

文章编号: 1000-8152(2002)01-0073-07

非线性工业过程控制系统的迭代学习控制与收敛性分析*

阮小娥¹ 万百五² 高红霞²

(1. 西安交通大学理学院·西安, 710049; 2. 西安交通大学系统工程研究所·西安, 710049)

摘要: 基于工业过程稳态优化中递阶控制结构和线性工业过程控制系统中的迭代学习控制规律, 本文对饱和非线性工业过程控制系统和变增益非线性工业过程控制系统施行迭代学习控制, 分别给出加权 PD-型闭环迭代学习控制算法和加权幂型开闭环迭代学习控制算法, 提出了期望目标轨线的 δ -可达性和迭代学习算法的 ϵ -收敛性的概念. 利用 Bellman-Gronwall 不等式和 λ -范数理论, 论证了算法的收敛性. 数字仿真表明, 迭代学习控制能有效改善非线性工业控制系统在稳态优化时的动态品质.

关键词: 迭代学习控制; 非线性工业过程; 稳态优化; 可达性; 收敛性

文献标识码: A

The Iterative Learning Control and Convergence Analysis for Nonlinear Industrial Process Control Systems

RUAN Xiao'e¹, WAN Baiwu² and GAO Hongxia²

(1. Faculty of Science, Xi'an Jiaotong University · Xi'an, 710049, P. R. China;

2. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University · Xi'an, 710049, P. R. China)

Abstract: Based on hierarchical control structure in steady-state optimization of industrial processes and iterative learning control law for linear industrial process control systems, the iterative learning control is applied to saturated nonlinear industrial control systems and nonlinear industrial control systems with changing gains, the weighted PD-type closed-loop iterative learning control algorithm and weighted power-type open-closed-loop iterative learning algorithm are discussed respectively. The definitions of δ -reachability of objective trajectory and ϵ -convergence of the iterative learning control algorithm are suggested. By means of Bellman-Gronwall inequality and λ -norm theory, the convergence of the algorithms is also proved. The numerical simulation shows that the iterative learning control can remarkably improve the dynamic performance of industrial control systems in steady-state optimizing.

Key words: iterative learning control; nonlinear industrial processes; steady-state optimization; reachability; convergence

1 引言 (Introduction)

迭代学习控制是首先由日本学者 S. Arimoto 等人于 20 世纪 80 年代系统地提出的一种具有学习记忆功能的高级控制方法, 它基于前次迭代时的输出动态信息和事先给定的目标轨线, 运用比较简单的学习算法, 修正控制输入, 以使被控系统的输出高精度跟踪理想轨线. S. Arimoto 等人的工作在迭代学习控制理论的发展过程中是一个里程碑, 为该理论的研究、发展和应用开辟了广阔的前景, 而且引起了控制界同行的极大关注. 大量的参考文献表明, 在机器人控制场合, 其要解决的问题是对于机械手的控制, 可以进行若干次连续重复同一轨线的尝试, 通过迭

代学习修正控制律, 达到满意的控制效果^[1,2]. 其控制算法基本上是开环或闭环 PID 型的. 即本次迭代时的控制输入是前一次的控制输入加上修正项—理想轨线与实际输出的误差及其导数和积分. 算法的收敛性的证明是间接的方法. 即研究控制输入与理想输入的误差趋向于零的变化趋势, 从而得出实际输出跟踪理想轨线的变化趋势.

在工业过程控制系统中, 由于原材料的改变, 设备和触媒的老化以及环境的改变等原因, 工业过程控制器设定不能一直维持在某一工况. 为了提高产品的产量与质量, 必须对工业过程进行稳态优化. 在稳态优化进程中, 由于模型与实际的差异, 控制系

* 基金项目: 工业控制技术国家实验室开放课题基金(K97M02), 西安交通大学科研基金(0900-573026)资助项目.

收稿日期: 1999-10-12; 收修改稿日期: 2001-06-25.

统优化层基于模型的优化解常常不是实际控制系统的最优解.这时必须将实际控制系统的输出稳态信息反馈至控制系统优化层,优化层根据性能指标利用一定的优化算法寻求最优控制器设定值^[3],一般需要经过8~10次在线迭代而获得最优控制器设定值.每次迭代求出的设定值都只能逐步加到实际工业过程控制系统上,以防止系统的强烈振荡甚至失稳.而每次实际系统的稳态信息必须等到控制系统的过渡过程结束后才能测量.在实际工业过程控制系统中,由于工业过程的复杂性以及控制设备性能或控制对象的特性反映在控制系统中则表现为存在各种非线性环节,如饱和和非线性以及变增益非线性等,在大多数情况下,非线性环节使由线性PID控制器控制时控制系统的动态品质不是很理想,如超调过大或过渡时间长或响应速度慢,经典的PID控制器要对这些动态指标作适当折衷.这样就大大延长了优化进程^[3].有的工业过程(如四川某石油化工厂)由于稳态优化进程过于缓慢,只能对部分生产过程进行优化,这就大大影响生产效率.因此,如何加快工业过程稳态优化进程是过程控制中需要解决的实际问题.

由于工业过程稳态优化进程可看作是周期运行的而控制器设定值幅值不等(非重复性)的一系列控制过程,因此迭代学习控制作为一种具有学习能力的高级控制方法,很有必要结合工业过程控制进行广泛深入地研究,并应用到过程控制中去.这方面已有一些研究,但仅限于周期运行的批量生产过程为对象,其研究方法和所要解决的问题完全雷同于机器人控制^[4,5],即重复学习同一轨线.

本文在文[6~9]对具有控制器设定值多次改变的线性工业过程稳态优化进程中施行迭代学习控制的研究基础上,对饱和和非线性(执行机构如调节阀等)工业过程和变增益非线性(前置放大器)工业过程的稳态优化进程(即控制系统)施行迭代学习控制,以减小非线性环节的不利影响,进一步改善系统的动态品质,如抑制超调,缩短过渡时间,加快响应速度等.使其过渡进程按照期望的理想轨线运行.

2 系统的动态描述和算法(Dynamic description and algorithms of system)

本文首先考虑饱和和非线性的稳定工业控制系统(其结构图如图1中虚线框所示)和简单变增益非线性工业控制系统(其结构图如图2中虚线框所示).其中PID控制器传递函数

$$G_c(s) = (K_i + K_p s + K_d s^2)/s,$$

受控过程传递函数为

$$G(s) = K_g/(T_g s^2 + s).$$

图1和图2中虚框所示控制系统状态方程描述为(详细推导请见附录):

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Br(t) + D\eta(t), \\ y(t) = Cx(t), \\ y(0) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

式中 $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 为状态向量, $r(t) \in \mathbb{R}$ 为控制输入, $y(t) \in \mathbb{R}$ 为系统输出. A, B, C, D 是具有相应维数的矩阵, $\eta(t)$ 视作有界扰动量.

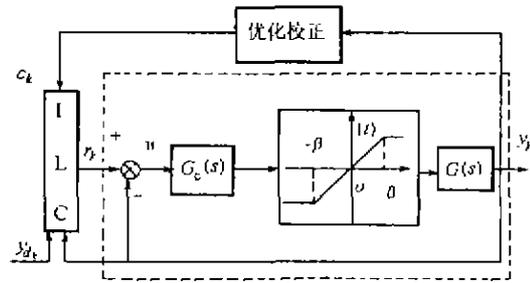


图1 饱和非线性工业控制系统

Fig. 1 Saturated nonlinear industrial control systems

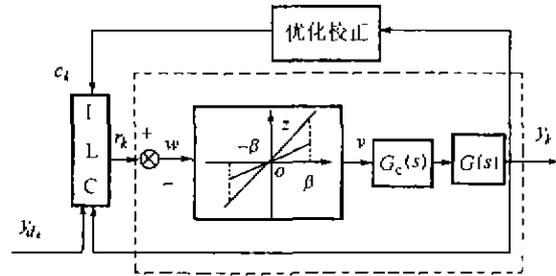


图2 简单变增益非线性工业控制系统

Fig. 2 Nonlinear industrial control systems with simple changing gains

设在工业过程稳态优化进程中,优化层产生不等的设定值阶跃变化序列,其幅值为 $c_1, c_2, \dots, c_k, \dots$. 采用基于微计算机的迭代控制单元ILC,对应于每一 c_k ,对工业控制系统施行迭代学习控制.本文给出加权PD-型闭环算法:

$$r_k(t) = \alpha_k r_{k-1}(t) + \Gamma_p e_k(t) + \Gamma_d \dot{e}_k(t). \quad (2)$$

式中 $\alpha_k = c_k/c_{k-1}$ 为加权系数, Γ_p, Γ_d 分别为比例和微分学习增益. $e_k(t) = y_d(t) - y_k(t)$, 这里 $y_d(t)$ 为具有良好动态品质的理想轨线(目标轨线), $r_k(t)$ 为增加迭代学习控制单元后第 k 次迭代时的控制输入.即第 k 次迭代时的控制输入是第 $k-1$ 次的控制输入的加权加上修正项——第 k 次的目标轨线与实际输出的误差及其导数,目的使得控制系统的过渡进程按照期望的理想轨线运行.相应的迭代学习

控制结构如图 1 和图 2 所示. 对应于每一 c_k , 施行迭代学习控制后系统动态响应方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = Ax_k(t) + Br_k(t) + D\eta_k(t), \\ y_k(t) = Cx_k(t). \end{cases} \quad (3)$$

其中 $r_k(t)$ 由算法(2)确定.

其次本文还讨论复杂变增益非线性工业控制系统的迭代学习控制, 其控制结构图如图 3 所示:

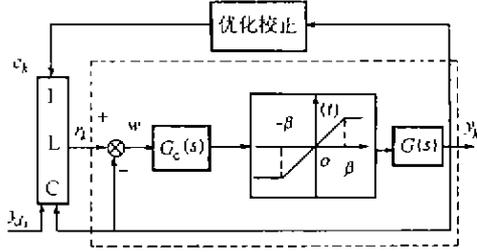


图 3 复杂变增益非线性工业控制系统

Fig 3 Nonlinear industrial control systems with complex changing gains

设图 3 所示控制系统的非线性环节(前置放大器或传感器)具有解析表达式: $z = v^a, a > 0, a \neq 1$. 其动态方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bv^a(t), \\ y(t) = Cx(t), \\ v(t) = r(t) - y(t). \end{cases} \quad (4)$$

对应于第 k 次设定值改变值 c_k , 施行迭代学习后系统的动态响应方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = Ax_k(t) + B(r_k(t) - y_k(t))^a, \\ y_k(t) = Cx_k(t). \end{cases} \quad (5)$$

其中 $r_k(t)$ 由下面所给的加权幂型闭环学习算法确定:

$$r_k(t) = y_k(t) + (\alpha_k(r_{k-1}(t) - y_{k-1}(t)))^a + \alpha_k \Gamma_d e_{k-1}(t))^{1/a}. \quad (6)$$

式中 $\alpha_k = c_k/c_{k-1}$ 为加权系数, Γ_d 为微分学习增益. $e_{k-1}(t) = y_{d_{k-1}}(t) - y_{k-1}(t)$, 这里 $y_{d_{k-1}}(t)$ 为具有良好动态品质的理想轨线(目标轨线), $y_k(t)$ 为增加迭代学习控制单元后第 k 次迭代时的控制输入. 即第 k 次迭代时的控制输入与实际输出的差值是第 $k-1$ 次的控制输入与实际输出的差值的加权的幂加上修正项——第 $k-1$ 次的目标轨线与实际输出的误差的加权的幂, 目的使得控制系统的过渡进程按照期望的理想轨线运行.

3 算法收敛性证明 (Convergence proof of algorithms)

在机器人控制中, 目标轨线一般是一条稳态运动曲线. 而在本文中, 为了改善系统的动态品质, 我

们选择的目标轨线是一段暂态曲线. 对于不光滑的非线性工业过程控制系统施行迭代学习控制, 即使经过多次迭代也不能使系统的暂态曲线与目标轨线完全重合, 与此同时迭代学习算法也不是绝对收敛的. 为此我们给出下列定义:

定义 1^[6] 各次迭代的目标轨线 $y_{d_k}(t)$ 这样选取, 若对应于设定点 c_1 的目标轨线选定为 $y_{d_1}(t)$, 则对应于设定点 c_k 的目标轨线 $y_{d_k}(t) = \frac{c_k}{c_{k-1}} y_{d_{k-1}}(t)$, ($k = 2, 3, \dots$).

定义 2 系统的目标轨线 $y_d(t)$ (也即 $y_{d_k}(t)$) 说是 δ -可达的是指存在输入 $r_k(t)$ 使得输出轨线 $y_k(t)$ 满足 $|y_k(t) - y_{d_k}(t)| < \delta, t \in [0, T]$, δ 为一适当小正数, T 为调节时间.

定义 3 算法关于系统是 ϵ -收敛的是指随着迭代次数的增加, 系统的输出轨线 $y_k(t)$ 能接近目标轨线 $y_d(t)$ (即 $y_{d_k}(t)$), 即当 $k \rightarrow \infty$ 时, $|y_{d_k}(t) - y_k(t)| < \epsilon, t \in [0, T]$, ϵ 为一适当小正数.

定义 4 设有映射 $z(t): [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$, 称 $\sup_{t \in [0, T]} e^{-\lambda t} \|z(t)\|$ 为 $z(t)$ 的 λ 范数. 记为 $\|z\|_\lambda$, 其中 $\lambda > 0, \|z(t)\|$ 是向量范数.

引理 (Bellman-Gronwall 不等式推广) 设 $f(t), g(t)$ 为定义于区间 $[a, b]$ 上的非负连续函数. 若存在 $\delta \geq 0, r \geq 0$, 使得:

$$f(t) \leq \delta + \int_a^t f(s) ds + \int_a^t g(s) ds,$$

$$\text{则 } f(t) \leq \delta e^{r(t-a)} + \int_a^t e^{r(t-s)} g(s) ds.$$

关于算法的收敛性有如下结论:

定理 1 给定非线性控制系统(1), 基于闭环算法(2), 施行迭代学习控制. 假设目标轨线 $y_{d_k}(t)$ 连续可导且 δ -可达, 如果学习增益 Γ_d 满足 $\rho = |1 + CBF_d|^{-1} < 1$, 则算法(2)关于系统(1)是 ϵ -收敛的.

证 因为

$$\begin{aligned} e_k &= \dot{y}_{d_k} - \dot{y}_k = \\ &= \alpha_k \dot{y}_{d_{k-1}} - \alpha_k \dot{y}_{k-1} + \alpha_k \dot{y}_{k-1} - \dot{y}_k = \\ &= \alpha_k e_{k-1}(t) + C(\alpha_k \dot{x}_{k-1} - \dot{x}_k) = \\ &= \alpha_k e_{k-1} + C(\alpha_k Ax_{k-1} + \alpha_k Br_{k-1} + \alpha_k D\eta_{k-1}) - \\ &= C(Ax_k + Br_k + D\eta_k) = \\ &= \alpha_k e_{k-1} + C(\alpha_k Ax_{k-1} - Ax_k) - CBF_d e_k - \\ &= CBF_d e_k + CD(\alpha_k \eta_{k-1} - \eta_k), \end{aligned}$$

整理得:

$$(1 + CBF_d)e_k =$$

$\alpha_k e_{k-1} + C(\alpha_k Ax_{k-1} - Ax_k) + C(\alpha_k D\eta_{k-1} - D\eta_k - B\Gamma_p e_k)$,
即

$$e_k = \alpha_k (1 + CB\Gamma_d)^{-1} e_{k-1} - (1 + CB\Gamma_d)^{-1} C \Delta(t). \quad (7)$$

其中

$$\Delta(t) \triangleq Ax_k - \alpha_k Ax_{k-1} + D\eta_k - \alpha_k D\eta_{k-1} + B\Gamma_p e_k.$$

以下对 $\Delta(t)$ 进行估计,由式(3)可得

$$x_k(t) = \int_0^t \dot{x}_k(s) ds = \int_0^t [Ax_k(s) + Br_k(s) + D\eta_k(s)] ds, \quad (8)$$

从而

$$\begin{aligned} \Delta(t) &= \int_0^t A[Ax_k(s) + Br_k(s) + D\eta_k(s)] ds - \\ &\int_0^t \alpha_k A[Ax_{k-1}(s) + Br_{k-1}(s) + D\eta_{k-1}(s)] ds + \\ &D[\eta_k(t) - \alpha_k \eta_{k-1}(t)] + B\Gamma_p e_k(t) = \\ &\int_0^t A\Delta(s) ds + \int_0^t [AB\Gamma_d + B\Gamma_p] e_k(s) ds + \\ &D[\eta_k(t) - \alpha_k \eta_{k-1}(t)]. \end{aligned} \quad (9)$$

对式(9)两边同时取范数,得:

$$\begin{aligned} \|\Delta(t)\| &\leq \\ &\|D\| \|\eta_k(t) - \alpha_k \eta_{k-1}(t)\| + \int_0^t \|A\| \|\Delta(s)\| ds + \\ &\|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\| \int_0^t \|e_k(s)\| ds. \end{aligned} \quad (10)$$

记:

$$\delta_1 = \|D\| \|\eta_k(t) - \alpha_k \eta_{k-1}(t)\|,$$

并对式(10)应用 Bellman-Gronwall 不等式,得:

$$\begin{aligned} \|\Delta(t)\| &\leq \\ &\delta_1 e^{\|A\|t} + \|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|e_k(s)\| ds. \end{aligned} \quad (11)$$

对式(7)两边同时取范数,得:

$$\begin{aligned} \|e_k\| &= |\alpha_k| \|(1 + CB\Gamma_d)^{-1}\| \|e_{k-1}\| + \\ &\|(1 + CB\Gamma_d)^{-1}\| \|C\| \|\Delta(t)\|. \end{aligned} \quad (12)$$

代式(11)入式(12),得:

$$\begin{aligned} \|e_k\| &= |\alpha_k| \|(1 + CB\Gamma_d)^{-1}\| \|e_{k-1}\| + \\ &\|(1 + CB\Gamma_d)^{-1}\| \|C\| \delta_1 e^{\|A\|t} + \\ &\|(1 + CB\Gamma_d)^{-1}\| \|C\| \|AB\Gamma_d + \\ &B\Gamma_p\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|e_k(s)\| ds. \end{aligned} \quad (13)$$

记:

$$\rho = \|1 + CB\Gamma_d\|^{-1}, \quad \xi_1 = \rho \|C\| \|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\|,$$

选取充分大的 λ 使得 $\lambda > \|A\|$, 并对式(13)两边同时取 λ 范数得:

$$\begin{aligned} \|e_k\|_\lambda &\leq |\alpha_k| \rho \|e_{k-1}\|_\lambda + \|C\| \rho \delta_1 e^{(\|A\|-\lambda)t} + \\ &\xi_1 \|e_k\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^t e^{(\|A\|-\lambda)(t-s)} ds \leq \\ &\|C\| \rho \delta_1 e^{(\|A\|-\lambda)t} + |\alpha_k| \rho \|e_{k-1}\|_\lambda + \\ &\|e_k\|_\lambda \xi_1 \frac{1 - e^{(\|A\|-\lambda)T}}{\lambda - \|A\|}. \end{aligned} \quad (14)$$

记: $M_1 = 1 - \xi_1 \frac{1 - e^{(\|A\|-\lambda)T}}{\lambda - \|A\|}$, 从 M_1 的表达式可以看出, $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} M_1 = 1$, 因此只要 $\rho < 1$, 选取充分大的

$\lambda > \|A\|$ 可使得: $\bar{\rho} = \frac{\rho}{M_1} < 1$, 从而由式(14)可得:

$$\|e_k\|_\lambda \leq \bar{\rho} |\alpha_k| \|e_{k-1}\|_\lambda + \bar{\rho} \|C\| \delta_1. \quad (15)$$

根据工业过程实际背景,对所有 k 不妨设 $|\alpha_k| < \alpha$, 从而由式(15)可得:

$$\|e_k\|_\lambda \leq \bar{\rho}^k \alpha \|e_1\|_\lambda + \frac{\bar{\rho} - \bar{\rho}^k}{1 - \bar{\rho}} \alpha \|C\| \delta_1.$$

因此,只要学习增益 Γ_d 使得 $\rho = \|1 + CB\Gamma_d\|^{-1}$ 充分小($\rho < 1$), 从而 $\bar{\rho}$ 也充分小, 则当 $k \rightarrow \infty$ 时就有

$$\|e_k\|_\lambda \leq \frac{\bar{\rho}}{1 - \bar{\rho}} \alpha \|C\| \delta_1.$$

又因为 $e_k(0) = 0, t \in [0, T]$ (T 为过渡时间), 由

$$e_k(t) = e_k(0) + \int_0^t \dot{e}_k(s) ds = \int_0^t \dot{e}_k(s) ds,$$

得 $\|e_k(t)\| \leq \int_0^t \|\dot{e}_k(s)\| ds$,

从而

$$\begin{aligned} \|e_k\|_\lambda &\leq \sup_{t \in [0, T]} (e^{-\lambda t} \int_0^t \|\dot{e}_k(s)\| ds) \leq \\ &\|e_k\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^t e^{\lambda(t-s)} ds = \\ &\|e_k\|_\lambda \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda} < \varepsilon. \end{aligned}$$

证毕.

从以上表达式可以看出,系统(3)的输出 $y_k(t)$ 接近目标轨线 $y_{d_k}(t)$ 的程度由 δ_1 决定, 即由扰动量 $\eta_k(t)$ 的上界决定, 扰动量 $\eta_k(t)$ 的上界 l 愈小, $y_k(t)$ 愈接近目标轨线 $y_{d_k}(t)$.

定理 2 给定具有复杂幂型非线性控制系统(4), 基于加权幂型开环算法(6), 施行迭代学习控制. 假设目标轨线 $y_{d_k}(t)$ 连续可导且可达, 如果学习增益 Γ_d 满足 $\rho = \|1 + CB\Gamma_d\| < 1$, 则算法(6)关于系统(4)是收敛的.

证

$$e_k = \dot{y}_d - \dot{y}_k =$$

$$\begin{aligned} & \alpha_k \dot{y}_{d_{k-1}} - \alpha_k \dot{y}_{k-1} + \alpha_k y_{k-1} - \dot{y}_k = \\ & \alpha_k e_{k+1} + C(\alpha_k \dot{x}_{k-1} - \dot{x}_k) = \\ & \alpha_k e_{k-1} - C[Ax_k + B(r_k - y_k)^a] + \\ & C[\alpha_k Ax_{k-1} + \alpha_k B(r_{k-1} - y_{k-1})^a]. \end{aligned} \quad (16)$$

由算法(6)可得:

$$(r_k - y_k)^a = \alpha_k (r_{k-1} - y_{k-1})^a + \alpha_k \Gamma_d e_{k-1}. \quad (17)$$

代式(17)入式(16)得:

$$\begin{aligned} e_k &= \alpha_k e_{k-1} + C(\alpha_k Ax_{k-1} - Ax_k) - \alpha_k CB\Gamma_d e_{k-1} = \\ & \alpha_k (1 - CB\Gamma_d) e_{k-1} + CA(\alpha_k x_{k-1} - x_k). \end{aligned} \quad (18)$$

由动态方程(5)可得

$$\begin{aligned} & \alpha_k x_{k-1} - x_k = \\ & \int_0^t A(\alpha_k x_{k-1} - x_k) ds + \\ & B \int_0^t [(\alpha_k (r_{k-1} - y_{k-1}))^a - (r_k - y_k)^a] ds = \\ & \int_0^t A(\alpha_k x_{k-1} - x_k) ds + \alpha_k B\Gamma_d \int_0^t e_{k-1}(s) ds. \end{aligned} \quad (19)$$

对式(19)两边取范数并应用推广的 Bellman-Gronwall 不等式得

$$\begin{aligned} & \|\alpha_k x_{k-1} - x_k\| = \\ & |\alpha_k| \|B\Gamma_d\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|e_{k-1}(s)\| ds. \end{aligned} \quad (20)$$

对式(18)两边同时取范数并代入式(20)可得

$$\begin{aligned} & \|e_k\| \leq \\ & |\alpha_k| \|1 - CB\Gamma_d\| \|e_{k-1}\| + \\ & |\alpha_k| \|CA\| \|B\Gamma_d\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|e_{k-1}(s)\| ds. \end{aligned} \quad (21)$$

令 $\rho = \|1 - CB\Gamma_d\| < 1, \xi = \|CA\| \|B\Gamma_d\|$. 对式(21)两边同时取 λ -范数可得

$$\begin{aligned} & \|e_k\|_\lambda \leq \\ & \rho |\alpha_k| \|e_{k-1}\|_\lambda + \xi |\alpha_k| \|e_{k-1}\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^t e^{(\|A\| - \lambda)(t-s)} ds = \\ & |\alpha_k| \|e_{k-1}\|_\lambda \left(\rho + \xi \frac{1 - e^{(\|A\| - \lambda)T}}{\lambda - \|A\|} \right). \end{aligned} \quad (22)$$

令 $\bar{\rho} = \rho + \xi \frac{1 - e^{(\|A\| - \lambda)T}}{\lambda - \|A\|}$. 若选取学习增益 Γ_d 满足 $\rho = \|1 - CB\Gamma_d\| < 1$ 和充分大的 $\lambda > \|A\|$ 就可得 $\bar{\rho} < 1$. 由式(22)可得当 $k \rightarrow \infty$ 时 $\|e_k\|_\lambda \rightarrow 0$. 从而可进一步推出 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k\|_\lambda \rightarrow 0$. 即算法(6)关于系

统(4)是收敛的.

4 仿真(Simulations)

例 饱和非线性工业控制系统如图 4 所示:

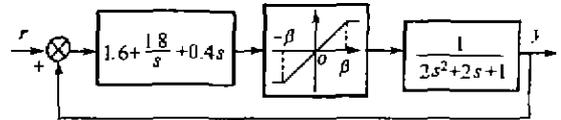


图 4 饱和非线性工业控制系统

Fig. 4 Saturated nonlinear industrial control systems

设在稳态优化过程中, 设定点的一组取值分别是 $c_1 = 1.8, c_2 = 1.6, c_3 = 1.4, c_4 = 1.2, c_5 = 1.0, c_6 = 0.8, c_7 = 0.6, c_8 = 0.4$. 应用学习算法(2)对系统施行迭代学习控制, 目标轨线取为 $y_d(t) = c_k \left(1 - \frac{1}{(1+t)^3}\right), k = 1 \sim 8$. 选取学习增益 $\Gamma_d = 0.4, \Gamma_p = 0.05$. 仿真结果如图 5 所示. 其中曲线 1 为目标轨线, 曲线 2 为不施行迭代学习控制的输出曲线, 曲线 3 为迭代学习控制下的输出曲线.

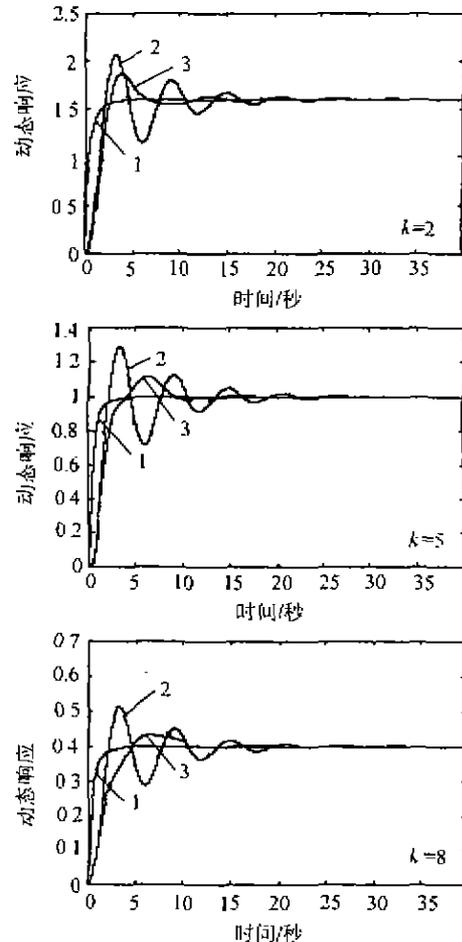


图 5 迭代学习控制下系统动态品质的改进

Fig. 5 Dynamic performance improvement of control system with iterative learning control

经过对比可以看出,施行迭代学习控制后,超调明显减小,过渡时间缩短,系统的动态品质得到显著改善.但是输出曲线并没有完全跟踪理想轨线,两者之间的误差满足 $|y_k(t) - y_d(t)| < \delta, t \in [0, T]$ (δ 为一适当小正数),而且随着迭代次数的增加,系统的输出 $y_k(t)$ 能逐渐接近理想轨线,也即算法是 ϵ -收敛的.

5 结束语(Conclusions)

本文在设定值(系统输入)多次变动的情况下,研究了对饱和和非线性工业控制系统和变增益非线性工业控制系统施行迭代学习控制.首次将迭代学习控制施行到饱和和非线性工业控制系统和变增益非线性工业控制系统.为此提出了目标轨线 δ -可达和迭代学习算法 ϵ -收敛的概念.论文认为对饱和与简单变增益非线性工业控制系统应采用加权 PD-型闭环迭代学习算法,效果较好,并证明了算法的 ϵ -收敛性.对复杂非线性变增益非线性工业控制系统应采用加权非线性开闭环迭代学习算法,并证明了算法的收敛性.数字仿真表明,对(饱和)非线性工业控制系统施行迭代学习控制能有效地抑制超调,加快响应速度,缩短过渡时间,从而使控制系统的动态品质得到明显改善.

参考文献(References)

- [1] Lin Hui and Wang Lin. Theory of Iterative Learning Control [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1998 (in Chinese)
- [2] Arif M, Ishihara T and Inooka H. Model based iterative learning control for uncertain dynamic nonlinear systems [A]. Proceedings of the 14th IFAC[C], Beijing, China, 1999
- [3] Jin Weon Cho, Won Cheol Kim and Kwang Soon Lee. Design of decentralized multivariable feedback assisted iterative learning control [A]. Proceedings of the First Asian Control Conference[C], Tokyo, Japan, 1994, 239-242
- [4] Chen Yangquan, Dou Hui Fang and Tan Kok Kiong. Local-symmetrical-integral-type iterative learning control [J]. Control Theory and Applications, 2000, 17(3):347-352 (in Chinese)
- [5] Wan Baiwu and Huang Zhengliang. On-line Steady-State Optimizing Control of Large-Scale Industrial Processes [M]. Beijing: Science Press, 1998 (in Chinese)
- [6] Yu Nairun and Wan Baiwu. PD-type iterative learning control method in steady state optimization of industrial process [J]. J. Northwest Institute of Textile Science and Technology, 1995, 9(3):205-210 (in Chinese)
- [7] Yu Nairun and Wan Baiwu. Iterative learning control method in steady state optimization of industrial process [J]. Control Theory and Applications, 1996, 13(6):717-723 (in Chinese)

- [8] Yu Nairun and Wan Baiwu. PID-type iterative learning control method in steady state optimization of industrial process [J]. J. Northwest Institute of Textile Science and Technology, 1998, 12(3):199-203 (in Chinese)
- [9] Yu Nairun and Wan Baiwu. PID-type iterative learning control method in steady state optimization of industrial processes with delay [J]. Control & Decision, 1997, 12(2):163-166 (in Chinese)

附录 关于非线性工业过程控制系统状态方程的推导 (Appendix Derivation of state equations of nonlinear industrial process control systems)

在图 1 所示控制系统中, $G_c(s) = \frac{K_i + K_p s + K_d s^2}{s}$ 为 PID 控制器传递函数, $G(s) = \frac{K_g}{T_g s^2 + s}$ 为工业过程(被控对象)传递函数.非线性饱和环节的表达式如下:

$$z(t) = \begin{cases} k\beta, & \text{当 } v(t) \geq \beta \text{ 时,} \\ kv(t), & \text{当 } |v(t)| < \beta \text{ 时,} \\ -k\beta, & \text{当 } v(t) \leq -\beta \text{ 时,} \end{cases}$$

$$\begin{cases} kv(t) + k(\beta - v(t)), & \text{当 } v(t) \geq \beta \text{ 时,} \\ kv(t), & \text{当 } |v(t)| < \beta \text{ 时,} \\ kv(t) + k(-\beta - v(t)), & \text{当 } v(t) \leq -\beta \text{ 时,} \end{cases}$$

$$kv(t) + \delta(t).$$

$$\text{其中 } \delta(t) = \begin{cases} k(\beta - v(t)), & \text{当 } v(t) \geq \beta \text{ 时,} \\ 0, & \text{当 } |v(t)| < \beta \text{ 时,} \\ k(-\beta - v(t)), & \text{当 } v(t) \leq -\beta \text{ 时.} \end{cases}$$

根据实际工业情形 $\delta(t)$ 是时间 t 的连续函数且有界,因此其 Laplace 变换存在.不妨设 $L(\delta(t)) = \Delta(s)$ (其它函数的 Laplace 变换的记法类同),则有:

$$Z(s) = kV(s) + \Delta(s).$$

而

$$Y(s) = G(s)Z(s) = G(s)(kV(s) + \Delta(s)) = G(s)(kG_c(s)R(s) - kG_c(s)Y(s) + \Delta(s)),$$

整理得

$$Y(s) = \frac{kG(s)G_c(s)}{1 + kG(s)G_c(s)}R(s) + \frac{G(s)}{1 + kG(s)G_c(s)}\Delta(s) = \frac{b_2 s^2 + b_1 s + b_0}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \left(R(s) + \frac{1}{kG_c(s)}\Delta(s) \right). \quad (1)$$

令

$$H(s) = \frac{1}{kG_c(s)}\Delta(s) = \frac{1}{K_i + K_p s + K_d s^2} \Delta(s),$$

$$\eta(t) = L^{-1}(H(s)).$$

由于假设图 1 所示的工业控制系统为初值为零的稳定系统,而且 PID 控制器和被控对象有积分环节,因此 $\delta(t)$ 有界且不为零的区间很短暂,从而由卷积公式得 $\eta(t)$ 为有界量.则

$$Y(s) = \frac{b_2 s^2 + b_1 s + b_0}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} (R(s) + H(s)).$$

令

$$Y_1(s) = \frac{1}{s^3 + a_2s^2 + a_1s + a_0}(R(s) + H(s)), \quad (2)$$

则

$$Y(s) = (b_2s^2 + b_1s + b_0)Y_1(s). \quad (3)$$

由式(2)得

$$y_1(t) + a_2y_1'(t) + a_1y_1''(t) + a_0y_1'''(t) = r(t) + \eta(t). \quad (4)$$

引入状态变量

$$\begin{aligned} x_1(t) &= y_1(t), \\ \dot{x}_1(t) &= \dot{y}_1(t) = x_2(t), \\ \dot{x}_2(t) &= \dot{y}_1'(t) = x_3(t), \end{aligned}$$

则由式(3)和式(4)得状态微分方程为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} r(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \eta(t), \\ y(t) = [b_0 \quad b_1 \quad b_2] \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix}. \end{cases}$$

不失一般性,即为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Br(t) + D\eta(t), \\ y(t) = Cx(t), \\ y(0) = 0. \end{cases}$$

其中 A, B, C, D 为相应维数的矩阵, $x(t)$ 为状态向量, $y(t)$ 为输出量, $r(t)$ 为控制输入量, $\eta(t)$ 为有界扰动量。

在图 2 所示控制系统中,简单变增益非线性环节(前置放大器)的表达式为:

$$v(t) = \begin{cases} k_1w(t), & \text{当 } |w(t)| \leq \beta \text{ 时,} \\ k_2w(t), & \text{当 } |w(t)| > \beta \text{ 时,} \end{cases} = \begin{cases} k_1w(t), & \text{当 } |w(t)| \leq \beta \text{ 时,} \\ k_1w(t) + (k_2 - k_1)w(t), & \text{当 } |w(t)| > \beta \text{ 时,} \end{cases} = k_1w(t) + \delta(t).$$

$$\text{其中 } \delta(t) = \begin{cases} 0, & \text{当 } |w(t)| \leq \beta \text{ 时,} \\ (k_2 - k_1)w(t), & \text{当 } |w(t)| > \beta \text{ 时.} \end{cases}$$

由于控制系统为初值是零的稳定系统, PID 控制器和受控对象均有积分环节,因此 $\delta(0) = 0$ 且当系统到达稳态时,即当 $t > T$ (T 为过渡时间)时, $\delta(t) = 0$ 并且 $\delta(t) \neq 0$ 的时间很短暂,所以可将简单变增益非线性环节看作是线性环节加上扰动量,而 PID 控制器和工业过程(被控对象)是线性的,因此控制系统的状态方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_1x(t) + B_1v(t), \\ y(t) = Cx(t), \\ y(0) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

代入 $v(t) = k_1w(t) + \delta(t) = k_1(r(t) - y(t)) + \delta(t)$ 得

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_1x(t) + B_1v(t) = \\ &A_1x(t) + B_1(k_1(r(t) - Cx(t)) + \delta(t)) = \\ &(A_1 - k_1B_1C)x(t) + k_1B_1r(t) + B_1\delta(t), \end{aligned}$$

即状态方程为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Br(t) + D\delta(t), \\ y(t) = Cx(t), \\ y(0) = 0. \end{cases}$$

其中 $\delta(t)$ 视作有界扰动量。

综合以上分析和推导,论文中图 1 所示饱和非线性工业控制系统和图 2 所示简单变增益非线性控制系统的状态方程可以用统一的微分方程组描述(即论文中方程组(1))。

本文作者简介

阮小娥 女, 1965 年生, 1995 年陕西师范大学基础数学专业硕士毕业, 现为西安交通大学理学院讲师, 系统工程研究所博士研究生, 目前主要研究方向为大工业过程递阶稳态优化控制和智能控制等。 Email: wruanxe@xjtu.edu.cn

万百五 1928 年生, 1951 年交通大学电信研究所硕士毕业, 现为西安交通大学系统工程研究所教授, 博士生导师, 主要研究领域有大工业过程递阶稳态优化控制, 智能控制和工业产品质量模型与控制等, 多次获国家教育部科技进步一等奖, 二等奖和三等奖, 发表学术论文 320 多篇。

高红霞 女, 1975 年生, 2000 年硕士毕业于西安交通大学系统工程研究所, 现为中国科学院自动化研究所博士研究生, 主要研究方向有大工业过程递阶稳态优化控制和智能控制等。