

一种基于参数辨识的迭代学习控制算法及应用^①

高冬垒¹, 刘登峰¹, 熊伟丽¹, 徐保国²

¹(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 无锡 214122)

²(江南大学 物联网工程学院自动化系, 无锡 214122)

摘 要: 针对间歇过程中模型参数变化的问题, 提出了一种基于遗忘因子最小二乘法辨识的迭代学习控制算法。迭代学习律的参数随模型参数变化而更新, 利用遗忘因子大大减小参数变化时“错误”数据对算法的影响, 使算法具有更强的自适应性。把这一算法应用于黄酒发酵过程, 提高了发酵过程的优化控制效果。仿真结果表明当模型参数随着批次变化时, 系统的跟踪性能得到了改进。

关键词: 迭代学习控制; 参数辨识; 带遗忘因子的最小二乘法; 黄酒发酵

Iteration Learning Control Algorithm with Parameter Identification and Application

GAO Dong-Lei¹, LIU Deng-Feng¹, XIONG Wei-Li¹, XU Bao-Guo²

¹(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry (Ministry of Education), Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

²(School of IoT Engineering, Dept. of Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: A new iteration learning control algorithm with parameter identification based on recursive least squares algorithm with a forgetting factor is proposed for model parameters changing in batch process. Parameters of the learning gain are updated as model parameters change. The forgetting factor greatly decreases the impact of wrong data, so the algorithm is more adaptive. Rice wine fermentation is optimized with the new algorithm. The simulation result indicates that the algorithm is much effective and can approach anticipant contrail with less iterative when the parameters update.

Key words: iteration learning control; parameter identification; recursive least squares algorithm with a forgetting factor; rice wine fermentation

迭代学习控制算法(ILC)不需要依赖动态系统的精确数学模型就可以使系统实际输出完全跟踪期望输出^[1]。少量的先验知识就可以使迭代学习控制得以实现, 并且重复运行次数越多控制精度越高, 因此在很多具有重复运行特性的被控对象中得到了应用。

迭代学习律是控制算法的重要部分, 当模型参数随批次变化时, 学习律的收敛性就难以保证^[2]。当模型参数变化时, 为确保系统能较快的收敛, 学习律的参数需随着参数变化更新。对于辨识模型中的参数, Campi, M.C.等提出了一种直接由试验迭代产生的输入输出数据辨识连续系统参数的方法^[3]。Eksioglu, E.M.等在用 RLS 自适应算法辨识系统时引

入了一个封闭解表达式来选择正则化参数, 这种凸正则化 RLS 算法在进行系统参数辨识时比常规 RLS 算法更具有优越性^[4]。本文以黄酒发酵过程为背景, 由于过程中采集到的数据多, 故辨识方法采用遗忘因子最小二乘法(FFRLS), 使得模型参数变化时, 学习律参数随之更新, 算法具有更高的自适应性, 仿真结果表明所提出的算法有效。

1 迭代学习控制算法

本文针对黄酒发酵过程批次稳定性差且存在参数变化的问题, 提出一种基于遗忘因子最小二乘法辨识的迭代学习控制策略, 结合间歇发酵过程重复运行的

① 基金项目:国家自然科学基金(30971089);中央高校基本科研业务费专项资金资助(JUSRP10927);

江苏省博士后基金项目:间歇发酵过程统计监控算法的研究(1101021B)

收稿时间:2011-09-15;收到修改稿时间:2011-11-07

特点,通过记忆学习的方式逐渐跟踪设定的工艺轨线,建立批次方向上的控制量迭代学习率,实现设定轨线的快速跟踪,不仅可以减少批次间黄酒质量的差异,还可以缩短发酵周期。因此将迭代学习控制算法引入黄酒发酵过程,作为一种优化控制的手段,将会在一定程度上提高发酵过程优化控制的效果。

对于如下形式的非线性系统:

$$\dot{x}_k(t) = f(x_k(t), u_k(t)) \quad (1)$$

$$y_k(t) = g(x_k(t), u_k(t)) \quad (2)$$

其中 $t \in [0, T]$, $x \in R_n$ 为系统状态, $u \in R_m$ 为系统输入, $y \in R_q$ 为系统输出, k 表示批次, $f: R_n \times R_m \rightarrow R_n$ 和 $g: R_n \times R_m \rightarrow R_q$ 均为非线性函数。

采用迭代学习控制算法,选用自适应的迭代学习律:

$$U_{k+1} = U_k + K_{k+1} e_k \quad (3)$$

其中, e_k 是系统第 k 次的跟踪误差:

$$e_k = Y_d - Y_k \quad (4)$$

K_{k+1} 是学习增益:

$$K_{k+1} = [G_{k+1}^T Q G_{k+1} + R]^{-1} Q G_{k+1} \quad (5)$$

Q 和 R 均为正定对称矩阵,实际中根据不同情况具体选取。 G_{k+1} 是 LTVP 模型的参数,见 3.1 节。

从式(5)可看出,当模型参数 G_{k+1} 发生变化时,学习律参数 K_{k+1} 会跟着变化,体现了此算法的自适应性。

2 带遗忘因子最小二乘法

本文采用带遗忘因子最小二乘法辨识模型参数 G_{k+1} 。

由文献[5]得,对于如下方程求解

$$y = Ax + b \quad (6)$$

其中 $y \in R_{n \times 1}$ 为因变量, $x \in R_{m \times 1}$ 为待求自变量, $A \in R_{n \times m}$ 为矩阵, $b \in R_{n \times 1}$ 表示均值为 0 的随机噪声向量,

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

递推最小二乘法(RLS)的公式如下:

$$\hat{x}(n) = \hat{x}(n-1) + L(n)[y(n) - a(n)\hat{x}(n-1)] \quad (8)$$

$$P^{-1}(n) = P^{-1}(n-1) + a^T(n)a(n) \quad (9)$$

$$L(n) = P(n-1)a^T(n)[a(n)P(n-1)a^T(n) + 1]^{-1} \quad (10)$$

$$P(n) = [I - L(n)a(n)]P(n-1) \quad (11)$$

其中 $\hat{x}(n)$ 为第 n 次的估计值, $L(n)$ 为增益向量, $P(n)$ 称为协方差矩阵。

由式(8)可知,当 n 很大时,修正项 $\Delta \hat{x}(n) = L(n)[y(n) - a(n)\hat{x}(n-1)] \rightarrow 0$, 几乎对 $\hat{x}(n-1)$ 没有修正能力,这种现象称为“数据饱和”。即随着时间推移,采集到的数据越来越多,新数据提供的信息淹没在旧数据中,特别是对时变参数系统,待估计的系统参数是时变的,要是算法跟踪时变参数,就不能让 $P(n) \rightarrow 0$ 。因此在式(9)中引入遗忘因子 λ ($0 < \lambda < 1$), 得到:

$$P^{-1}(n) = \lambda P^{-1}(n-1) + a^T(n)a(n) \quad (12)$$

由此可知,当 $n \rightarrow \infty$, $P(n)$ 不趋于零,克服了数据饱和现象。

推导得出带遗忘因子的递推最小二乘法的公式如下:

$$\hat{x}(n) = \hat{x}(n-1) + L(n)[y(n) - a(n)\hat{x}(n-1)] \quad (13)$$

$$L(n) = P(n-1)a^T(n)[a(n)P(n-1)a^T(n) + \lambda]^{-1} \quad (14)$$

$$P(n) = \frac{1}{\lambda} [I - L(n)a(n)]P(n-1) \quad (15)$$

式中, $0 < \lambda < 1$ 。当 $\lambda = 1$ 时, FFRLS 就是 RLS。遗忘因子越小,算法跟踪能力越强,但参数估计波动越大;遗忘因子越大,算法跟踪时变参数的能力越弱。

3 基于带遗忘因子最小二乘法的参数辨识

当模型参数发生变化时,学习律的收敛问题难以得到保证,可能导致控制效果变差,因为模型参数的变化可能导致系统的不稳定。当模型不确定性发生时,线性时变(LTVP)模型^[6]可以通过算法更新,从而保证模型参数缓慢或突然发生变化时,LTVP 模型的参数也跟着改变。

3.1 参数辨识方法描述

对(1)、(2)描述的非线性系统,其 LTVP 模型为:

$$\Delta y_{k+1}(t) = g_{k+1}(t)\Delta U_{k+1}(t) + w_{k+1}(t) \quad (16)$$

矩阵形式为:

$$\Delta Y_{k+1}(t) = G_{k+1}(t)\Delta U_{k+1}(t) + w_{k+1}(t) \quad (17)$$

式中,

$$\Delta y_{k+1}(t) = y_{k+1}(t) - y_k(t) \quad (18)$$

$$\Delta U_{k+1}(t) = U_{k+1}(t) - U_k(t) \quad (19)$$

w_{k+1} 为模型误差。

本文用 FFRLS 辨识式(17)中的 G_{k+1} , 根据历史数据 ΔU_{k+1} 和 ΔY_{k+1} , 将式(13)和式(17)对应, 可得:

$$\hat{G}_{k+1} = [\hat{g}_{k+1}^T(1) \quad \hat{g}_{k+1}^T(2) \quad \dots \quad \hat{g}_{k+1}^T(N)]^T \quad (20)$$

$$\hat{g}_{k+1}^T(t) = \hat{g}_k^T(t) + L(k+1)[\Delta y_{k+1}(t) - \Delta U_{k+1}^T(t)\hat{g}_k^T(t)] \quad (21)$$

$$L(k+1) = P(k)\Delta U_{k+1}(t)[\Delta U_{k+1}^T(t)P(k)\Delta U_{k+1}(t) + \lambda]^{-1} \quad (22)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda}[I - L(k+1)\Delta U_{k+1}^T(t)]P(k) \quad (23)$$

文献[7]证明了算法的收敛性。

3.2 算法步骤

综上所述，本文提出的基于遗忘因子最小二乘法辨识的迭代学习控制算法步骤如下：

(1) 假设系统当前批次为 $k+1$ ，在此之前系统已经运行了 k 个批次，并且可以得到这 k 个批次的历史输入输出数据，同时有系统的参考轨迹 Y_d ，选定正定矩阵 Q 和 R ；

(2) 根据输出数据 Y_k 以及参考轨迹 Y_d 计算跟踪误差 e_k ；

(3) 根据输入输出数据 U_k 和 Y_k 计算 $\Delta U_k = U_k - U_{k-1}$ ， $\Delta Y_k = Y_k - Y_{k-1}$ ；

(4) 根据模型参数辨识算法(21)计算更新的 LTVP 模型参数 G_{k+1} ；

(5) 根据式(5)和学习律公式(3)计算学习增益矩阵 K_{k+1} 和当前批次的输入 U_{k+1} ；

(6) 将输入 U_{k+1} 作用于过程得到输出 Y_{k+1} ；

(7) 令 $k=k+1$ ，判断是否到达最大批次，若是则停止运行；若否则返回步骤(2)重复上述计算。

算法流程图如图 1 所示。

4 仿真结果与分析

本文选用黄酒发酵的前发酵过程作为仿真对象，这是一个非线性过程，通过控制发酵罐温度来控制发酵反应速度，以温度作为控制变量，说明算法的有效性。控制对象的传递函数近似为：

$$G(s) = \frac{T_2}{T_1 s + 1} e^{-T_3 s} \quad (24)$$

期望轨迹由经验得出，在古越龙山绍兴酒股份有限公司采集记录了发酵过程中 10 个批次下不同温度轨迹下的历史数据。ILC 算法的参数设置为： $Q=I$ ， $R=0.02I$ ，遗忘因子 $\lambda=0.9$ 。传递函数的参数设置分别

为： $T_1=45$ ， $T_2=7$ ， $T_3=-1.5$ ，LTVP 模型参数 G_{k+1} 由式(21)辨识得到。

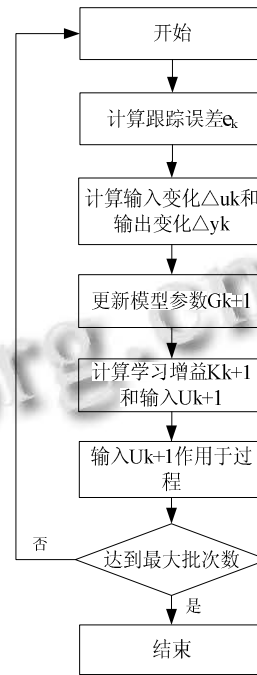


图 1 算法流程图

图 2 比较了模型参数 G 不变和 LTVP 模型下，分别用 RLS 和 FFRLS 辨识参数，本文提出的迭代学习算法的控制效果，分别用“.”“+”“*”三条曲线表示。可以看出，在 6 个批次的学习后，跟踪误差已经收敛到较小的值。在前几个批次中，三种情况相比，LTVP 模型下的跟踪误差收敛速度更快，因为用 RLS 和 FFRLS 辨识得到的模型更准确。由于 FFRLS 方法中遗忘因子的存在，参数辨识有波动，所以误差收敛速度比 RLS 方法略慢。

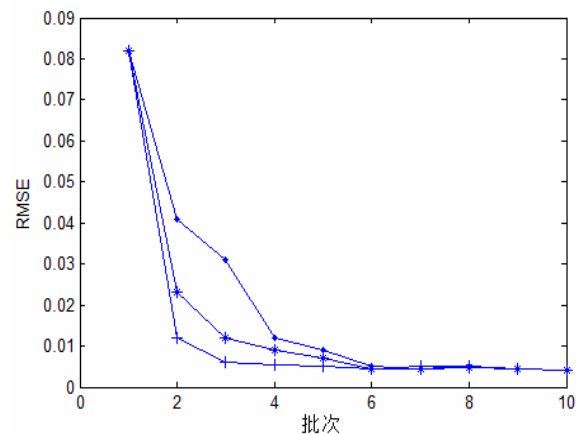


图 2 跟踪误差收敛图

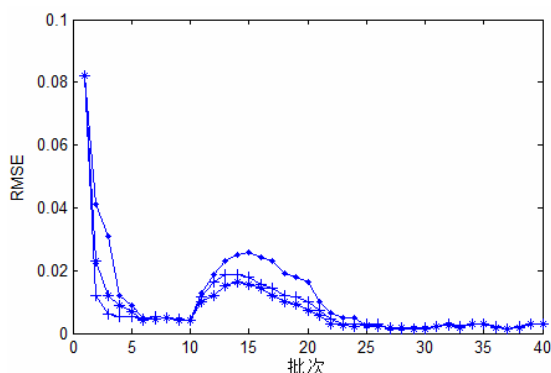


图3 跟踪误差收敛图

模型参数发生变化通过改变批次间的参数来仿真。假设参数 T_2 在第 10 到第 20 个批次间发生变化，每个批次结束后增加 0.5。将模型参数 G 不变时和 LTVP 模型下的迭代学习算法进行比较，如图 3 所示，“.” “+” “*” 三条曲线分别表示 G 不变、RLS 方法辨识参数和 FFRLS 方法辨识参数下的跟踪误差。可以看出，在第 10 个批次后开始变化时，跟踪误差能保持在一个较小的值内，在第 20 个批次后，模型参数停止变化，三种情况的跟踪误差都开始收敛，但 FFRLS 能更准确的辨识 LTVP 模型，所以它的跟踪误差在收敛过程中最小。原因是模型参数发生变化时，遗忘因子能大大减小以前的“错误”数据对算法的影响，具有更高的自适应性。

5 结论

本文将迭代学习控制方法应用于黄酒发酵过程的温度控制中，用于解决过程中模型参数变化的控制问题。学习律中的参数由 FFRLS 方法辨识得到，仿真结

果证明了算法的有效性，并且与 RLS 方法进行了比较。在模型参数发生变化的情况下，FFRLS 方法比 RLS 方法有更高的自适应性。

本项目组研发的黄酒发酵自动化智能控制系统已在浙江古越龙山绍兴酒股份有限公司投入使用，运行稳定可靠，并且在 2011 年 4 月通过了教育部鉴定。

参考文献

- 1 孙明轩,黄宝健.迭代学习控制.北京:国防工业出版社,1999.
- 2 于少娟,齐向东,吴聚华.迭代学习控制理论及应用.北京:机械工业出版社,2005:32.
- 3 Campi MC, Sugie T, Sakai F. An Iterative Identification Method for Linear Continuous-Time Systems. *Automatic Control, IEEE Trans. on*, 2008,53(7):1661-1669.
- 4 Eksioglu EM, Tanc AK. RLS Algorithm With Convex Regularization. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2011,18(8):470-473.
- 5 Yixin Xu, Zhihua Xiong. An Optimal Adaptive Iterative Learning Control in Nonlinear Systems Using Perturbation Model. *Proc. of the International Conference on Information Computing and Automation(ICICA'2007)*. Chengdu, China, Dec 20-22, 2007,1:11-14.
- 6 Xiong Zhi-huang, Zhang Jie, Dong Jin. Optimal Iterative Learning Control for Batch Processes Based on Linear Time-varying Perturbation Model. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2008,16(2):235-240.
- 7 丁锋,萧德云,丁韬.时变系统遗忘因子最小二乘法的有界性收敛性. *控制理论与应用*,2002,19(3):423-427.

(上接第 90 页)

- 2 王玉标,文俊浩,赵瑞锋,饶锡如.基于 Web 服务的异构数据库共享及同步机制. *计算机工程与设计*,2009,30(24):5774-5777.
- 3 Bruce Snyder, Dejan Bosanac, Rob Davies. *Active MQ In Action*. Manning Publications, 2011:23-48.
- 4 Pensri Amornsriphachai. Translating XML Update Language into SQL. *Journal of Computing and Information Technology*, 2006,2:81-100.
- 5 Cory Isaacson. 多核应用架构关键技术——软件管道与 SOA.吴众欣译,北京:机械工业出版社,2010.
- 6 刘大玮,刘瑞虹.基于 WSE 和消息队列的异步 Web 服务研

究及实现. *计算机工程*,2010,33(8):127-129.

- 7 Baoan Li. Research and Application of SOA Standards in the Integration on Web Services. 2010 Second International Workshop on Education Technology and Computer Science, 2010,199:492-495.
- 8 周晓强. Web 服务异步调用模型的研究与实现. *武汉理工大学*,2009.
- 9 Feifei Tao. Research of Cross-platform Intersystem Integration Technology Based on SOA. 2010 International Conference on Future Information Technology and Management Engineering, 2010,1:386-389.