

# 基于PSO的连续系统直接辨识及在带弹性负载电机的应用

袁 晗<sup>1,2†</sup>, 杨 平<sup>1</sup>, 徐春梅<sup>1</sup>, 彭道刚<sup>1</sup>

(1. 上海电力学院 自动化工程学院, 上海 200090; 2. 国网达州供电公司, 四川 达州 635000)

**摘要:** 针对连续方程误差模型辨识须引入数值滤波器而造成有偏估计, 提出一种基于粒子群优化(PSO)算法和连续输出误差法的连续系统直接辨识方法. 该方法用简化四阶龙格库塔法进行系统输出的数值逼近, 并采用 PSO 进行数值优化以避免有偏估计. 对所提出方法的估计性质进行分析, 进而得出辨识问题的全局解在开环下参数估计的一致性. 仿真案例表明, 所提出方法对案例的辨识精度高于简化修正辅助变量法等几种连续系统辨识方法. 将所提出的方法应用于带弹性负载的电机模型辨识, 获得了良好的估计, 从而表明了所提出方法在应用上的有效性.

**关键词:** 粒子群优化; 连续系统直接辨识; 一致性; 带弹性负载的电机

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Direct identification of continuous-time models based on PSO and its application

YUAN Han<sup>1,2†</sup>, YANG Ping<sup>1</sup>, XU Chun-mei<sup>1</sup>, PENG Dao-gang<sup>1</sup>

(1. School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. State Grid Dazhou Power Supply Company, Dazhou 635000, China)

**Abstract:** To avoid the bias of continuous-time equation model's estimation by numerical filters, the direct identification of the continuous-time model based on the PSO and output error method is proposed, which uses a simplified fourth Runge-Kutta method to the approximate system's output, and used PSO for the numerical optimization to avoid the estimation bias. The consistence of the proposed method is analysed, which shows that the parameters can be estimated asymptotically consistent in an open loop. Simulations show that the proposed method has a good estimation in this case than several continuous-time identification methods such as SRIVC. Finally, the proposed method is used for a good dynamic model of machine with elastic load, which verifies its effectiveness.

**Keywords:** PSO; direct identification of continuous-time model; consistency; machine with elastic load

## 0 引言

由于计算机数字控制技术的出现, 20 世纪的系统辨识几乎完全偏向于离散模型的辨识<sup>[1]</sup>. 但是离散模型的辨识存在一些缺点<sup>[1-3]</sup>, 例如: 即使得到离散模型参数的无偏估计, 也难以得到较精确的连续系统模型参数. 由于连续模型具有明确的物理意义, 能充分反映过程各频域段性能<sup>[2]</sup>, 且具有多种优点<sup>[1-3]</sup>, 连续系统模型直接辨识的研究正逐步得到加强. 近年来, 各种连续系统辨识方法相继提出. 为将经典的辨识方法加以推广, 出现了诸如连续域内修正辅助变量法<sup>[2-4]</sup>、简化修正辅助变量法<sup>[2-4]</sup>和基于牛顿迭代

法的连续传递函数辨识方法<sup>[5-7]</sup>. 一些新的辨识方法(递阶辨识方法、多新息辨识方法和辅助模型辨识方法<sup>[8-10]</sup>)相继应用于连续系统辨识, 产生了诸如多新息随机梯度辨识法<sup>[11]</sup>、基于多新息理论和递阶原理的辨识方法<sup>[12]</sup>和基于辅助模型的递推最小二乘辨识方法<sup>[13]</sup>. 随着各类智能优化算法的提出, 一些基于智能优化算法的连续系统辨识方法<sup>[14-16]</sup>也相继涌现.

若将连续系统模型写成连续方程误差(CEE)模型进行最小二乘估计, 则将会出现数值微分问题. 为避免数值微分, 人们引入了各类的滤波器<sup>[1]</sup>. 由于滤波器的引入, 使得 CEE 模型的噪声误差项遭到有色

收稿日期: 2017-04-13; 修回日期: 2017-09-18.

基金项目: 上海市“科技创新行动计划”高新技术领域项目(16111106300).

责任编委: 李少远.

作者简介: 袁晗(1988—), 男, 助理工程师, 硕士, 从事电站过程辨识和电力系统辨识的研究; 杨平(1954—), 男, 教授, 硕士, 从事电站自动化和先进控制与辨识技术等研究.

†通讯作者. E-mail: 191545876@qq.com

污染而出现偏差,为解决由滤波引起的有偏估计,需采用繁琐的数据处理方法<sup>[1,4]</sup>,而且不能保证参数估计上的一致性和无偏性.最小二乘类的算法要求的方程误差准则只是数学逼近下的描述,若被辨识系统是传递函数表示的过程,则传递函数的输出误差准则具有更好的物理意义<sup>[17]</sup>.所以这些方法本质上不能反映系统真实的物理意义,往往不能获得频域性能优良的系统模型.

对于模型参数的输出误差准则较高的非线性和非凸性,相应的准则函数可能会存在多个局部极值点<sup>[2]</sup>,经典的非线性搜索类算法并不能很好地解决局部极值点和非收敛等问题.由于粒子群优化(PSO)算法只需利用优化目标的取值而无需梯度等信息,且对非线性和非凸性问题有着良好的优化效果,将PSO作为连续系统直接辨识的优化算法,对连续输出误差(COE)模型进行估计,将不会像CEE模型估计时额外产生有色噪声的污染,而且能够克服离散模型辨识的缺点.另外,PSO算法良好的寻优性能可以保证在优化过程中获得全局极值的能力.因此,本文提出一种基于PSO和COE模型下的连续系统直接辨识方法,并分析在开环和闭环下的参数估计的性质.最后将本文方法应用于带弹性负载的直流电机模型辨识的实际案例,取得了满意的效果.

### 1 基于PSO的连续系统直接辨识

考虑一个SISO过程的COE模型

$$y(t) = G_o(p)u(t) + v(t) = y_u(t) + v(t), \quad (1)$$

$$G_o(p) = \frac{b_0p^m + b_1p^{m-1} + \dots + b_m}{p^n + a_1p^{n-1} + \dots + a_n}. \quad (2)$$

其中: $p$ 是微分算子, $p = d/dt$ ,与拉氏算子 $s$ 相对应; $v(t)$ 是均值为0的平稳随机过程; $G_o(p)$ 表示过程的动态特性;无噪输出 $y_u(t)$ 表示现实过程中在激励信号 $u(t)$ 下如下常微分方程的解:

$$\begin{aligned} (p^n + a_1p^{n-1} + \dots + a_n)y_u(t) = \\ (b_0p^m + b_1p^{m-1} + \dots + b_m)u(t). \end{aligned} \quad (3)$$

#### 1.1 连续输出误差法

令被辨识过程模型为 $G(p, \theta)$ .定义参数的连续输出误差形式

$$\epsilon(t|\theta) = y(t) - G(p, \theta)u(t) = y(t) - \hat{y}. \quad (4)$$

令输入输出数据观察序列为 $u(1), y(1), u(2), y(2), \dots, u(N), y(N)$ ,连续输出误差准则函数为

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \epsilon(t|\theta)^2. \quad (5)$$

最小化式(5),可获得参数的估计

$$\hat{\theta}_N = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} J_N(\theta). \quad (6)$$

在辨识中,需要对 $J_N(\theta)$ 中的 $G(p, \theta)u(t)$ 进行计算.现实过程中的 $u(t)$ 可能是测量得到的不规则信号,对 $G(p, \theta)u(t)$ 不能得出解析解,而只能得出相应的数值逼近解.为确保数值解的精度和计算速度,在此采用简化四阶龙格库塔法<sup>[18]</sup>作为数值解法.如如下二阶过程的辨识模型为例说明数值解法:

$$\hat{y}(t) = G(p, \theta)u(t) = \frac{\hat{b}_1p + \hat{b}_2}{\hat{a}_1p^2 + \hat{a}_2p + 1}u(t). \quad (7)$$

由式(2)知,式(7)是一个二阶的常微分方程,通过选取适当的状态变量,可将其写为状态空间形式,即

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t), \\ \hat{y}(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (8)$$

本文采用能观规范二型作为式(8)表述形式,即 $A = \begin{bmatrix} -\hat{a}_1 & 1 \\ -\hat{a}_2 & 0 \end{bmatrix}$ , $B = \begin{bmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \end{bmatrix}$ 和 $C = [1 \ 0]$ .令采样步长为 $h$ , $I$ 为单位阵.为得出式(8)输出 $\hat{y}(t)$ 的数值,需要计算 $x(t)$ ,有

$$\begin{aligned} x(t+h) = A^o x(t) + B^o u(t) + C^o [u(t) + \\ u(t+h)] + D^o [u(t+h)]. \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $A^o$ 、 $B^o$ 、 $C^o$ 和 $D^o$ 分别为

$$\begin{cases} A^o = I + hA \left\{ I + \frac{1}{2}hA \left[ I + \frac{1}{3}hA \left( I + \frac{1}{4}hA \right) \right] \right\}, \\ B^o = \frac{h}{6}B \left\{ I + hA \left[ I + \frac{1}{2}hA \left( I + \frac{1}{2}hA \right) \right] \right\}, \\ C^o = \frac{h}{3}B \left[ 2I + hA \left( I + \frac{1}{4}hA \right) \right], \\ D^o = \frac{h}{6}B. \end{cases} \quad (10)$$

由式(8)~(10),可得输出 $\hat{y}(t)$ 的数值为

$$\hat{y}(t+h) = Cx(t+h). \quad (11)$$

以式(7)为例,计算辨识模型的 $J_N(\theta)$ 步骤如下:

Step 1:将式(7)写为(8)的形式;

Step 2:按式(9)~(11)算出辨识模型 $G(p, \theta)$ 在激励信号 $u(t)$ 下的输出 $\hat{y}(t)$ ;

Step 3:采用 $\hat{y}(t)$ 和实际测量输出 $y(t)$ 按式(5)计算出 $J_N(\theta)$ .

#### 1.2 基于PSO的辨识

定义PSO的适应度函数(准则函数)为式(5)的 $J(\theta)$ ,待优化问题维数 $n$ ,当前迭代次数 $k$ ,粒子位置 $\theta_i \in D$ ,粒子速度 $v \in \{(-3\% \sim 3\%) \times |D|\}$ ,个体极值的位置 $\theta_{i,p}^k = \operatorname{argmin}_{\theta_i \in D} J(\theta_i^{1 \sim k})$ ,全局极值的位置

$\theta_g^k = \operatorname{argmin}_{\theta_i \in D} J(\theta_{1 \sim n}^k)$ ,粒子的速度和位置更新公式为

$$\theta_{ij}^{k+1} = v_{ij}^{k+1} + \theta_{ij}^k, \quad (12)$$

$$v_{ij}^{k+1} = w^k v_{ij}^k + c_1 r_{1,j}^k (\theta_{ij,p}^k - \theta_{ij}^k) + c_2 r_{2,j}^k (\theta_{j,g}^k - \theta_{ij}^k). \quad (13)$$

其中:  $w$  为惯性因子,  $w^k = 0.9 - \frac{0.4k}{m}$ ,  $m$  为总迭代次数;  $c_1 = 2, c_2 = 2$  为学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  为区间  $(0,1)$  间服从均匀分布的随机数. 基于 PSO 的连续系统直接辨识的主要步骤如下:

**Step 1:** 在所辨识模型参数的解空间初始化算法各项参数, 随机产生粒子的位置和速度, 将各粒子的位置设为各粒子的个体极值位置  $\theta_{i,p}^1$ , 按式 (5) 计算各粒子的适应度函数值  $J(\theta_i^1)$ , 得出全局极值位置  $\theta_g^1 = \operatorname{argmin}_{\theta_i \in D} J(\theta_{1 \sim n}^1)$ .

**Step 2:** 按式 (12) 和 (13) 更新粒子速度和位置.

**Step 3:** 按式 (5) 计算各粒子在新位置下的适应度函数值  $J(\theta_i^k)$ , 得出各粒子的当前个体极值位置  $\theta_{i,p}^k = \operatorname{argmin}_{\theta_i \in D} J(\theta_i^k)$ , 并得出种群的当前全局极值位置  $\theta_g^k = \operatorname{argmin}_{\theta_i \in D} J(\theta_{1 \sim n}^k)$ .

**Step 4:** 若  $k < T$  ( $T$  为设定迭代次数), 则转 Step 2, 否则终止计算, 得出最优适应度值和最终全局极值  $\theta_g^T, \theta_g^T$  即为参数的最终估计值.

## 2 一致性分析

定义模型误差为

$$\Delta G(p, \theta) = G_o(p) - G(p, \theta). \quad (14)$$

考察 COE 模型的偏差

$$\begin{aligned} \epsilon(t|\theta) &= y(t) - G(p, \theta)u(t) = \\ &G_o(p)u(t) + v(t) - G(p, \theta)u(t) = \\ &\Delta G(p, \theta)u(t) + v(t). \end{aligned} \quad (15)$$

采用  $E$  表示期望, 类似于离散模型, 当  $N \rightarrow \infty$  时<sup>[17]</sup>, 连续输出误差准则函数为

$$\begin{aligned} J_{N \rightarrow \infty}(\theta) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \epsilon(t|\theta)^2 = \\ &E[\Delta G(p, \theta)u(t)]^2 + E[v(t)]^2 + \\ &2E\{[\Delta G(p, \theta)u(t)]v(t)\}. \end{aligned} \quad (16)$$

相应的参数估计值为

$$\hat{\theta}_N = \operatorname{argmin}_{\theta} J_{N \rightarrow \infty}(\theta). \quad (17)$$

### 2.1 开环下的辨识

开环下的估计. 令输出扰动  $v(t)$  为零均值的平稳随机过程, 且输入  $u(t)$  与  $v(t)$  不相关, 有

$$E\{[\Delta G(p, \theta)u(t)]v(t)\} = 0, \quad (18)$$

则由式 (16) 可得

$$J_{N \rightarrow \infty}(\theta) = E[\Delta G(p, \theta)u(t)]^2 + E[v(t)]^2. \quad (19)$$

随着数据长度  $N$  变化, 显然, 估计值的全局解将会有渐近一致的性质: 当  $N \rightarrow \infty$  时, 有  $\Delta G(p, \theta) = 0$ , 估计参数  $\hat{\theta} = \theta_o$ . 即本文辨识问题的全局解在开环下具有参数估计的渐近一致性.

### 2.2 闭环下的辨识

闭环下的估计. 考虑图 1 所示闭环模型.

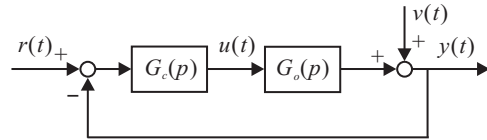


图 1 闭环模型

将  $u(t)$  用  $r(t)$  和  $v(t)$  表示, 即

$$u(t) = \frac{G_c(p)}{1 + G_c(p)G_o(p)} r(t) - \frac{G_c(p)}{1 + G_c(p)G_o(p)} v(t). \quad (20)$$

令  $\Delta F(p, \theta) = \frac{G_c(p)\Delta G(p, \theta)}{1 + G_c(p)G_o(p)}$ , 将式 (20) 代入 (16), 令输出扰动  $v(t)$  为零均值的平稳随机过程, 且设定输入信号  $r(t)$  与  $v(t)$  不相关, 则

$$\begin{aligned} J_{N \rightarrow \infty}(\theta) &= \\ &E[v(t)]^2 + E[\Delta F(p, \theta)r(t) - \\ &\Delta F(p, \theta)G(p, \theta)v(t)]^2 + \\ &2E\{[\Delta F(p, \theta)r(t) - \Delta F(p, \theta)v(t)]v(t)\} = \\ &E[\Delta F(p, \theta)r(t)]^2 + E\{[1 - \Delta F(p, \theta)]v(t)\}^2. \end{aligned} \quad (21)$$

由式 (21) 可知, 若对所估计问题取得全局最小值, 则参数的估计值将不会是一致的; 但当噪声污染程度较小时, 即当  $E r^2(t)$  远大于  $E v^2(t)$  时, 估计值将取得好的估计效果.

## 3 仿真案例

考虑一个二阶的连续时间过程

$$y(t) = \frac{b_1 p + b_2}{a_1 p^2 + a_2 p + 1} u(t) + v(t). \quad (22)$$

其中:  $v(t)$  为零均值高斯白噪声, 输入为  $u(t) = \sin t + \sin(3t) + \sin(5t)$ , 参数为  $a_1 = 5, a_2 = 6.2, b_1 = 1$  和  $b_2 = 4$ . 采样周期为  $0.1$  s, 采样数据为  $1000$  组. PSO 的参数设置: 种群规模为  $30$ , 迭代次数为  $300$ , 惯性权重由  $0.9$  线性递减至  $0.4$ , 学习因子都为  $2, a_1, a_2, b_1$  和  $b_2$  的搜索范围为  $[0, 100]^4$ . 为与经典的连续系统间接辨识方法和直接辨识方法进行对比, 仿真中加入了连续系统间接辨识方法<sup>[19]</sup> 和连续系统直接辨识方法<sup>[20]</sup>

进行对照.

### 3.1 低噪声水平下的辨识

首先采用低噪声水平来检查所提出方法的正确性, 噪信比约为2.3%. 所得辨识参数的结果以及与其他方法的对比见表1.

表1 低噪声水平下的不同算法辨识效果对比

算法	参数			
	$b_1 = 1$	$b_2 = 4$	$a_1 = 5$	$a_2 = 6.2$
OEM	0.949	3.746	4.708	5.8
IV	1.05	4.158	5.23	6.454
SRIVC	1.294	3.974	5.214	6.204
IVGPMF	1.277	4.02	5.102	6.276
本文方法	1.009	4.000	5.017	6.206

本文方法在低噪声水平下的参数辨识过程中的收敛曲线如图2所示.

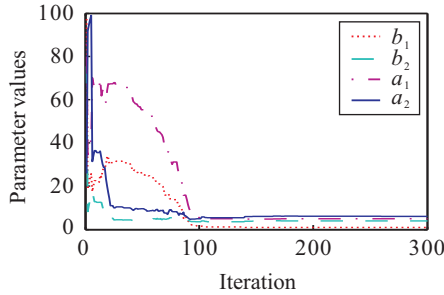


图2 低噪声水平下参数的收敛曲线

由图2所示的收敛曲线可以看出, 在趋于迭代150代后的辨识结果趋于平稳, 说明所提出的辨识方法是稳定的. 对于经典辨识算法, 由表1可以明显地看出, 采用连续系统间接辨识方法得出的模型偏差较大; 而所提出方法对本例的辨识精度比这些经典的辨识方法的精度要高. 这表明采用所提出的连续系统直接辨识方法是很有有效的.

### 3.2 高噪声水平下的辨识

用较高噪声水平来检查所提出方法的实用性, 噪信比约为13.61%. 所得辨识结果以及与其他方法的对比见表2.

表2 高噪声水平下的不同算法辨识效果对比

算法	参数			
	$b_1 = 1$	$b_2 = 4$	$a_1 = 5$	$a_2 = 6.2$
OEM	0.946	3.63	4.713	5.702
IV	0.619	1.581	3.001	2.432
SRIVC	1.278	3.938	5.171	6.127
IVGPMF	1.324	3.868	5.203	5.989
本文方法	0.992	3.969	4.969	6.118

本文方法在高噪声水平下的参数辨识过程中的收敛曲线如图3所示.

由表2可以明显看出, 在高噪声水平影响下, 连续系统的间接辨识方法所得模型的偏差量很大, IV

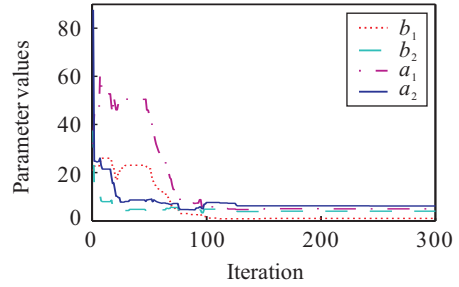


图3 高噪声水平下参数的收敛曲线

所得模型完全偏离了真实模型. 而所提出的连续系统直接辨识方法则表现出了良好的辨识效果, 本文方法在本例中的辨识精度仍高于经典的连续系统直接辨识方法SRIVC和IVGPMF. 将图2和图3参数辨识收敛曲线进行对比可以看出, 在迭代150代左右时辨识结果都趋于平稳, 表明即使在较大噪声下采用本文方法进行的连续系统直接辨识仍然有效, 而且辨识过程稳定, 没有出现较大的辨识误差波动.

## 4 实际应用案例

采用贝加莱公司的多质量弹性扭转电机控制试验装置可获得被控系统的阶跃响应测试数据<sup>[21]</sup>. 系统由两相空心杯直流有刷电机、减速比14:1的减速器模块和弹性扭转质量块及光电编码器组成.

设定电机输入电压为16.85 V, 采样周期为0.01 s, 采样点数为1 000, 由此测得相应的转速响应(转速测量单位为kr/min). 测得的系统阶跃响应曲线如图4所示. 从系统的阶跃响应得知, 这是一个由二阶振荡环节为主导极点的系统. 采用本文方法辨识得出系统的二阶模型. 首先辨识下式所示分母最低项等于1的结构形式:

$$G(s) = \frac{q_1 p + q_2}{r_1 p^2 + r_2 p + 1}; \quad (23)$$

然后转换为如下所示分母最高项等于1的结构形式:

$$G(s) = \frac{-1.512s + 252.2}{s^2 + 3.562s + 1645}. \quad (24)$$

式(24)即为系统的传递函数.

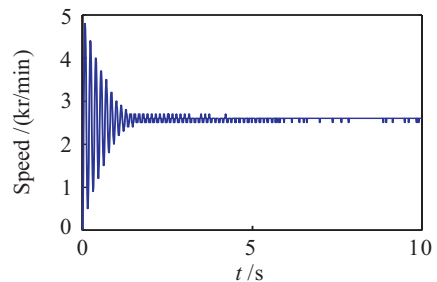


图4 系统阶跃响应

由图5可以看出, 基于本文方法辨识所得模型的阶跃响应曲线和真实测量的阶跃响应曲线基本重合. 在0~2s的动态过程中, 所得模型的阶跃响应曲

线的动态过程充分反映了真实过程的动态响应. 对于2s以后的稳态过程, 若忽略过程的一些干扰存在, 则模型几乎完全与真实过程重合. 由此表明了本文方法在实际案例中应用的有效性.

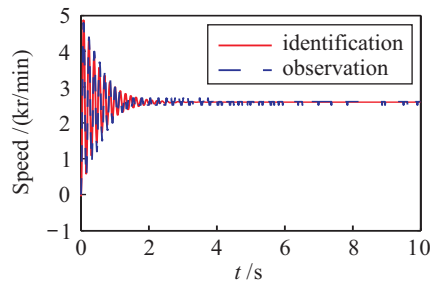


图5 系统阶跃响应对比

## 5 结论

针对现有的连续模型辨识存在的缺点, 本文提出了一种基于 PSO 和 COE 模型的直接辨识方法, 从而避免了 CEE 模型辨识下数值滤波带来的有偏估计. 分析了所提出方法的估计性质, 得出了辨识问题的全局解在开环下参数估计的一致性. 仿真案例表明, 所提出方法具有较高的估计精度. 对带弹性负载的电机模型进行辨识获得了良好的估计, 从而表明了所提出方法在应用上的有效性.

### 参考文献(References)

- [1] Unbehauen H, Rao G P. Identification of continuous systems[J]. IEE Proc of Control Theory and Applications, 2006, 153(2): 185-220.
- [2] Garnier H. Direct continuous-time approaches to system identification: Overview and benefits for practical applications[J]. European J of Control, 2015, 24: 50-62.
- [3] Rao G P, Garnier H. Identification of continuous-time systems: Direct or indirect?[J]. Systems Science, 2004, 30(3): 25-50.
- [4] Young P C. Refined instrumental variable estimation: Maximum likelihood optimization of a unified Box - Jenkins model[J]. Automatica, 2014, 52: 35-46.
- [5] Xu L. Application of the Newton iteration algorithm to the parameter estimation for dynamical systems[J]. J of Computational and Applied Mathematics, 2015, 288: 33-43.
- [6] Xu L, Chen L, Xiong W L. Parameter estimation and controller design for dynamic systems from the step responses based on the Newton iteration[J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 79(3): 2155-2163.
- [7] Xu L. The damping iterative parameter identification method for dynamical systems based on the sine signal measurement[J]. Signal Processing, 2016, 120: 660-667.
- [8] 丁锋. 系统辨识算法的复杂性、收敛性及计算效率研究[J]. 控制与决策, 2016, 31(10):1729-1741.  
(Ding F. Complexity, convergence and computational efficiency for system identification algorithms[J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1729-1741.)
- [9] 丁锋, 汪菲菲. 损失数据线性参数系统的递推最小二乘辨识方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(12): 2261-2266.  
(Ding F, Wang F F. Recursive least squares identification algorithms for linear-in-parameter systems with missing data[J]. Control and Decision, 2016, 31(12): 2261-2266.)
- [10] Ding F, Wang F, Xu L, et al. Parameter estimation for pseudo-linear systems using the auxiliary model and the decomposition technique[J]. IET Control Theory & Applications, 2017, 11(3): 390-400.
- [11] 徐玲. 基于移动数据窗的传递函数多新息随机梯度辨识方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(6):1091-1096.  
(Xu L. Moving data window based multi-innovation identification stochastic gradient parameter identification method for transfer functions[J]. Control and Decision, 2017, 32(6): 1091-1096.)
- [12] Xu L, Ding F. Parameter estimation algorithm for dynamical response signals based on the multi-innovation theory and the hierarchical principle[J]. IET Signal Processing, 2017, 11(2): 228-237.
- [13] Ding F, Liu X, Liu M. The recursive least squares identification algorithm for a class of Wiener nonlinear systems[J]. J of the Franklin Institute, 2016, 353(7): 1518-1526.
- [14] Jin Q B, Chen Z J, Dou J, et al. A novel closed loop identification method and its application of multivariable system[J]. J of Process Control, 2012, 22(1): 132- 144.
- [15] Yang Z, Seested G T. Time-delay system identification using genetic algorithm — Part two: FOPDT/SOPDT model approximation[J]. IFAC Proc Volumes, 2013, 46(20): 568- 573.
- [16] 赵洋, 韦莉, 张逸成, 等. 基于粒子群优化的超级电容器模型结构与参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(15): 155- 161.  
(Zhao Y, Wei L, Zhang Y C, et al. Structure and parameter identification of supercapacitors based on particle swarm optimization[J]. Proc of the CSEE, 2012, 32(15): 155-161.)
- [17] Zhu Y. Multivariable system identification for process control[M]. Oxford: Pergamon, 2001: 103-106.
- [18] 杨平. 基于四阶龙格-库塔法的快速数字仿真[J]. 计算机仿真, 1987(3): 42-44.  
(Yang P. Fast simulation of fourth Runge-Kutta method[J]. Computer Simulation, 1987(3): 42-44.)
- [19] Ljung L, Singh R. Version 8 of the Matlab system identification toolbox[J]. IFAC Proc of Volumes, 2013, 45(16): 1826-1831.
- [20] Padilla A, Garnier H, Gilson M. Version 7.0 of the CONTSID toolbox[J]. IFAC Paperonline, 2015, 48(28): 757-762.
- [21] 谢树勋, 杨平, 于会群, 等. 带弹性负载的直流电机试验建模和PID控制[J]. 自动化仪表, 2016, 37(6): 8-11.  
(Xie S X, Yang P, Yu H Q, et al. Experimental modeling and PID control of DC motor with elastic load[J]. Process Automation Instrumentation, 2016, 37(6): 8-11.)

(责任编辑: 李君玲)