法	RMSE	VAF/%
PARSIM-K-PSO	0.005 326	99.987 970
PARSIM-K-1	0.085 393	99.524 835
PARSIM-K-2	0.717 306	79.177 160

从表 1、2 和图 6 可以看出:PARSIM-K-2 估计模型

频率曲线拟合度较差;PARSIM-K-1 估计模型参数误差较大,其频率曲线稳态值与真实频率曲线稳态值相差 0.07 Hz;PARSIM-K-PSO 估计模型参数绝对误差小,频率曲线吻合度高,模型评价指标均优于 PARSIM-K-1 和 PARSIM-K-2。

3.3 频率给定端施加 48~52 Hz 阶跃扰动

方法同 3.2 节,只是在频率给定端施加的阶跃扰动为 48~52 Hz。得到 PARSIM-K-PSO 算法的最佳时域参数 $p_{\text{best}} = 26$, $f_{\text{best}} = 26$,最优估计模型 $\overline{G_{\text{best}}}(s)$ 参数见表 3。目标函数的收敛曲线如图 7 所示。

表 3 真实模型和估计模型参数

Table 3 Parameters of true model and estimated model

算法	c_0	c_1	d_0	d_1
真实值	0.182 309	1.568 620	0.110 358	-0.128 381
PARSIM-K-PSO	0.182 375	1.569 215	0.110 405	-0.128 471
PARSIM-K-3	0.219 958	1.880 047	0.183 341	-0.136 677
PARSIM-K-4	0.174 264	1.539 183	0.031 031	-0.073 571

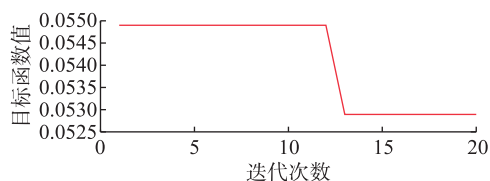


图 7 目标函数的收敛曲线

Fig.7 Convergence curve of objective function

同样地,为了比较另选 2 组参数: $p_3 = 9$, $f_3 = 5$ ^[15]和 $p_4 = 36$, $f_4 = 48$ 。2 组不同时间域参数的原算法分别简称为 PARSIM-K-3 和 PARSIM-K-4。表 3 为真实模型参数和估计模型参数的比较。图 8 为真实模型输出频率曲线与估计模型输出频率曲线。表 4 为模型性能评价指标对比。

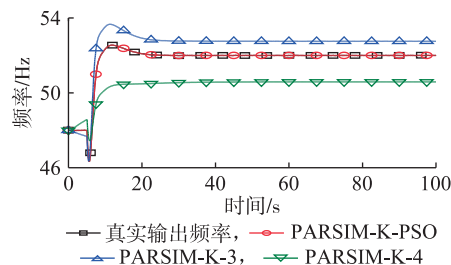


图 8 真实模型和估计模型输出频率曲线

Fig.8 Output frequency curves of true model and estimated model

表 4 模型性能评价指标对比

Table 4 Comparison of model performance evaluation index

算法	RMSE	VAF/%
PARSIM-K-PSO	0.005 141	99.997 757
PARSIM-K-3	0.788 003	94.514 335
PARSIM-K-4	1.459 976	78.147 704

从表 3、4 和图 8 可以看出:PARSIM-K-4 估计模

型频率曲线拟合度较差;PARSIM-K-3 估计模型参数精度低,其频率曲线稳态值与真实频率曲线稳态值相差 0.75 Hz;PARSIM-K-PSO 估计模型参数精度高,估计模型频率曲线吻合度高,模型评价指标最优。

3.4 频率给定端施加 50~48 Hz 阶跃扰动

方法同 3.2 节,只是阶跃扰动为 50~48 Hz。得到 PARSIM-K-PSO 算法的最佳时域参数 $p_{\text{best}} = 35$, $f_{\text{best}} = 35$,最优估计模型 $\overline{G_{\text{best}}}(s)$ 参数见表 5。目标函数的收敛曲线如图 9 所示。

表 5 真实模型和估计模型参数

Table 5 Parameters of true model and estimated model

算法	c_0	c_1	d_0	d_1
真实值	0.182 309	1.568 620	0.110 358	-0.128 381
PARSIM-K-PSO	0.181 212	1.559 535	0.109 710	-0.128 428
PARSIM-K-5	0.395 738	3.431 982	0.274 423	-0.257 789
PARSIM-K-6	0.173 160	1.495 774	0.112 517	-0.125 362

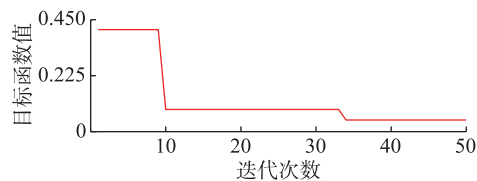


图 9 目标函数的收敛曲线

Fig.9 Convergence curve of objective function

同样地,为了比较另选 2 组参数: $p_5 = 30$, $f_5 = 20$ ^[15]和 $p_6 = 26$, $f_6 = 26$,后者是 3.3 节的最佳时域参数。2 组不同时间域参数的原算法分别简称为 PARSIM-K-5 和 PARSIM-K-6。表 5 为真实模型参数和估计模型参数的比较。图 10 为真实模型输出频率曲线与估计模型输出频率曲线,表 6 为模型性能评价指标对比。

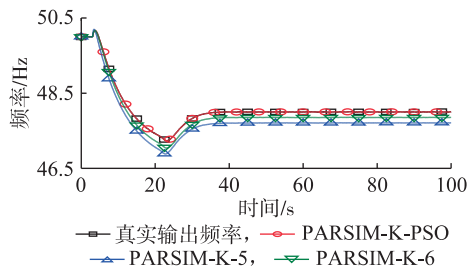


图 10 真实模型和估计模型输出频率曲线

Fig.10 Output frequency curves of true model and estimated model

表 6 模型性能评价指标对比

Table 6 Comparison of model performance evaluation index

算法	RMSE	VAF/%
PARSIM-K-PSO	0.004 846	99.992 777
PARSIM-K-5	0.289 371	98.725 819
PARSIM-K-6	0.146 525	99.525 777

从表5、6和图10可以看出:PARSIM-K-5和PARSIM-K-6估计模型参数精度低,其频率曲线稳态值分别偏离了真实频率曲线稳态值0.29 Hz和0.15 Hz;PARSIM-K-PSO估计模型参数精度高,估计模型频率曲线与真实频率曲线极为吻合,模型评价指标最优。

通过上述3种不同激励信号的仿真辨识结果与分析, p 、 f 选取文献中已有值或其他值或其他扰动下PARSIM-K-PSO算法的最优值,PARSIM-K均无法得到精确的估计模型。可见,时域参数 p 、 f 至关重要,且与模型和施加的扰动相关。相比较而言,本文提出的基于PSO算法参数优化的PARSIM-K在水轮机调速系统闭环辨识中显著提高了模型精度。

4 结论

本文将PARSIM-K引入水轮机调速系统闭环辨识,用PSO算法优化关键参数 p 、 f ,提出了一种基于PSO算法参数优化的PARSIM-K闭环辨识方法。在带有频率噪声的模型辨识中,本文算法精确地辨识出了模型参数,与未优化参数的算法相比,具有更高的辨识精度;考虑了工业现场噪声影响,且不必断开反馈,方便工程应用,具有实用价值。

参考文献:

- [1] 贺静波,张剑云,李明节,等. 直流孤岛系统调速器稳定问题的频域分析与控制方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(16):137-143.
HE Jingbo, ZHANG Jianyun, LI Mingjie, et al. Frequency domain analysis and control for governor stability problem in islanded HVDC[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16):137-143.
- [2] LJUNG L. System identification-theory for the user[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002:317-360.
- [3] HE Xuesong, LIU Changyu, DONG Hongkui, et al. Application of an improved augmented Lagrangian algorithm to the tuning of robust PID controller for hydraulic turbine governing system[J]. International Journal of Modelling, Identification and Control, 2015, 32(2):181.
- [4] 刘昌玉,何雪松,何凤军,等. 水轮机组原动机及其调节系统精细化建模[J]. 电网技术,2015,39(1):230-234.
LIU Changyu, HE Xuesong, HE Fengjun, et al. Refined modeling of hydraulic prime mover and its governing system for hydropower generation unit[J]. Power System Technology, 2015, 39(1):230-234.
- [5] 陈启卷,徐枋同. 水轮发电机组空载模型辨识及调节器PID参数整定[J]. 水力发电学报,1995,50(3):64-71.
CHEN Qijuan, XU Fangtong. On-line identification of field water turbine and PID parameter syntheses of governor[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 1995, 50(3):64-71.
- [6] FORSSELL U, LJUNG L. Closed-loop identification revisited[J]. Automatica, 1999, 35(7):1215-1241.
- [7] PAUL VAN DEN H. Closed-loop issues in system identification[J]. Annual Reviews in Control, 1998, 22:173-186.
- [8] KATAYAMA T. Subspace method for system identification[M]. London, UK: Springer-Verlag, 2005:299-314.
- [9] JANSSON M. Subspace identification and ARX modeling[C]//IFAC Symp on System Identification. [S.l.]: IFAC, 2003:1625-1630.
- [10] CHIUSO A. The role of vector autoregressive modeling in predictor-based subspace identification[J]. Automatica, 2007, 43(6):1034-1048.
- [11] 李幼凤. 闭环子空间辨识方法及应用[D]. 杭州:浙江大学,2010.
LI Youfeng. Closed-loop subspace identification and its application[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.
- [12] 赵洪山,郭伟,邵玲,等. 基于子空间方法的风机齿轮箱故障预测算法[J]. 电力自动化设备,2015,35(3):27-32.
ZHAO Hongshan, GUO Wei, SHAO Ling, et al. Gearbox fault prediction algorithm based on subspace method for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3):27-32.
- [13] QIN S J, LJUNG L. A novel subspace identification approach with enforced causal models[J]. Automatica, 2005, 41:1043-1053.
- [14] LIN W, QIN S J, LJUNG L. On consistency of closed-loop subspace identification with innovation estimation[C]//Proceedings of 43rd IEEE Conference on Decision and Control. Nassau, Bahamas: IEEE, 2004:2195-2200.
- [15] PANNOCCHIA G, CALOSI M. A predictor form PARSIMonious algorithm for closed-loop subspace identification[J]. Journal of Process Control, 2010, 20:517-524.
- [16] 沈祖诒. 水轮机调节[M]. 3版. 北京:中国水力水电出版社,2008:200-231.
- [17] 刘昌玉,梁学磊. 水轮机调节系统被控对象模型辨识[J]. 水电能源科学,2007,25(2):77-79.
LIU Changyu, LIANG Xuelei. Model identification of controlled subject for hydro turbine governing system[J]. Water Resources and Power, 2007, 25(2):77-79.
- [18] TRUDNOWSKI D J, AGEE J C. Identifying a hydraulic-turbine model from measured field data[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1995, 10(4):768-773.
- [19] HE Xuesong, LIU Changyu, DONG Hongkui, et al. Particle swarm optimization-based augmented Lagrangian algorithm for constrained optimization problems[J]. Journal of Software Engineering, 2014, 8(3):169-183.
- [20] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[J]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4:1942-1948.
- [21] 杨维,李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学,2004,6(5):87-93.
YANG Wei, LI Qiqiang. Survey on particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Sciences, 2004, 6(5):87-93.
- [22] 李佳,刘天琪,李兴源,等. 改进粒子群-禁忌搜索算法在多目标无功优化中的应用[J]. 电力自动化设备,2014,34(8):72-77.
LI Jia, LIU Tianqi, LI Xingyuan, et al. Application of improved particle swarm-tabu search algorithm in multi-objective reactive power optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(8):72-77.
- [23] 刘金琨,沈晓蓉,赵龙. 系统辨识理论与MATLAB仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2013:215-221.

作者简介:



田田

田田(1990—),女,湖北枣阳人,博士研究生,研究方向为水轮机及其调节系统的建模、仿真与优化(E-mail: tiantian_hust@hust.edu.cn);

郭琦(1979—),男,广西南宁人,教授级高级工程师,博士,主要研究方向为电力仿真技术(E-mail: guoqi@csg.cn);

刘昌玉(1962—),男,湖北洪湖人,教授,博士研究生导师,博士,通信作者,从事水电机组调节与控制理论、建模、仿

真研究以及调速器设备和测试仪器的研究与开发(E-mail: cyliu_hust@sina.com)。

Parameter identification method for hydropower generator based on improved closed-loop subspace

TIAN Tian¹, GUO Qi², LIU Changyu¹, LI Wei², YUAN Yi², LIU Xiao¹, YAN Qiurong³

(1. School of Hydropower and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. State Key Laboratory of HVDC Technology, Electric Power Research Institute Co., Ltd. of CSG, Guangzhou 510663, China; 3. College of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: The previous open-loop identification methods are only applicable to the model of hydropower generator connected with large power grid. When the system is connected with isolated grid or small power grid or in no-load operation, the closed-loop identification methods should be used. The PARSIM-K (PARsimonious Subspace Identification Method in predictor form), having better identification effects, takes full advantage of the Toeplitz structure of Markov parameter matrix and obtains the model parameters by singular value decomposition order reduction and linear projection, while it needs to select suitable time-domain parameters and there is no general method now. Therefore, the model of hydraulic turbine governing system with frequency noise is set up and PARSIM-K based on parameters optimized by particle swarm optimization algorithm is proposed. The time-domain parameters p and f are optimized by particle swarm optimization algorithm to improve the identification precision. Compared with the traditional open-loop methods, the proposed method can overcome the influence of noise and it is more convenient, safer and more practical. Simulative results show that model parameters identified by the proposed method have smaller error and the model precision is higher compared with the method with non-optimized parameters.

Key words: hydraulic turbine governing system; hydraulic turbine governor; closed-loop identification; subspace algorithm; particle swarm optimization algorithm; hydropower units; modeling of prime mover