文章编号: 1000−8152(2011)03−0335−08

水厂混凝投药大滞后过程的数据驱动直接控制方法

艾　微, 朱学峰

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 以自来水厂混凝投药大时滞过程为研究对象, 在迭代反馈整定(IFT)方法的基础上, 结合Smith预估控制结构, 提出了一种混凝投药过程数据驱动直接控制算法. 着重针对过程大时滞的特点, 在性能指标中加入了预估误差惩罚因子. 提出了一种新的步长设置方法, 使得步长的下降速率可调. 设计了3个闭环实验来求取性能指标梯度向量的无偏估计, 完全利用输入输出数据对广义控制器参数实现了自整定. 通过水厂混凝投药实测模型仿真验证了该方法在抗滞后方面表现出较强的收敛性和稳定性, 降低了对迭代初值的要求. 该方法既可以用于初始控制器的整定, 还可以用于投药过程中控制器的在线自整定.

关键词: 混凝投药; 大时滞系统; Smith预估器; 迭代反馈整定; 数据驱动控制

中图分类号: TP273　　**文献标识码**: A

Data-driven direct control method for coagulation dosing large time-delay process in water works

AI Wei, ZHU Xue-feng

(College of Automation Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: To deal with the large time-delay in the coagulation dosing process in water works, we, in combining with Smith predictor, propose a novel data-driven direct control method based on the iterative feedback tuning(IFT) method. In considering the characteristics of the large time-delay, we add to the performance index a penalty factor of predictive errors in the controller design. A novel step size setting scheme is proposed in which the rate of descent of the step size is adjustable. Three closed-loop experiments are carried out to perform the gradient descent optimization of the cost function which is computed totally from the I/O data in the close-loop system. The parameters of controller and predictor are automatically tuned for an unknown plant. Simulation studies with a practical coagulation dosing process model are conducted. Results show that the convergence and stability of this algorithm outperform classical IFT in large time-delay applications and with less dependence on the initial parameters. This scheme can be applied to the initial tuning of the controller or for the automatic tuning during the dosing process.

Key words: coagulation dosing process; large time-delay; Smith predictor; iterative feedback tuning; data-driven control

1　引言(Introduction)

自来水厂水处理工艺中的混凝投药是一道重要的工序, 混凝沉淀的效果将直接影响出厂水质. 由于混凝投药过程是一个复杂的物理、化学反应过程, 过程本身具有大滞后、时变以及非线性等特性[1,2], 很难准确地建立反应过程的数学模型. 而且一般较大型的水厂沉淀池的纯滞后时间约为60∼120 min, τ/T比为3∼6, 目前国内尚无有效的控制手段来解决准确投药的问题, 因而成为水处理控制领域公认的一大难题.

不同于以往的流动电流、絮凝脉动法等间接控制方法[1∼3], 作者所在的课题组将沉淀池出水浊度直接作为被控变量来控制加药量, 但需要直接面对控制回路中的大时滞和模型不准确的问题[4,5]. 考虑到在控制过程中所需要的全部信息都包含在输入/输出(I/O)数据中, 它们直接反映了过程的动态信息, 所以作者尝试从传统的模型控制中解脱出来, 使控制器可以直接从I/O数据中计算控制作用, 而不用依赖对象的模型.

近年来, 控制领域出现了一种新的方法: 基于数据驱动的直接控制方法, 也可以叫做无模型控制方法, 迭代反馈整定(iterative feedback tuning, IFT)就是其中的一种. 迭代反馈整定方法是一种仅仅根据系统闭环数据来整定控制器参数的方法, 由瑞典学者Hjalmarsson于1994年提出[6]. 它是按照一定规则获得系统闭环响应特性, 用获得的数据计算性能指

收稿日期: 2009−12−21; 收修改稿日期: 2010−05−04.
基金项目: 广东省科技计划资助项目(2005B10201005); 2008佛山市禅城区产学研资助项目(2008B1034); 华南理工大学学生研究计划(SRP)资助项目(Y1090060).

标函数对控制器参数的梯度, 搜索最优控制器参数. 以往基于一定性能指标的参数优化方法面临的主要障碍在于计算梯度时必须知道对象模型的信息, 人们总是通过获取被控对象和扰动动态模型的估计来求取这些信号. 而IFT方法的突出贡献在于它给出了一种计算指标函数对控制器参数无偏梯度的无模型方法. 除了一般的线性系统, 文献[7]还为IFT在非线性领域的应用提供了理论依据.

本文对基本IFT方法在抗滞后性能上进行了有效的改进, 并将其应用到混凝投药大时滞系统浊度控制中去, 结合Smith预估器, 提出一种不需要事先知道时滞对象的模型, 完全通过闭环输入输出数据, 对包括预估器在内的广义控制器进行参数整定, 从而获得最优控制性能的数据驱动直接控制方法.

2 基本IFT算法(Classical IFT)

基本IFT算法[6~8]考虑如下控制系统(如图1所示):

$$\begin{cases} y(t) = Gu(t) + \upsilon(t), \\ u(t) = C(\rho)(r(t) - y(t)), \end{cases} \tag{1}$$

其中: $r(t)$是参考信号, $u(t)$是控制量, $\upsilon(t)$是过程干扰信号, $y(t)$是系统输出, $\rho(t)$是控制器参数向量. 设系统期望输出为$y_{\mathrm{d}}(t) = T_{\mathrm{d}}r(t)$, 则系统偏差为

$$\tilde{y}_\rho(t) = y_\rho(t) - y_{\mathrm{d}}(t). \tag{2}$$

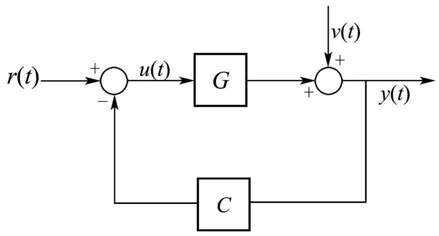


图 1 一自由度控制器框图

Fig. 1 Feedback loop with one degree of freedom controller

采用如下二次型性能指标:

$$J(\rho) = \frac{1}{2}\mathrm{E}[(L_y)\tilde{y}(\rho)^2] + \frac{\lambda}{2}\mathrm{E}[(L_u)u(\rho)^2], \tag{3}$$

其中: L_y, L_u为频率权重滤波器, 一般可取为1; λ为控制量权重系数. 当式(4)等于零时:

$$\frac{\partial J(\rho)}{\partial \rho} = \mathrm{E}[\tilde{y}(\rho)\frac{\partial \tilde{y}(\rho)}{\partial \rho}] + \lambda \mathrm{E}[u(\rho)\frac{\partial u(\rho)}{\partial \rho}], \tag{4}$$

$J(\rho)$取得极小值. 通过式

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i R_i^{-1}\frac{\partial J}{\partial \rho}(\rho_i) \tag{5}$$

可求出最优控制器参数. 式中: ρ_i表示迭代第i次的控制器参数向量, γ_i为迭代步长, R_i为正定矩阵(通常是$J(\rho)$的Hessian矩阵的估计). 由式(1)可以得到

$$\frac{\partial \tilde{y}}{\partial \rho} = \frac{1}{C(\rho)}\frac{\partial C(\rho)}{\partial \rho}T(\rho)(r - y), \tag{6}$$

$$\frac{\partial u}{\partial \rho} = \frac{\partial C(\rho)}{\partial \rho}S(\rho)(r - y), \tag{7}$$

其中:

$$T(\rho) = \frac{C(\rho)G}{1 + C(\rho)G},\ S(\rho) = \frac{1}{1 + C(\rho)G}.$$

在控制器参数整定的第i次迭代中, 采取如下两次闭环实验(上标1, 2表示实验次数):

$$\begin{cases} r_i^1 = r, \\ y^1 = T(\rho_i)r + S(\rho_i)\upsilon_i^1, \\ u^1 = S(\rho_i)C(\rho_i)r - S(\rho_i)C(\rho_i)\upsilon_i^1; \\ r_i^2 = r - y^1, \\ y^2 = T(\rho_i)(r - y^1) + S(\rho_i)\upsilon_i^2, \\ u^2 = S(\rho_i)C(\rho_i)(r - y^1) - S(\rho_i)C(\rho_i)\upsilon_i^2. \end{cases} \tag{8}$$

其中: 第1次实验的数据用来计算$\tilde{y}$和u值, 第2次实验用来计算梯度的估计值, 则可得到

$$\mathrm{est}[\frac{\partial y}{\partial \rho}(\rho_i)] = \frac{1}{C_r(\rho_i)}\frac{\partial C_y(\rho_i)}{\partial \rho}y^2, \tag{9}$$

$$\mathrm{est}[\frac{\partial u}{\partial \rho}(\rho_i)] = \frac{1}{C_r(\rho_i)}\frac{\partial C_y(\rho_i)}{\partial \rho}u^2. \tag{10}$$

将式(9)(10)代入式(4), 可得到

$$\mathrm{est}[\frac{\partial J}{\partial \rho}(\rho_i)] = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}[\tilde{y}_t(\rho_i)\mathrm{est}[\frac{\partial y_t}{\partial \rho}(\rho_i)] + \lambda u_t(\rho_i)\mathrm{est}[\frac{\partial u_t}{\partial \rho}(\rho_i)]]. \tag{11}$$

若干扰$\upsilon(t)$为零均值信号, 可以证明以上梯度估计值为无偏估计. 其中N为数据长度, Hessian矩阵的估计算法可由式(12)求得

$$R_i = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}[\mathrm{est}[\frac{\partial y_t}{\partial \rho}(\rho_i)]\mathrm{est}[\frac{\partial y_t}{\partial \rho}(\rho_i)]^{\mathrm{T}} + \lambda \mathrm{est}[\frac{\partial u_t}{\partial \rho}(\rho_i)]\mathrm{est}[\frac{\partial u_t}{\partial \rho}(\rho_i)]^{\mathrm{T}}]. \tag{12}$$

按式(5)可求出最优控制器参数向量.

3 抗滞后数据驱动算法(Anti-delay data-driven algorithm)

3.1 Smith预估结构(Smith predictive structure)

Smith预估补偿控制原理框图如2所示, 对象传递函数为$G = G_0\mathrm{e}^{-\tau_0 s}$, 预估器为$G_{\mathrm{m}} = \bar{G}_{\mathrm{m}}(\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}} s} - 1)$ Smith预估结构的应用基础在于模型的匹配, 对象特性改变, 将使控制品质恶化. 将IFT算法引入到预估补偿中, 不需要事先建立对象模型, 在闭环实验过程中依靠输入–输出数据对内部预估模型和控制器整定实现一体化, 使控制性能达到最优.

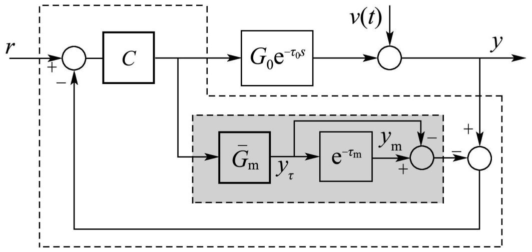


图 2 Smith预估补偿控制原理框图

Fig. 2 Diagram of Smith predictive compensation control

3.2 IFT的运用(Combined with IFT)

图2所示的系统可以描述为

$$\begin{aligned} y(\rho) &= Gu(\rho) + v, \\ u(\rho) &= C(\rho)\left[r - y(\rho) + G_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)\right]. \end{aligned} \tag{13}$$

这里的控制器是包括预估器在内的广义控制器, 如图2虚线所示, 向量表示为$\{C(\rho), G_{\mathrm{m}}(\rho)\}$, 假设其具有以下结构:

$$\begin{aligned} C(\rho) &= K(1 + \frac{1}{T_{\mathrm{i}}s}), \\ G_{\mathrm{m}}(\rho) &= \bar{G}_{\mathrm{m}}(\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s} - 1), \\ \bar{G}_{\mathrm{m}} &= \frac{K_{\mathrm{m}}}{T_{\mathrm{m}}s + 1}. \end{aligned}$$

其中: K是增益, T_{i}是积分时间, $K_{\mathrm{m}}, T_{\mathrm{m}}$和$\tau_{\mathrm{m}}$分别是预估器的增益、时间常数和滞后时间. 因此广义控制器的参数可以表示为向量$\rho = [K_{\mathrm{m}}\ \ T_{\mathrm{m}}\ \ \tau_{\mathrm{m}}\ \ K\ \ T_{\mathrm{i}}]^{\mathrm{T}}$.

3.2.1 性能指标的选取(Choice of performance criterion function)

要保证IFT算法较好的收敛性和快速性, 性能指标函数的选取至关重要. 基本IFT算法的性能指标函数如式(3)所示, 也就是考虑了对跟踪误差和控制量的约束. 以往的文献当中[8,9]都是采用了更为简单的性能指标

$$J(\rho) = \frac{1}{2}\mathrm{E}[(L_y)\tilde{y}(\rho)^2]. \tag{14}$$

由于这里的控制器结构是基于Smith预估的抗滞后控制器, 任何关于模型的变动都会直接对控制性能产生影响. 若是采用基本的性能指标, IFT算法也可以对控制性能进行改善, 但会以破坏内部模型结构作为代价, 以至于原有的预估作用丧失, 抗滞后特性无法体现出来. 特别是当对于未知大时滞对象的先验知识极其缺乏时, 迭代初值如果选取不当, 导致模型误差太大, 而算法本身对模型参数的整定能力有限, 最终可能会导致控制稳定性受到影响, 使性能指标不能收敛到极小值, 整个整定过程呈发散状态. 通过仿真也验证了上述算法的缺陷. 因此需要有一个直观的性能指标, 既要体现对跟踪误差和控制量的约束, 还要兼顾对模型误差的惩罚. 基于以上考虑, 提出一种多目标性能指标函数:

$$\begin{aligned} J(\rho) = &\frac{1}{2}\mathrm{E}[(L_y)\tilde{y}(\rho)^2] + \frac{\lambda_{\mathrm{em}}}{2}\mathrm{E}[(L_{\mathrm{em}})e_{\mathrm{m}}(\rho)^2] + \\ &\frac{\lambda_u}{2}\mathrm{E}[(L_u)u(\rho)^2], \end{aligned} \tag{15}$$

其中预估误差为

$$e_{\mathrm{m}} = y - y_{\mathrm{m}}, \tag{16}$$

λ_{em}为预估误差权重调节系数, λ_{u}是控制量权重调节系数. 采用改进后的性能指标克服了以上的不足之处, 强调了保持内部模型的完整性, 对预估器参数的整定力度加强, 使得在对抗滞后控制器进行参数优化时, 加快了参数收敛速度, 还可降低对迭代初值的要求.

3.2.2 梯度的计算(Computation of gradient)

图2的等效框图为图3所示.

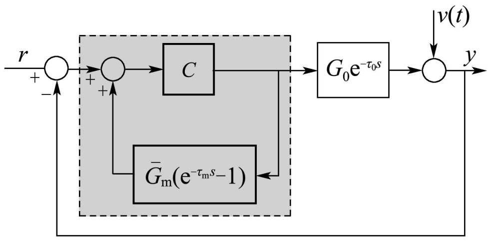


图 3 Smith预估补偿控制原理等效框图

Fig. 3 Equivalent diagram of Smith predictive compensation control

图3中阴影所示的等效控制器可以表示为

$$\tilde{C}(\rho) = \frac{C(\rho)}{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)}, \tag{17}$$

可以得到

$$\begin{aligned} y(\rho) = &\frac{GC(\rho)}{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho) + GC(\rho)}r + \\ &\frac{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)}{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho) + GC(\rho)}v. \end{aligned} \tag{18}$$

令

$$\begin{aligned} T(\rho) &= \frac{GC(\rho)}{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho) + GC(\rho)}, \\ S(\rho) &= \frac{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)}{1 - C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho) + GC(\rho)}, \end{aligned}$$

则有

$$y(\rho) = T(\rho)r + S(\rho)v. \tag{19}$$

结合式(13)所示的系统方程可以得到

$$u(\rho) = S(\rho)\tilde{C}(\rho)r - S(\rho)\tilde{C}(\rho)v. \tag{20}$$

对上式进行梯度运算, 可得

$$\frac{\partial y}{\partial \rho} = \frac{1}{\tilde{C}(\rho)}[\frac{\partial \tilde{C}(\rho)}{\partial \rho}T(\rho)r - \frac{\partial \tilde{C}(\rho)}{\partial \rho}T(\rho)y] =$$

$$\frac{1}{\tilde{C}(\rho)}\frac{\partial \tilde{C}(\rho)}{\partial\rho}T(\rho)(r-y), \tag{21}$$

$$\frac{\partial u}{\partial\rho}=[\frac{\partial\tilde{C}(\rho)}{\partial\rho}S(\rho)+\tilde{C}(\rho)\frac{\partial \mathrm{S}(\rho)}{\partial\rho}](r-\upsilon)=S(\rho)\frac{\partial\tilde{C}(\rho)}{\partial\rho}(r-y). \tag{22}$$

由式(17)可以得到

$$\frac{\partial\tilde{C}}{\partial\rho}=\frac{\frac{\partial C(\rho)}{\partial\rho}}{1-C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)}+\frac{C(\rho)\frac{\partial C(\rho)}{\partial\rho}G_{\mathrm{m}}(\rho)}{[1-C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)]^2}+\frac{C^2(\rho)\frac{\partial G_{\mathrm{m}}(\rho)}{\partial\rho}}{[1-C(\rho)G_{\mathrm{m}}(\rho)]^2}. \tag{23}$$

结合式(21)~(23)则有

$$\frac{\partial y}{\partial\rho}=\frac{1}{C(\rho)}\frac{\partial C(\rho)}{\partial\rho}T(\rho)[r-y(\rho)+G_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)]+\frac{\partial G_{\mathrm{m}}(\rho)}{\partial\rho}T(\rho)u(\rho), \tag{24}$$

$$\frac{\partial u}{\partial\rho}=\frac{1}{C(\rho)}\frac{\partial C(\rho)}{\partial\rho}S(\rho)\tilde{C}(\rho)[r-y(\rho)+G_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)]+\frac{\partial G_{\mathrm{m}}(\rho)}{\partial\rho}S(\rho)\tilde{C}(\rho)u(\rho). \tag{25}$$

进一步可以得到

$$\frac{\partial y}{\partial\rho}=\frac{1}{C(\rho)}\frac{\partial C}{\partial\rho}T(\rho)[r-[y(\rho)-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}u(\rho)]-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)]+\frac{1}{\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)}\frac{\partial G_{\mathrm{m}}(\rho)}{\partial\rho}T(\rho)\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho), \tag{26}$$

$$\frac{\partial u}{\partial\rho}=\frac{1}{C(\rho)}\frac{\partial C}{\partial\rho}S(\rho)\tilde{C}(\rho)[r-[y(\rho)-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}u(\rho)]-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)]+\frac{1}{\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)}\frac{\partial G_{\mathrm{m}}(\rho)}{\partial\rho}S(\rho)\tilde{C}(\rho)\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho). \tag{27}$$

由图2可知, $y_\tau=\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)u(\rho)$为超前预估量, e_{m}为预估误差, 则有

$$\frac{\partial y}{\partial\rho}=\frac{1}{C}\frac{\partial C}{\partial\rho}T(\rho)(r-e_{\mathrm{m}})+(\frac{1}{\bar{G}_{\mathrm{m}}}\frac{\partial G_{\mathrm{m}}}{\partial\rho}-\frac{1}{C}\frac{\partial C}{\partial\rho})T(\rho)y_\tau, \tag{28}$$

$$\frac{\partial u}{\partial\rho}=\frac{1}{C}\frac{\partial C}{\partial\rho}S(\rho)\tilde{C}(\rho)(r-e_{\mathrm{m}})+(\frac{1}{\bar{G}_{\mathrm{m}}}\frac{\partial G_{\mathrm{m}}}{\partial\rho}-\frac{1}{C}\frac{\partial C}{\partial\rho})S(\rho)\tilde{C}(\rho)y_\tau. \tag{29}$$

为了获得相应的梯度向量的估计值, 设计了以下3个实验(上标均表示实验次数). 为了分析方便, 其中3次实验的干扰υ^1, υ^2, υ^3取为相互独立的零均值弱平稳随机变量(文献[6]指出, 零均值在实际应用中并不是绝对必要的).

实验 1 $r^1=r$, 干扰υ^1, I/O数据: y^1, u^1, e^1_{m};

实验 2 $r^2=r-e^1_{\mathrm{m}}$, 干扰υ^2, I/O数据: y^2, u^2;

实验 3 $r^3=y^1_\tau$, 干扰υ^3, I/O数据: y^3, u^3.

将y^1代入公式(2)可得到$\tilde{y}$. 梯度向量的估计值可以表示为

$$\mathrm{est}[\frac{\partial y}{\partial\rho}]=\frac{C'(\rho)}{C(\rho)}y^2+(\frac{{G_{\mathrm{m}}}'(\rho)}{\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)}-\frac{C'(\rho)}{C(\rho)})y^3, \tag{30}$$

$$\mathrm{est}[\frac{\partial u}{\partial\rho}]=\frac{C'(\rho)}{C(\rho)}u^2+(\frac{{G_{\mathrm{m}}}'(\rho)}{\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)}-\frac{C'(\rho)}{C(\rho)})u^3. \tag{31}$$

又有

$$\frac{\partial e_{\mathrm{m}}}{\partial\rho}=y'(\rho)-[\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}u(\rho)]'=y'(\rho)-[\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}]'u(\rho)-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}u'(\rho). \tag{32}$$

结合式(30)(31)可以得到

$$\mathrm{est}[\frac{\partial e_{\mathrm{m}}}{\partial\rho}]=\mathrm{est}[\frac{\partial y}{\partial\rho}]-\frac{\partial[\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}]}{\partial\rho}u(\rho)-\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}s}\mathrm{est}[\frac{\partial u}{\partial\rho}]. \tag{33}$$

上式的$u(\rho)$取为第1次实验的$u^1(\rho)$.

由式(15)可以得到

$$\mathrm{est}[\frac{\partial J(\rho_i)}{\partial\rho}]=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}[\tilde{y}_t(\rho_i)\mathrm{est}[\frac{\partial y_t(\rho_i)}{\partial\rho}]+\lambda_{\mathrm{em}}e_{\mathrm{m}}(\rho_i)\mathrm{est}[\frac{\partial e_{\mathrm{m}}(\rho_i)}{\partial\rho}]+\lambda_u u_t(\rho_i)\mathrm{est}[\frac{\partial u_t(\rho_i)}{\partial\rho}]]. \tag{34}$$

结合式(30)~(33)可以求出性能指标梯度向量的估计.

3.2.3 梯度无偏性估计(Unbiased estimation of the gradient)

IFT算法本质上是一种随机逼近算法, 这就要求$\frac{\partial J}{\partial\rho}$的估计为无偏估计, 即要满足下式:

$$\mathrm{E}\{\mathrm{est}[\frac{\partial J}{\partial\rho}(\rho_i)]\}=\frac{\partial J}{\partial\rho}(\rho_i). \tag{35}$$

由式(30)(31)可得

$$\mathrm{est}[\frac{\partial y}{\partial\rho}(\rho_i)]=\frac{\partial y}{\partial\rho}(\rho_i)+\frac{C'(\rho)}{C(\rho)}S(\rho)\upsilon^2+(\frac{G'_{\mathrm{m}}(\rho)}{\bar{G}_{\mathrm{m}}(\rho)}-\frac{C'(\rho)}{C(\rho)})S(\rho)\upsilon^3, \tag{36}$$

$$\text{est}[\frac{\partial u}{\partial \rho}(\rho_i)] = \frac{\partial u}{\partial \rho}(\rho_i) - \frac{C'(\rho)}{C(\rho)} S(\rho)\tilde{C}(\rho)\upsilon^2 - (\frac{G'_{\rm m}(\rho)}{\bar{G}_{\rm m}(\rho)} - \frac{C'(\rho)}{C(\rho)}) S(\rho)\tilde{C}(\rho)\upsilon^3, \tag{37}$$

$$\text{est}[\frac{\partial e_{\rm m}}{\partial \rho}(\rho_i)] = \frac{\partial e_{\rm m}}{\partial \rho}(\rho_i) + \frac{C'(\rho)}{C(\rho)} S(\rho)\upsilon^2 + (\frac{G'_{\rm m}(\rho)}{\bar{G}_{\rm m}(\rho)} - \frac{C'(\rho)}{C(\rho)}) S(\rho)\upsilon^3 + \bar{G}_{\rm m}(\rho){\rm e}^{-\tau_{\rm m}s} \frac{C'(\rho)}{C(\rho)} S(\rho)\tilde{C}(\rho)\upsilon^2 + \bar{G}_{\rm m}(\rho){\rm e}^{-\tau_{\rm m}s} (\frac{G'_{\rm m}(\rho)}{\bar{G}_{\rm m}(\rho)} - \frac{C'(\rho)}{C(\rho)}) S(\rho)\tilde{C}(\rho)\upsilon^3. \tag{38}$$

为了保证$\text{est}[\frac{\partial J}{\partial \rho}(\rho_i)]$的无偏性, 即要保证$\frac{\partial y_t(\rho_i)}{\partial \rho}$和$\text{est}[\frac{\partial y_t(\rho_i)}{\partial \rho}]$ 的差值与 $\tilde{y}_t(\rho_i)$ 的无关性; $\frac{\partial u_t(\rho_i)}{\partial \rho}$与$\text{est}[\frac{\partial u_t(\rho_i)}{\partial \rho}]$ 的差值与 $u_t(\rho_i)$ 的无关性; $\frac{\partial e_{\rm m}(\rho_i)}{\partial \rho}$与$\text{est}[\frac{\partial e_{\rm m}(\rho_i)}{\partial \rho}]$的差值与$e_{\rm m}(\rho_i)$的无关性. 由于3次实验的干扰$\upsilon^1, \upsilon^2, \upsilon^3$为相互独立的零均值随机向量, 而$\tilde{y}_t(\rho_i), u_t(\rho_i), e_{\rm m}(\rho_i)$值来自第1次实验, 均与$\upsilon^2$, υ^3无关, 能保证上述3个无关性成立, 使$\text{est}[\frac{\partial J(\rho_i)}{\partial \rho}]$为无偏估计. 要强调的是, υ^1是正常实验的干扰, 并不要求满足零均值. 根据文献[9], 这里的υ^2, υ^3由于是经过了一系列滤波后再参与梯度运算, 此时的值已经是比较小, 并且对于计算$\text{est}[\frac{\partial J(\rho_i)}{\partial \rho}]$的贡献是以平均求和来体现的, 因此在实际应用中即使υ^2, υ^3不是零均值也能保证$\text{est}[\frac{\partial J(\rho_i)}{\partial \rho}]$的无偏性, 以及算法的收敛性.

3.2.4 迭代步长及R_i的选择(Choice of stepsize and R_i)

在包括IFT在内的随机逼近算法中, 步长γ_i对收敛速率和效果有很大的影响, 算法收敛需要γ_i满足以下3个条件[10,11]:

$$\gamma_i > 0,\ \sum_{i=1}^{\infty} \gamma_i = \infty,\ \sum_{i=1}^{\infty} \gamma_i^2 < \infty.$$

文献[6,7,11]在应用IFT等随机逼近算法时, 设置步长γ_i一般的做法是先取一个合适的初值γ_0, 然后按照如下的递减规则来求取每次迭代的步长:

$$\gamma_i = \frac{\gamma_0}{i}. \tag{39}$$

通过研究发现, 以上的步长算法在前几次迭代时步长γ_i下降过快(第2次迭代就下降了50%), 对收敛效果有很大的影响. 一个比较合适的取值规则是对γ_i的变化趋势可控: 在迭代初期缓慢下降, 中间快速下降, 最后在接近最优值附近渐渐变小. 基于此种规则, 本文提出了一种新的步长下降设置算法:

$$\gamma_i = \frac{\gamma_0}{\sqrt{1+\alpha(i-1)^2}}, \tag{40}$$

其中: α为速率调节因子, 取值为0～1之间, α值越小, γ_i下降速度越平缓. 图4显示了当步长初值为1.3时这两种不同的γ_i设置方法的变化规律. 图中虚线为式(39)的变化规律, 实线为α取不同值时式(40)的变化规律.

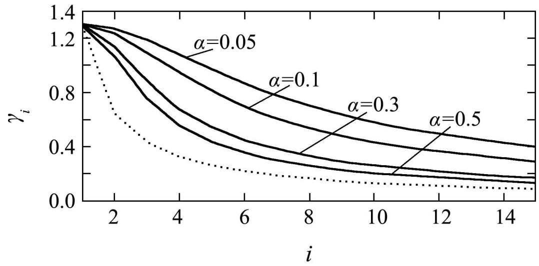


图 4 γ_i变化曲线

Fig. 4 Profiles of γ_i with different α

正定矩阵R_i有多种选择. 式(12)给出了一个基于高斯–牛顿逼近的Hessian矩阵的估计值, 结合本文算法的特点, 本文R_i取为

$$R_i = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}[\text{est}[\frac{\partial y_t(\rho_i)}{\partial \rho}]\text{est}[\frac{\partial y_t(\rho_i)}{\partial \rho}]^{\rm T} + \lambda_{\rm em}\text{est}[\frac{\partial e_{\rm m}(\rho_i)}{\partial \rho}]\text{est}[\frac{\partial e_{\rm m}(\rho_i)}{\partial \rho}]^{\rm T} + \lambda_u\text{est}[\frac{\partial u_t(\rho_i)}{\partial \rho}]\text{est}[\frac{\partial u_{\rm t}(\rho_i)}{\partial \rho}]^{\rm T}]. \tag{41}$$

3.2.5 算法总结(The algorithm)

这种基于IFT-Smith的抗滞后数据驱动直接控制算法的步骤为如下所示:

Step 1 设初值: 对广义控制器$\{C(\rho)\ , G_{\rm m}(\rho)\}$的参数向量设初值$\rho_0 = [K_{\rm m}^{(0)}\ T_{\rm m}^{(0)}\ \tau_{\rm m}^{(0)}\ K^{(0)}\ T_{\rm i}^{(0)}]^{\rm T}$,

Step 2 对如图2所示的系统, 按设计规则进行3次不同激励的实验, 得到一系列I/O数据.

Step 3 计算梯度向量: 将得到的I/O数据按式(30)(31)(33)(34)计算梯度估计.

Step 4 计算正定矩阵R_i, 按公式(40)设定步长序列, 按公式(5)优化更新控制器参数.

Step 5 设定迭代终止条件: 若$\frac{J(\rho_i)-J(\rho_{i+1})}{J(\rho_i)} <$ ε(取任意很小的正实数), 迭代停止; 否则, 转到Step 2迭代继续进行.

4 混凝投药过程仿真研究(Simulation research of coagulation dosing process)

4.1 仿真模型(Simulation model)

本文的研究对象为课题组对广东省某水厂中试

装置的加药凝絮过程采用实测工程数据辩识出来的模型[4,5]. 在过程稳定的情况下, 对加药过程进行了开环的阶跃实验. 该过程的加药量由加药泵控制, 药泵的转速由变频器的频率控制, 被控变量为待滤水出水浊度. 分别对变频器的频率进行突然增加和减小, 来初步测取对象正反方向的特性. 经多次实验可以初步测定被控对象的时滞约为30多分钟, 时间常数约为20多分钟, 过程增益约为0.8~0.9, 是典型的大时滞大惯性过程. 据此, 文中混凝投药过程的仿真模型简单取为

$$G_0(s)=\frac{0.85}{1200s+1}\mathrm{e}^{-1800s}.$$

按照图2所示的结构对该模型进行数据驱动直接控制的仿真研究. 方差σ^2为0.01的零均值高斯白噪声υ作为干扰叠加到系统中. 采样时间设为10 s, 迭代数据点数取3000, 参考信号r为单位阶跃信号, 根据对过程信息的掌握程度, 参考模型取为

$$T_{\mathrm{d}}=\frac{1}{(0.2\sim0.5)T_{\mathrm{m}}^{(0)}s+1}\mathrm{e}^{-\tau_{\mathrm{m}}^{(0)}s}.$$

实验中由于叠加了干扰, 参与迭代运算的输出数据要经过滤波, 否则会影响整个收敛过程. 实验中取滤波器结构为

$$F(s)=\frac{1}{1+\beta Ts}.$$

与参考模型一样, β的合适取值范围为0.1~0.5[13], 实验中取$\beta=0.3$.

4.2 初值的选取(Choice of initial controller)

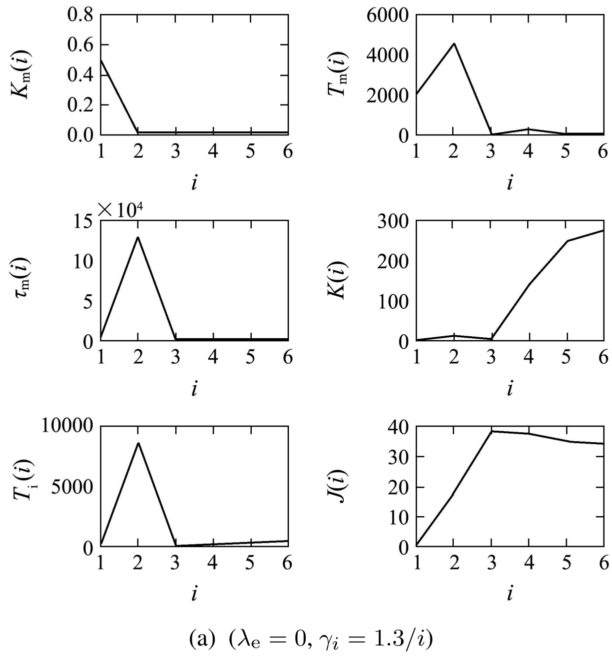
预估器参数初值$K_{\mathrm{m}}^{(0)},T_{\mathrm{m}}^{(0)},\tau_{\mathrm{m}}^{(0)}$的取值反映了对未建模过程的了解程度. 控制器参数初值$K^{(0)}$和$Ti^{(0)}$的设定可以有几种方法, 可以由其他整定方法来获取初值, 如Ziegler-Nichols整定方法[8]、继电自整定[12,13]等. 实验中采取了一种更为简单的方法: 结合观察系统输出响应$y(\rho^0)$的形状来选取初值, 即只要保证迭代初始时闭环系统稳定或临界稳定, 随机选取的初值均是可行的. 为了验证算法的有效性, 实验中对预估器参数初值特意取与真实值有50%以上偏差, 这里没有任何经验随意取初值为

$$\rho_0=[0.5\ \ 2000\ \ 1000\ \ 0.1\ \ 100]^{\mathrm{T}}.$$

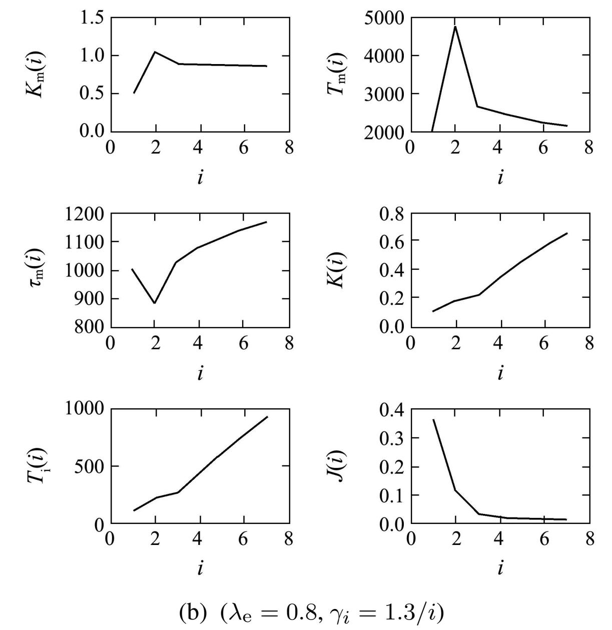
实验中, 步长初值γ_0的合适取值范围一般是0.9~1.3之间. 经过实验发现, γ_0值太小(γ_0 <0.8), 收敛速度较慢; 太大(γ_0 >1.3)则会引起参数的波动和振荡, 收敛效果变差甚至发散. 按公式(40)设定步长, 可取较大的γ_0来加快收敛速度, 因此取$\gamma_0=1.3$, 速率调节因子$\alpha=0.1$. 迭代终止可以设定条件: $[J(\rho_i)-J(\rho_{i+1})]/J(\rho_i)<0.005$, 也可固定迭代次数, 观察响应曲线的形态后再做调整.

4.3 结果分析(Results analysis)

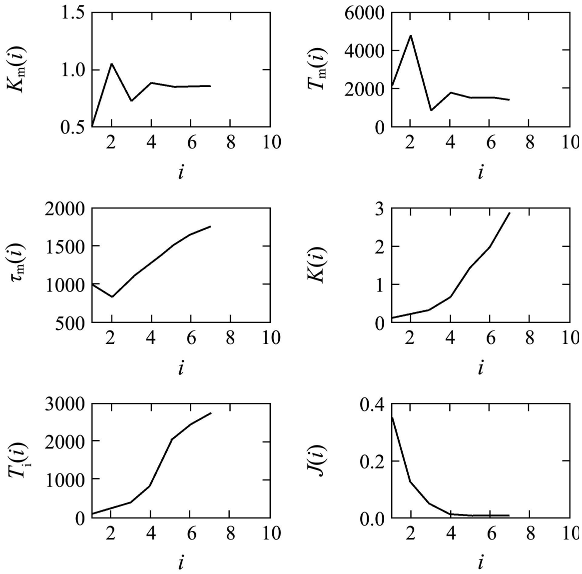
采用如式(3)的基本性能指标函数和迭代步长的参数整定仿真结果如图5(a)所示. 可以看出, 性能指标J不收敛, 系统响应严重发散. 仿真实验同时表明, 只有在初值与真实值相差不大时, 才能保证收敛. 采用本文提出的抗滞后性能指标函数和基本步长设置方法的参数整定仿真结果如图5(b)所示. 在6次迭代结束后, K_{m}收敛较快, 但T_{m}和τ_{m}的收敛速度较慢, 与真实值相差甚远. 性能指标J收敛良好, 但需要更多的迭代次数来完成优化, 结果说明如式(39)所示的步长设置方法在保证稳定性的同时, 不能达到快速收敛的效果. 若γ_0取更小的值, 收敛更慢.



(a) $(\lambda_{\mathrm{e}}=0,\gamma_i=1.3/i)$



(b) $(\lambda_{\mathrm{e}}=0.8,\gamma_i=1.3/i)$



(c) $(\lambda_e = 0.8, \gamma_0 = 1.3, \alpha = 0.1)$

图 5 控制器参数和性能指标变化曲线

Fig. 5 Profiles of the controller parameters and criterion

图5(c)是采用抗滞后性能指标函数和改进步长的参数整定仿真结果. 参数的收敛过程良好, 经过1次迭代后, J值急剧下降, 说明系统响应得到显著改善; 经过4次迭代后J值趋于稳定, 说明系统性能已经优化, 特别是K_m, T_m, τ_m的收敛速度较快. 参数初值的选取比较随意, 这里所选的初值与真实值相差一倍以上, 也能保证迅速得到优化. 经过6次迭代后(第一次为初始值), 得到控制器参数向量$\rho_6 = [0.85 \ \ 1302 \ \ 1752 \ \ 2.87 \ \ 2727]^{\mathrm{T}}$. 初始响应曲线和6次迭代后系统响应曲线(滤波后)见图6所示.

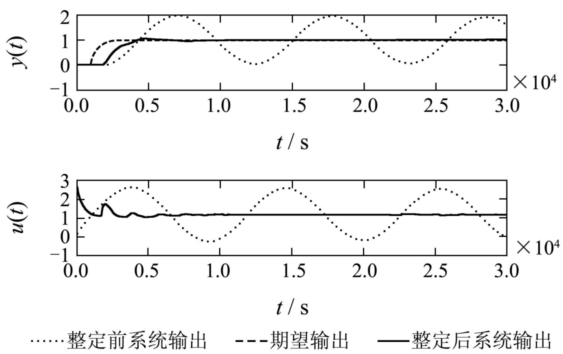
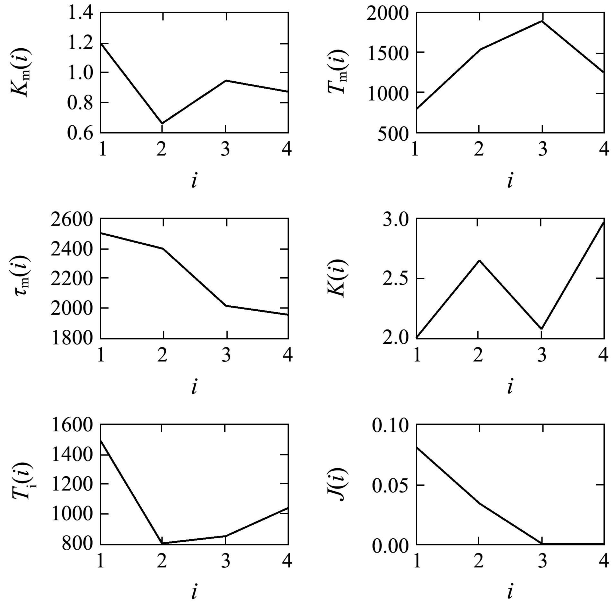


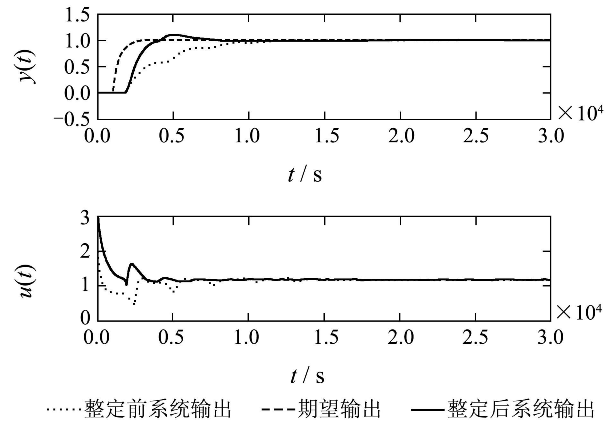
图 6 系统响应曲线(初值为ρ_0)

Fig. 6 Performance of the optimal controller with initials ρ_0

上文选取了没有任何经验下较随意的初值, 若对于过程先验信息掌握得较多, 初值的选取就更恰当, 迭代次数将会缩短. 初值取为$\tilde{\rho}_0 = [1.2 \ \ 800 \ \ 2500 \ \ 2 \ \ 1500]^{\mathrm{T}}$, 保持其他参数不变, 此时控制器参数整定过程如图7(a)所示, 初始响应曲线和整定后系统响应曲线(滤波后)见图7(b)所示. 可以看出, 只需要3次迭代整定过程已经结束, 性能指标达到要求, $\tilde{\rho}_3 = [0.87 \ \ 1226 \ \ 1958 \ \ 2.97 \ \ 1043]^{\mathrm{T}}$.



(a) 参数整定$(\lambda_e = 0.8, \gamma_0 = 1.3, \alpha = 0.1)$



(b) 系统响应曲线

图 7 参数整定和系统响应曲线(初值为$\tilde{\rho}_0$)

Fig. 7 Controller parameters tuning and performance of the optimal controller with initials $\tilde{\rho}_0$

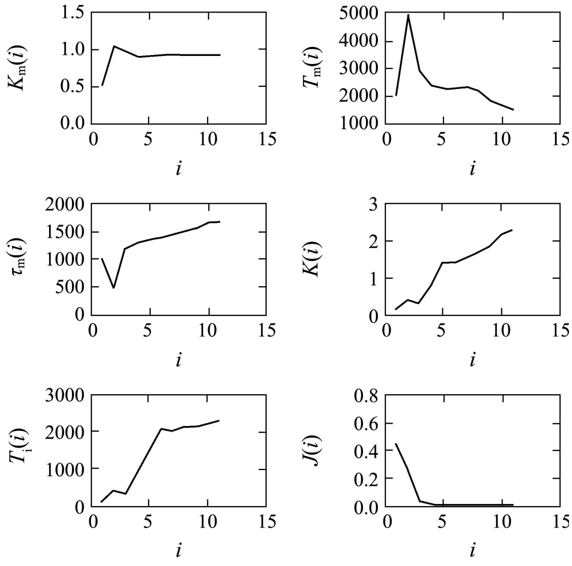
在时间$t = 1500$ s时在原有白噪声干扰的基础上再叠加一个单位阶跃干扰, 干扰通道对象取为在水厂测试到的一个流量通道模型除去大时滞的部分

$$G_0(s) = \frac{0.125}{1660s+1},$$

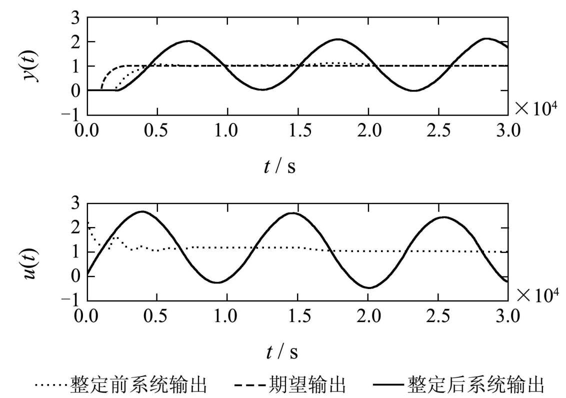
原模型为

$$G_0(s) = \frac{0.125}{1660s+1}\mathrm{e}^{-1380s}.$$

当取初值为$\rho_0 = [0.5 \ \ 2000 \ \ 1000 \ \ 0.1 \ \ 100]^{\mathrm{T}}$, 得到的仿真曲线如图8(a)和图8(b)所示, 整定结果为$\rho_{10} = [0.91 \ \ 1443 \ \ 1668 \ \ 2.28 \ \ 2303]^{\mathrm{T}}$. 仿真结果表明, 干扰为非零均值时, 性能指标及各个参数均保证收敛, 但T_m, τ_m收敛的精度会随着非零均值干扰的幅值增大而降低, 控制器参数也会随之调整, 但性能指标仍然可以收敛到极小值, 这时会以牺牲内部模型结构作为代价来使控制性能得到改善.



(a) 参数整定($\lambda_e = 0.8,\ \gamma_0 = 1.3,\ \alpha = 0.1$)



(b) 系统响应曲线

图 8 阶跃扰动影响下参数整定和系统响应曲线(初值为ρ_0)

Fig. 8 Performance of the optimal controller under additive step disturbance with ρ_0

4.4 实际应用的考虑(Practical consideration)

混凝投药过程是典型的非线性、慢时变过程. 在现场测试中发现, 加药量的增大或减小会使对象的特性有所变化; 进水流量的增大或者减小、进水浊度的变化也会导致扰动通道具有不同的特性. 基于以上的IFT数据驱动方法是闭环整定方法, 在实际的控制中可以以一定的频率(一定的数据长度)在线进行整定运算, 根据对象特性的改变对包括预估器参数和控制器参数作出更新, 可以保证系统的鲁棒性和自适应型. 还可以按照性能指标值(或误差值)的突变作为事件驱动, 进行间歇式的IFT数据驱动算法整定, 当性能指标达到要求后退出整定, 新的广义控制器投入运行, 直至事件驱动下次IFT的启动.

5 结论(Conclusion)

本文将改进的IFT算法与Smith预估控制相结合, 构成一种抗滞后的数据驱动直接控制器, 不需要事先建立系统模型, 完全依靠闭环数据对包括预估器在内的广义控制器进行参数整定, 控制算法简单, 易于实现, 明显地改善了大纯滞后系统的控制品质. 下一步将研究针对原水流量变化、原水浊度变化等干扰幅值较大的情况, 引入前馈控制结构, 对干扰中的静态趋势作一定估计后, 将其影响予以剔除后再运用IFT进行数据驱动算法. 这种基于IFT算法的数据驱动直接控制方法可望在混凝投药这样难以精确建模的工业过程控制中得到应用.

参考文献(References):

[1] 崔福义, 李圭白. 流动电流混凝投药控制技术在我国的应用[J]. 中国给水排水, 1999, 15(7): 24 – 26.
(CUI Fuyi, LI Guibai. Application of streaming current coagulation dosing control technology in our country[J]. *China Water & Wastewater*, 1999, 15(7): 24 – 26.)

[2] 白桦, 李圭白. 透光率脉动混凝投药模糊控制系统的试验研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(7): 792 – 794.
(BAI Hua, LI Guibai. Fuzzy control system for auto-coagulation control system based on fluctuation of transmitted light[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2003, 35(7): 792 – 794.)

[3] 白桦, 李圭白. 混凝投药智能控制系统实现方法的探讨[J]. 给水排水, 2003, 29(8): 81 – 83.
(BAI Hua, LI Guibai. Intelligent control of coagulant dosing[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2003, 29(8): 81 – 83.)

[4] 陈菊, 刘桂香, 朱学峰, 等. 无模型自适应控制器在自来水厂加药絮凝过程的控制研究[J]. 化工自动化及仪表, 2009, 36(4): 14 – 16.
(CHEN Ju, LIU Guixiang, ZHU Xuefeng, et al. Study on application of model free adaptive controller in water plant dosing coagulation process[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2009, 36(4): 14 – 16.)

[5] 陈菊, 刘桂香, 朱学峰. 自来水厂加药凝絮过程的智能控制研究[J]. 给水排水, 2009, 35(增刊): 463 – 466.
(CHEN Ju, LIU Guixiang, Zhu Xuefeng. Intelligent control in water supply coagulation dosing process[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2009, 35(Suppl): 463 – 466.)

[6] HJALMARSSON H, GEVERS M, GUNNARSSON S, et al. Iterative feedback tuning: theory and applications[J]. *IEEE Control Systems*, 1998, 18(4): 26 – 41.

[7] HJALMARSSON H. Control of nonlinear systems using iterative feedback tuning[C] //*Proceedings of the American Control Conference*. New York: IEEE, 1998, 6: 2083 – 2087.

[8] LEQUIN O, GEVERS M. Iterative feedback tuning of PID parameters: comparison with classical tuning rules[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(9): 1023 – 1033.

[9] BRUYNE F DE. Iterative feedback tuning for internal model controllers[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(9): 1043 – 1048.

[10] ROBBINS H, MONRO S. A stochastic approximation method[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1951, 22(3): 400 – 407.

[11] WARDI Y. A stochastic algorithm using one sample point per iteration and diminishing stepsizes[J]. *Journal of Optimization Theory and Application*, 1989, 61(3): 473 – 485.

[12] KAI-MING TSANG, AHMAD B RAD, WAI-LOK CHAN. Iterative feedback tuning for positive feedback time delay controller[J]. *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 2005, 3(4): 640 – 645

[13] TSANG K M, RAD A B, CHAN W L. Auto tuning positive feedback time delay controller for dead time processes[J]. *ISA Transactions*, 2002, 41(1): 51 – 56.

作者简介:

哀 微 (1979—), 女, 讲师, 博士, 目前研究方向为无模型控制、数据驱动控制等, E-mail: aiwei@scut.edu.cn;

朱学峰 (1940—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能检测与智能控制、图像处理及应用, E-mail: xfzhu@scut.edu.cn.