

基于扩张状态观测器的可调系统参数辨识与实验

聂卓贇^{1†}, 郭东生¹, 刘瑞娟², 汤仪平³, 马亦婧¹

(1. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361012; 2. 厦门理工学院 应用数学学院, 福州 厦门 361024; 3. 黎明职业大学 自动化学院, 福建 泉州 362000)

摘 要: 在测量噪声条件下, 研究基于扩张状态观测器(ESO)的参数辨识方法和实际应用. 结合仿真与实验, 分析测量噪声对 ESO 观测状态输出的影响. 为了提高实际应用中的辨识效果, 通过引入积分型滤波器对观测状态中的噪声进行抑制. 所提出方法可以很好地处理非均匀周期采样数据, 适用于不规则采样系统的参数辨识. 最后, 在一类参数可调实验系统上构造两类实际对象, 通过实验验证所提出辨识方法的有效性和实用性.

关键词: 可调实验系统; 系统辨识; 扩张状态观测器; 积分滤波

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Parameter identification for adjustable systems based on extended state observer and experimental study

NIE Zhuo-yun^{1†}, GUO Dong-sheng¹, LIU Rui-juan², TANG Yi-ping³, MA Yi-jing¹

(1. School of Information Science and Engineering, National Huaqiao University, Xiamen 361012, China; 2. School of Applied Mathematics, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China; 3. School of Automation, Liming Vocational University, Quanzhou 362000, China)

Abstract: Under the condition of noise measurement, a method of parameter identification based on the extended state observer(ESO) is discussed as well as its application. The influences of measured noise to the states of ESO are analyzed by simulations and experiments. To improve the identification results in the practical systems, an integral filter is introduced to suppress the noise with low contamination to the observed state. This method can well handle the non-uniformly periodically sampled data, and can be applied to identify parameters of irregular sampling system. Finally, two kinds of practical processes are realized in an adjustable experiment system, and the effectiveness of the proposed method is validated via two experiments.

Keywords: adjustable experiment system; system identification; ESO; integral filter

0 引 言

系统辨识是研究动态系统运动规律的一种方法, 随着现代控制理论的快速发展, 系统辨识方法得到了极大的丰富, 并在工程领域广泛应用^[1-2]. 目前, 常规的辨识方法主要针对系统的离散模型进行设计, 其中应用较为广泛的有受控自回归模型(CAR)、扩展自回归模型(ARM)等^[3]. 常规的离散模型辨识要求系统的输入输出数据集是均匀的, 即采样步长相同. 在实际工业系统中, 由于硬件条件限制很难保证严格的均匀采样, 特别是 A/D 采样过程中存在时基不准或数据丢失等问题. 此外, 工业对象中还存在着一些典型的非均匀采样对象, 例如化工过程中常见的多率系统

等^[4-5]. 近年来, 针对非均匀采样系统的辨识方法越来越受到人们的关注. 文献[6]针对非均匀采样系统的辨识问题, 提出了基于辅助模型法的随机梯度辨识算法; 文献[7]利用分层辨识原理, 对高维参数空间进行分层, 并采用最小二乘法对规则采样的子系统进行逐一辨识.

为了克服系统辨识对采样步长的依赖, 考虑系统的连续模型辨识, 能够更加直观、简便地解决非均匀采样引入的问题^[8]. 文献[9]针对不规则的采样数据, 直接针对连续系统模型设计辨识算法, 并通过设计滤波器扩展辨识算法的收敛区间. 文献[10]综述了各类连续系统的线性、非线性模型辨识方法, 并与离散

收稿日期: 2016-07-18; 修回日期: 2016-10-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61403149, 11626200); 福建省自然科学基金项目(2015J01261, 2016J05165); 华侨大学人才引进项目(Z14Y0002); 华侨大学中青年骨干教师科研提升计划项目(ZQN-PY408).

作者简介: 聂卓贇(1983—), 男, 讲师, 从事鲁棒控制、系统辨识与智能系统等研究; 郭东生(1988—), 男, 副教授, 从事机械臂运动规划与神经网络优化计算等研究.

[†]通讯作者. E-mail: yezhuyun2004@sina.com

模型辨识方法进行了比较和归纳.

从连续系统模型描述来看,不论是微分方程、状态空间还是传递函数,系统参数描述的是状态之间的相互关系,物理意义明确.如果能够利用现代控制理论中的观测器技术准确估计系统的状态,则系统参数之间的关系便能够很好地描述出来.基于这样的想法,文献[11-12]提出一类基于观测器的连续系统参数辨识方法,通过扩张状态观测器(ESO)对系统状态进行精确观测,并构造了系统状态参数化方程,利用最小二乘法实现对系统参数的辨识.

在此基础上,本文针对一类动态特性可调的实验系统探讨该方法在噪声条件下的实际应用.与已有文献结果相比,本文在辨识过程中考虑了测量噪声对估计状态的影响,指出噪声在ESO估计作用下高频成分增大且不可忽略,通过引入积分型滤波器有效削弱了噪声信号对辨识结果的影响,并通过实验研究验证了所提出方法的有效性.

1 参数可调实验系统

本文考虑的实验系统如图1所示,由伺服电机、电控箱、小车、上位机等构成.小车固定在导轨上,其位置为实验系统的被控量,伺服电机通过带动皮带,使小车能够在导轨上移动,小车的位移由光电码盘进行测量和反馈,系统由专用的运动控制器进行反馈控制.为了确保控制信号与测量信号实时传输,控制步长设定为 $\Delta T = 0.001\text{s}$.控制系统在上位机的Simulink环境下搭建,通过实时工具箱RTW(real-time workshop)与电控箱进行通信,对小车位置进行实时控制.由于伺服电机具有较高的控制精度,各类接口均采用数字信号处理方式,系统的外部噪声和干扰因素能够保持在较小范围.

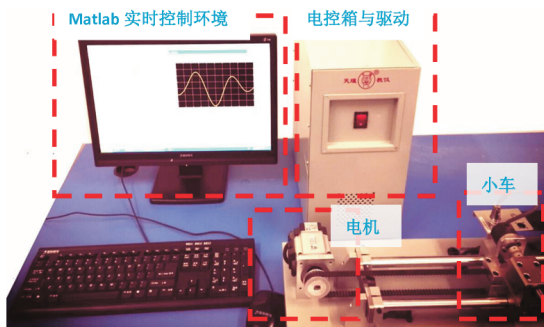


图1 实验装置

在开环条件下,实验系统的输入为加速度,输出为小车位移.如果忽略空气阻力和各种摩擦力影响,系统的理想模型为一个双积分的不稳定对象.本文采用极点配置的方式,在Matlab/Simulink环境设计状

态观测器,并配置系统闭环极点,使其成为一类动态特性可调的小车位移系统,作为本文的实验对象.假设构建的目标对象为

$$H(s) = \frac{b}{s^2 + a_1s + a_0}, \quad (1)$$

其中 $a_0 > 0, a_1 > 0, b > 0$ 为待辨识参数.

2 基于ESO的参数辨识

文献[11-12]提出了一种基于ESO的系统辨识方法,与已有方法不同的是,这类方法不是直接使用输入输出数据进行模型辨识,而是首先利用观测器估计系统内部状态,然后根据各状态之间的关系辨识系统参数.在此基础上,本文考虑该方法在噪声条件下的应用和实验研究.

2.1 等效扰动估计

针对目标对象(1),构造系统的等效扰动

$$d(t) = -a_0x_1(t) - a_1x_2(t) + (b - b_0)u(t), \quad (2)$$

其中 b_0 为系统设定的初始增益,一般选取 $b_0 = 1$.将 $d(t)$ 作为系统的扩张状态 $x_3(t) = d(t)$,记 $\dot{x}_3(t) = w(t)$,则扩张系统可以写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2(t), \\ \dot{x}_2(t) = x_3(t) + b_0u(t), \\ \dot{x}_3(t) = w(t), \\ y(t) = x_1(t). \end{cases} \quad (3)$$

针对扩张系统,建立ESO,有

$$\begin{cases} \dot{z}_1(t) = z_2(t) + l_1[y(t) - z_1(t)], \\ \dot{z}_2(t) = z_3(t) + l_2[y(t) - z_1(t)] + bu(t), \\ \dot{z}_3(t) = l_3[y(t) - z_1(t)]. \end{cases} \quad (4)$$

由ESO工作原理可知^[13],在系统输入信号有界的条件下,只要选择合适的参数 $L = [l_1 \ l_2 \ l_3]^T$,使得观测器收敛,即能实现系统状态的实时估计,有

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} [z_1(t) - x_1(t)] \approx 0, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} [z_2(t) - x_2(t)] \approx 0, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} [z_3(t) - x_3(t)] \approx 0. \end{cases} \quad (5)$$

选取 $L = [3\omega_l, 3\omega_l^2, \omega_l^3]^T$ ^[13],其中 ω_l 可认为是ESO的带宽频率,本文选取 $\omega_o = 70\text{Hz}$.

由于 ω_l 选取较大,观测器能够精确估计实际系统状态,式(2)可以写成

$$z_3(t) = -a_0z_1(t) - a_1z_2(t) + (b - b_0)u(t). \quad (6)$$

其中: $z_1(t), z_2(t)$ 和 $z_3(t)$ 为观测器状态; $u(t)$ 为系统输入.

2.2 噪声对状态的影响

式(6)给出了各个状态与未知参数之间的关系,为系统参数辨识提供了依据,文献[11-12]分别在式(6)的基础上采用最小二乘法求解未知参数.需要指出的是,在实际系统中,测量噪声不可避免,测量噪声对观测状态的影响直接决定辨识参数准确性.

当系统受到噪声影响时,有 $y(t) = x_1(t) + v(t)$,其中 $v(t)$ 为均值为零的白噪声.为了分析测量噪声对 ESO 观测状态的影响,不妨设 $u = 0$.由式(4)可知,测量噪声对 ESO 观测状态有直接影响,在频域上有

$$\begin{bmatrix} \bar{z}_1(s) \\ \bar{z}_2(s) \\ \bar{z}_3(s) \end{bmatrix} = \frac{1}{s^3 + l_1 s^2 + l_2 s + l_3} \begin{bmatrix} l_1 s^2 + l_2 s + l_3 \\ l_2 s^2 + l_3 s \\ l_3 s^2 \end{bmatrix} v(s), \quad (7)$$

其中 $\bar{z}_i (i = 1, 2, 3)$ 为 $u = 0$ 时的噪声状态输出.式(7)表明,测量噪声经过 ESO 估计输出后,引入了噪声信号的一次变化率和二次变化率,高频分量显著增加.由此可见,观测状态中的噪声影响无法忽略,导致 ESO 难以准确估计各个状态.为此,本文在基于 ESO 的系统辨识方法中加入低通滤波器,对 ESO 的观测状态进行噪声滤波.

2.3 滤波与最小二乘参数辨识

采用低通滤波器对观测数据进行处理,能够有效滤除高频噪声.本文选择一阶低通滤波器

$$F(s) = \frac{1}{s + \omega_c}, \quad (8)$$

其中 ω_c 为滤波器带宽.为了尽可能地滤除噪声对状态估计的影响, ω_c 应尽可能取小.与一般控制系统滤波不同的是,辨识过程不涉及反馈调节,对滤波器的稳定性没有严格要求.为此,本文选取 $\omega_c = 0$,即采用积分滤波对观测状态进行处理.同时,设定 $u(t)$ 为低频输入,使得系统状态观测值在稳态时保持低频特性,即可确保状态输出经过滤波后,保持足够的有效信息.

为了验证上述分析,在相同测量噪声的条件下,考虑观测状态滤波信号与噪声滤波信号的相关性.设定单位阶跃输入 $u = 1(t)$,假设测量噪声为输入信号的 1% 范围以内,由 ESO 估计系统的观测状态 $z_i(t)$;同时,令 $u = 0$,由式(9)估计噪声输出 $\bar{z}_i(t)$.根据相关系数概念,定义信号相关度

$$\rho_i(\omega_c) = \frac{\text{cov}\left(\int z_i, \int \bar{z}_i\right)}{\sqrt{\text{cov}\left(\int z_i, \int z_i\right) \text{cov}\left(\int \bar{z}_i, \int \bar{z}_i\right)}}, \quad i = 1, 2, 3, \quad (9)$$

其中 $\text{cov}(X, Y)$ 为向量 X, Y 的协方差.表 2 给出了两个输出信号的相关度与滤波器带宽 ω_c 之间的关系.可以看出,如果 ω_c 足够小,则可以确保滤波后的状态信号与噪声信号的相关度近似为零,能够达到很好的滤波效果.

表 1 不同滤波频率的信号相关系数

ω_c	0	0.5	1	5	10
ρ_1	-0.0023	-0.0152	-0.0143	-0.0107	-0.0102
ρ_2	-0.0161	0.0138	0.018	0.0232	0.035
ρ_3	9.6e-5	0.0304	0.0618	0.2518	0.4296

最小二乘及其改进算法,具有算法简单、易于实现、收敛性好等特点.本文对式(8)进行积分并构造最小二乘方程组.设采样周期为 ΔT ,给定合适的低频输入信号 $u(t)$,获取 ESO 观测状态 $z_i(1), z_i(2), \dots, i = 1, 2, 3$.因此,针对式(6)进行积分,构建最小二乘方程组

$$\underbrace{\begin{bmatrix} b_0 \sum_{j=2}^1 u(j) + \sum_{j=2}^1 z_3(j) \\ b_0 \sum_{j=3}^1 u(j) + \sum_{j=3}^1 z_3(j) \\ b_0 \sum_{j=j}^1 u(j) + \sum_{j=j}^1 z_3(j) \\ \vdots \end{bmatrix}}_{B_\Theta} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\sum_{j=2}^1 z_1(j) - \sum_{j=2}^1 z_2(j) \sum_{j=2}^1 u(j) \\ -\sum_{j=3}^1 z_1(j) - \sum_{j=3}^1 z_2(j) \sum_{j=3}^1 u(j) \\ -\sum_{j=j}^1 z_1(j) - \sum_{j=j}^1 z_2(j) \sum_{j=j}^1 u(j) \\ \vdots \end{bmatrix}}_{A_\Theta} \underbrace{\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ b \end{bmatrix}}_{\Theta} + \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中 ξ_1, ξ_2, \dots 为噪声残差.未知参数 a_0, a_1 和 b 可以通过最小二乘法求解,有

$$\Theta = (A_\Theta^T A_\Theta)^{-1} A_\Theta^T B_\Theta. \quad (11)$$

上述最小二乘参数辨识过程,对克服测量噪声残差具有明显效果,特别是积分过程随着时间的增加,有效信号不断增大而噪声比重大大降低,此时噪声对参数计算的影响可以忽略不计,达到了良好的辨识精度.

注1 在实际应用中,随着数据的增加,式(11)的矩阵计算维数增大,计算效率较低.进一步可以采用递推最小二乘的方式,利用新的输入输出数据对上一时刻的辨识结果进行修正,实现系统参数的在线辨识.

注2 在式(11)中,参数计算与采样周期 ΔT 没有直接关系.通过积分过程,可以消除不规则采样步长对计算结果的影响.因此,该方法能够很好地适应于不规则采样条件下的连续系统辨识.

3 实验分析

利用动态可调系统实验平台,对上述方法开展实验研究.实验选取系统低频输入信号为

$$u(t) = 0.1(1 + \sin 0.5\pi t). \quad (12)$$

考虑典型二阶系统辨识在非均匀采样条件下的参数辨识和高阶系统的降阶辨识两个实验.

例1 设目标对象为典型二阶系统,有

$$H(s) = \frac{6}{s^2 + 5.5s + 2}. \quad (13)$$

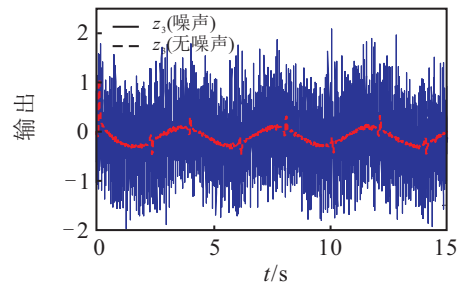
实验系统运行以 $\Delta T = 0.001$ s为采样步长进行数据采集,为了模拟非均匀采样的情况,对采样数据随机剔除10%.在系统辨识实验中,本文考虑了无噪声和有噪声两类条件,表2给出了该例非均匀采样的辨识结果.

表2 例1辨识结果

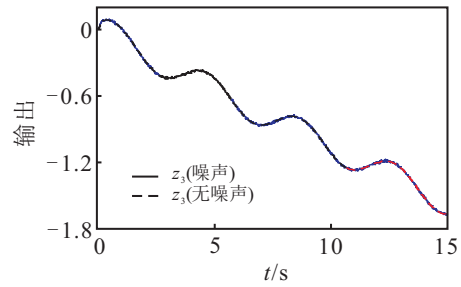
参数	有滤波	有滤波(噪声)	无滤波	无滤波(噪声)
$a_0 = 2$	2.0213	2.0195	1.8819	-2.7801
$a_1 = 5.5$	5.5202	5.5149	4.9624	-9.5001
$b = 6$	6.0606	6.0550	5.6142	-9.0570

在Simulink环境中加入的白噪声信号,幅值约为输出信号的1%.为了说明状态积分的作用,以 z_3 为例进行分析,图2给出了 z_3 的观测状态和积分信号比较.可以看到, z_3 观测状态几乎被观测噪声输出完全淹没,而 z_3 状态积分则将噪声的影响几乎完全消除.不论系统是否受到噪声影响,辨识得到的参数曲线均如图3所示,仅存在细微差别.

进一步,在不进行状态积分的条件下,直接对式(6)进行最小二乘辨识,即利用ESO的观测器状态构造最小二乘方程组进行求解.当系统输出不受噪声影响时,辨识参数能够趋向于真实参数,但收敛



(a) 观测状态 z_3



(b) 积分

图2 观测状态 z_3 与积分

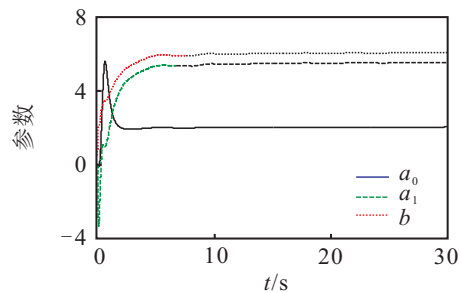


图3 基于ESO的观测状态积分最小二乘辨识(例1)

过程非常慢,当运行到30 s时,所得参数为 $a_0 = 1.889$, $a_1 = 4.9624$, $b = 5.6142$.当系统受到噪声影响时,ESO的观测状态受到噪声影响非常严重,特别是等效扰动状态 z_3 被噪声完全淹没,导致辨识参数失真.

经过上述比较与分析可以发现,即使是在非均匀采样的条件下,观测状态的积分也能够极大地消除噪声影响,得到较为精确的辨识参数.

例2 设定目标对象为高阶系统,有

$$H_2(s) = \frac{150s + 300}{s^4 + 17s^3 + 83s^2 + 145s + 150}. \quad (14)$$

该例中,系统运行的采样步长为 $\Delta T = 0.001$ s.在动态可调系统中增加系统零极点,以高阶传递函数式(14)为对象构造实验系统,并加入功率更大的测量噪声.加入噪声幅值约为输出信号的20%,此时系统受到的噪声影响非常大.该例依然以二阶系统为理想模型,对实验系统进行降阶辨识.系统辨识结果如图4所示.即使测量输出受到严重噪声影响,采用本文提出的方法依然能够较好地辨识系统参数,且具有较快的收敛速度.辨识得到的降阶模型为

$$G(s) = \frac{7.1266}{s^2 + 1.6857s + 3.5594}. \quad (15)$$

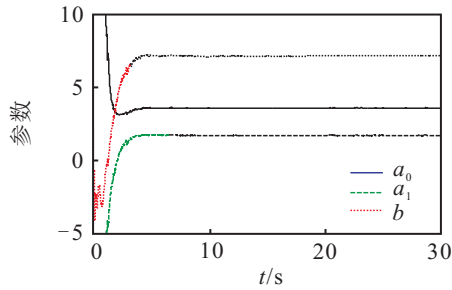


图4 基于ESO的观测状态积分最小二乘辨识(例2)

为了验证降阶模型与原系统的匹配程度,图5给出了目标对象(14)和降阶模型(15)的阶跃响应和频率响应图.可以看到,降阶模型在时域上能够很好地反映目标对象的动态特性;波特图的低频段也与实际对象频率响应保持一致.由此可见,基于ESO的辨识方法能够很好地适用于高阶对象和强噪声影响的实际系统.

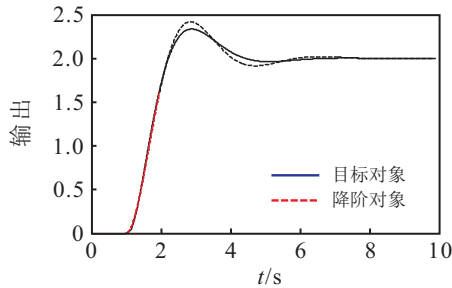


图5 阶跃响应

4 结论

本文在测量噪声条件下,研究了基于扩张状态观测器的参数辨识方法及实际应用.首先,在实验环境中通过极点配置构造了一类可调参数实验系统;然后针对给定实验对象,设计ESO进行系统状态估计,并结合仿真与实验分析了测量噪声经过ESO观测后输出信号的频谱特征;进一步,通过引入积分型滤波器对观测状态中的噪声进行抑制,利用最小二乘法进行参数估计;最后,在参数可调实验系统上构造了两类实际对象.实验结果表明:所提出方法能够有效抑制测量噪声对辨识结果的影响,且能够很好地适用于不规则采样的实际系统.

参考文献(References)

[1] Calanca A, Capisani L M, Ferrara A, et al. MIMO closed loop identification of an industrial robot[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2011, 19(5): 1214-1224.
 [2] 王璨, 杨明, 栾添瑞, 等. 双惯量弹性伺服系统外部机械参数辨识综述[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3):

804-817.

(Wang C, Yang M, Luan T R, et al. A review of external mechanical parameter identification of two-mass elastic servo systems[J]. Proc of the CSEE, 2016, 36(3): 804-817.)

- [3] 丁锋, 萧德云, 丁韬. 多新息随机梯度辨识方法[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 870-874.
 (Ding F, Xiao D Y, Ding T. Multi-innovation stochastic gradient identification method[J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(6): 870-874.)
 [4] Ding F, Liu P X, Yang H. Parameter identification and intersample output estimation for dual-rate systems[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2008, 4(38): 966-975.
 [5] Ding F, Chen T. Identification of dual-rate systems based on finite impulse response models[J]. Int J of Adaptive Control and Signal Processing, 2004, 18(7): 589-598.
 [6] Xie L, Liu Y J, Yang H Z, et al. Modelling and identification for non-uniformly periodically sampled-data systems[J]. Control Theory and Applications, 2010, 4(5): 784-794.
 [7] Liu Y, Ding F, Shi Y. Least squares estimation for a class of non-uniformly sampled systems based on the hierarchical identification principle[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2012, 31(6): 1985-2000.
 [8] Sinha Naresh Kumar, Ganti Prasada Rao. Identification of continuous-time systems: Methodology and computer implementation[M]. London: Springer Science & Business Media, 2012: 1-14.
 [9] Chen F, Garnier H, Gilson M. Robust identification of continuous-time models with arbitrary time-delay from irregularly sampled data[J]. J of Process Control, 2015, 25(1): 19-27.
 [10] Rao G P, Unbehauen H. Identification of continuous-time systems[J]. IEEE Proc-Control Theory and Applications, 2006, 153(2): 185-220.
 [11] 黄远灿, 韩京清. 扩张状态观测器用于连续系统辨识[J]. 控制与决策, 1998, 13(4): 381-384.
 (Huang Y C, Han J Q. Continuous system identification using extended state observer[J]. Control and Decision, 1998, 13(4): 381-384.)
 [12] 张荣, 韩京清. 用模型补偿自抗扰控制器进行参数辨识[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 79-81.
 (Zhang R, Han J Q. Parameter identification by model compensation auto disturbance rejection controller [J]. Control Theory & Applications, 2000, 17(1): 79-81.)
 [13] Gao Z. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning[C]. Proc of the American Control Conf. Colorado, 2003, 6: 4989-4996.

(责任编辑: 郑晓蕾)