

短文

具有滞后的饱和非线性工业控制系统的 迭代学习控制¹⁾

阮小娥¹ 万百五 高红霞

(西安交通大学系统工程研究所,理学院¹ 西安 710049)

(E-mail: wanbw@xjtu.edu.cn)

摘 要 基于稳态优化中递阶控制结构,对具有滞后的非平滑饱和非线性工业控制系统施行迭代学习控制,提出了期望目标轨线 δ -可达以及迭代学习算法的 ϵ -收敛的概念,给出了加权超前PD-型开环迭代学习算法,对算法的收敛性进行论证.数字仿真证明了算法的有效性,并表明对工业控制系统的动态品质有显著改进.

关键词 迭代学习控制,非平滑饱和,非线性,可达性,收敛性.

THE ITERATIVE LEARNING CONTROL FOR SATURATED NONLINEAR INDUSTRIAL CONTROL SYSTEMS WITH DELAY

RUAN Xiao'e¹ WAN Bai-Wu GAO Hong-Xia

(Systems Engineering Institute, School of Science¹, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

(E-mail: wanbw@xjtu.edu.cn)

Abstract In this paper, based on hierarchical control structure in steady-state optimization, the iterative learning control is applied to non-smooth and saturated nonlinear industrial control systems with delay, the definitions of δ -reachability of desired target trajectory and ϵ -convergence of the iterative learning control algorithm are suggested, the weighted PD-type leading open-loop iterative learning control algorithm is discussed, and the convergence proof of the algorithm is also given. Numerical simulation shows that the algorithm is effective and the dynamic performance of industrial control system is remarkably improved.

Key words Iterative learning control, non-smooth saturation, nonlinearity, reachability, convergence.

1) 工业控制技术国家重点实验室开放课题基金(K97M02)资助项目.

1 引言

迭代学习控制是由日本学者 S. Arimoto 等人于本世纪80年代首先系统地提出的一种具有学习记忆功能的高级控制方法.

在以往的研究中基本上都以机器人控制为背景. 文献[1~4]对具有设定值多次改变的工业过程稳态优化进程下的工业控制系统首创施行迭代学习控制. 因为在模型与实际存在差异的情况中在线寻找最优设定值要经过多次在线迭代, 每次迭代求出设定值都只能逐步加到工业控制系统, 以防止系统的强烈振荡甚至失稳, 这样就大大延长了优化过程. 而应用迭代学习控制方法, 对稳态优化中的工业过程施行控制, 使设定值可以一次全量加到过程上, 并保证过程有较好的动态品质. 以往的研究给出了基本控制结构, 并主要对线性工业过程控制系统提出了加权开环 D-型、PD-型迭代学习等算法并论证了算法的收敛性. 本文则将迭代学习控制推广应用于具有滞后的非平滑饱和非线性工业控制系统.

2 非线性工业控制系统

考虑具有滞后的非平滑饱和非线性的稳定工业控制系统, 其结构如图1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 $G(s)e^{-\tau} = K_g e^{-\tau s} / (T_g s + 1)$, τ 为滞后时间. 其状态方程描述为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) - BCx(t - \tau) + Br(t - \tau) + D\eta(t, \tau), \\ y(t) = Cx(t), \end{cases} \tag{1}$$

式中 $x(t), x(t - \tau) \in R^n, r(t - \tau) \in R, y(t) \in R; A, B, C, D$ 是具有相应维数的矩阵或向量; $\eta(t, \tau)$ 视作有界扰动量, $\eta(t, \tau) \leq \gamma (\gamma > 0)$, 且当 $|v(t)| \leq \beta$ 时, $\eta(t, \tau) = 0$.

设在工业过程稳态优化过程中, 产生设定值不等的阶跃变化序列, 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. 本文给出开环超前 PD-型算法

$$r_{k+1}(t) = \alpha_{k+1} r_k(t) + \alpha_{k+1} \Gamma_p e_k(t + \tau) + \alpha_{k+1} \Gamma_d \dot{e}_k(t + \tau), \tag{2}$$

式中 $\alpha_{k+1} = c_{k+1} / c_k, \Gamma_p, \Gamma_d$ 分别为比例和微分学习增益. $e_k(t) = y_{d_k}(t) - y_k(t)$, 这里 $y_{d_k}(t)$ 为目标轨线, $r_k(t)$ 为增加迭代学习控制单元后的输入. 相应的迭代学习控制结构如图2.

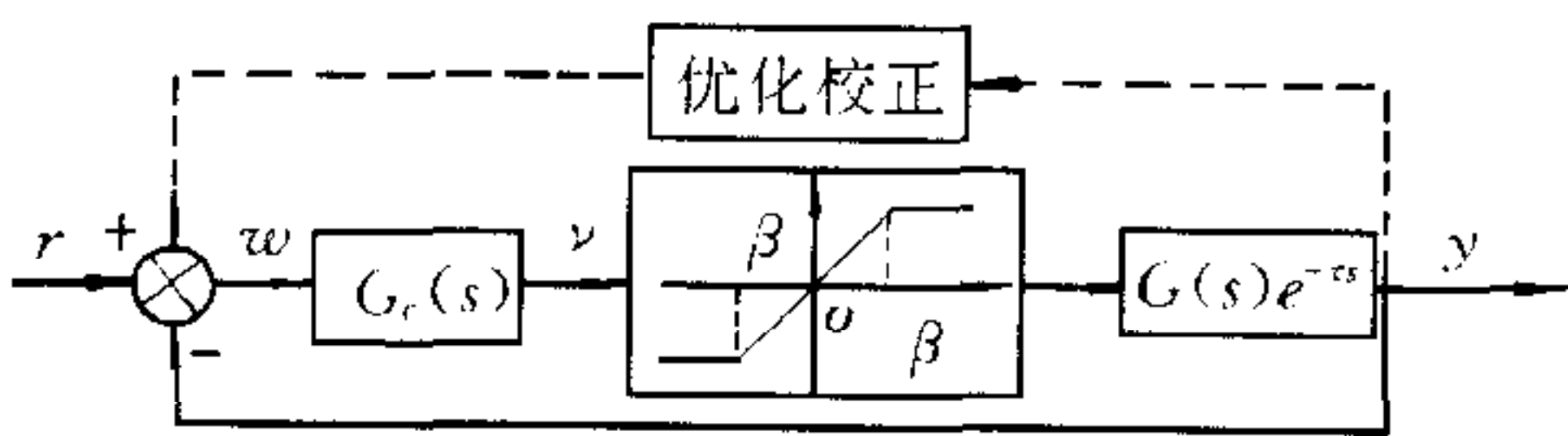


图1 工业控制系统

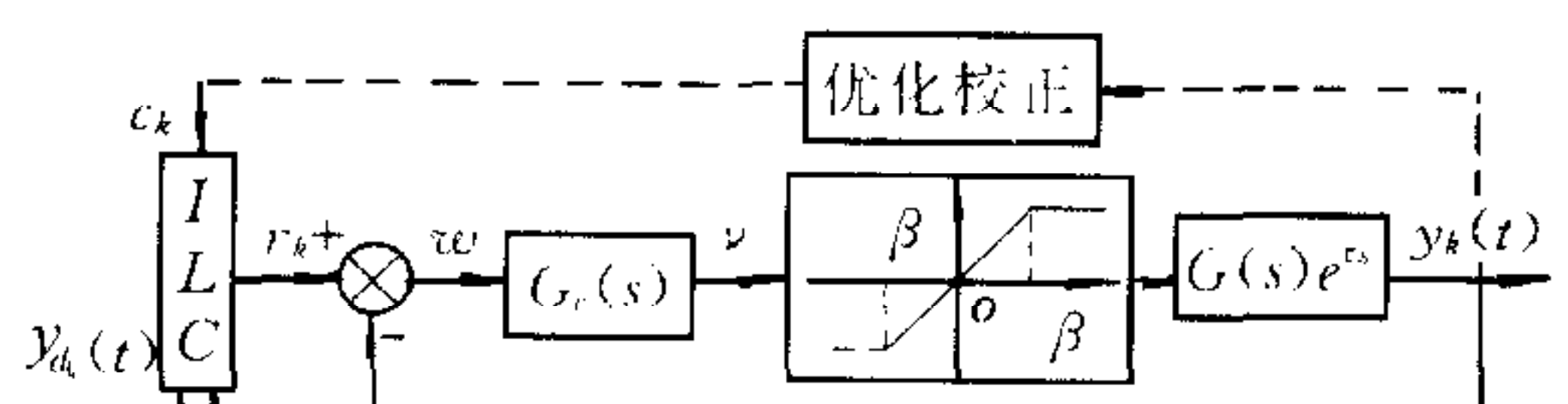


图2 施加迭代学习控制下的工业控制系统

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

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = Ax_k(t) - BCx_k(t - \tau) + Br_k(t - \tau) + D\eta_k(t, \tau), \\ y_k(t) = Cx_k(t), \end{cases} \tag{3}$$

其中 $r_k(t)$ 由算法(2)确定.

3 算法收敛性证明

定义1^[1]. 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 $y_{d_k}(t) = \alpha_k y_{d_{k-1}}(t)$, ($k=2, 3, \dots$).

定义2. 系统的目标轨线 $y_d(t)$ (也即 $y_{d_k}(t)$) 是 δ -可达的, 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, $|y_{d_k}(t) - y_k(t)| < \varepsilon, t \in [0, T]$. ε 为一适当小正数.

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

引理. 设 $f(t), g(t)$ 为定义于区间 $[a, b]$ 上的非负连续函数, $h(t)$ 是定义于区间 $[a-\tau, b]$ 上的非负连续函数 (τ 为一非负常数), 且当 $t \in [a-\tau, a]$ 时, $h(t) = 0$. 若存在 $\delta \geq 0, r \geq 0$ 使得

$$f(t) \leq \delta + \int_a^t r f(s) ds + \int_a^t g(s) ds + \int_a^{\tau} h(s) ds, \quad (4)$$

则

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

证明. 对式(4)两边同乘以 $-re^{-rt}$ 得

$$-re^{-rt} f(t) \geq -\delta re^{-rt} - re^{-rt} \left[\int_a^t (rf(s) + g(s)) ds + \int_a^{\tau} h(s) ds \right];$$

两边同时积分 ($u \in [a, b]$) 并对右端第二项利用分部积分法后整理得

$$\begin{aligned} \delta e^{-ru} + e^{-ru} \left[\int_a^t (rf(s) + g(s)) ds + \int_a^{t-\tau} h(s) ds \right] &\leq \delta e^{-ra} + \int_a^u e^{-rt} [g(t) + h(t-\tau)] dt = \\ \delta e^{-ra} + \int_a^u e^{-rt} g(t) dt + \int_{a-\tau}^{u-\tau} e^{-r(t+\tau)} h(t) dt. \end{aligned}$$

对上式两边同乘以 e^{ru} 后并将积分变量 t 换为 s , 上限 $u=t$ 时, 可得

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

定理1. 给定具有滞后的非平滑饱和非线性控制系统(1), 基于开环超前算法(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 $\rho = |1 - CB\Gamma_d| < 1$, 则算法(2)关于系统(1)是 ε -收敛的.

证明. 因为

$$\begin{aligned} \dot{e}_{k+1}(t) &= \dot{y}_{d_{k+1}}(t) - C[Ax_{k+1}(t) - BCx_{k+1}(t-\tau) + Br_{k+1}(t-\tau) + D\eta_{k+1}(t, \tau)] = \\ &\alpha_{k+1}(\dot{y}_{d_k}(t) - \dot{y}_k(t)) - \alpha_{k+1}CB\Gamma_d \dot{e}_k(t) - C\{Ax_{k+1}(t) - BCx_{k+1}(t-\tau) - \\ &\alpha_{k+1}Ax_k(t) + \alpha_{k+1}BCx_k(t-\tau) + D[\eta_{k+1}(t, \tau) - \alpha_{k+1}\eta_k(t, \tau)] + \alpha_{k+1}B\Gamma_d e_k(t)\} = \\ &\alpha_{k+1}(1 - CB\Gamma_d)\dot{e}_k(t) - C\Delta(t, \tau), \end{aligned} \quad (5)$$

式中

$$\Delta(t, \tau) \triangleq Ax_{k+1}(t) - BCx_{k+1}(t - \tau) - \alpha_{k+1}(Ax_k(t) - BCx_k(t - \tau)) + D[\eta_{k+1}(t, \tau) - \alpha_{k+1}\eta_k(t, \tau)] + \alpha_{k+1}B\Gamma_p e_k(t).$$

由动态方程以及对上式两边同时取范数得

$$\begin{aligned} \|\Delta(t, \tau)\| \leq & \|D\| |\eta_{k+1}(t, \tau) - \alpha_{k+1}\eta_k(t, \tau)| + \int_0^t \|A\| \|\Delta(s, \tau)\| ds + \\ & |\alpha_{k+1}| \|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\| \int_0^t \|\dot{e}_k(s)\| ds + \|B\| \int_0^{t-\tau} \|\dot{e}_{k+1}(s)\| ds + \\ & |\alpha_{k+1}| \|B\| \int_0^{t-\tau} \|\dot{e}_k(s)\| ds. \end{aligned} \tag{6}$$

记 $\delta = \|D\| |\eta_{k+1}(t, \tau) - \alpha_{k+1}\eta_k(t, \tau)|$. 对上式应用引理得

$$\begin{aligned} \|\Delta(t, \tau)\| \leq & \delta e^{\|A\|t} + |\alpha_{k+1}| \|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_k(s)\| ds + \\ & \|B\| e^{-\|A\|\tau} \int_0^{t-\tau} e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_{k+1}(s)\| ds + |\alpha_{k+1}| \|B\| e^{-\|A\|\tau} \int_0^{t-\tau} e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_k(s)\| ds. \end{aligned} \tag{7}$$

对式(5)两边同时取范数并代入(7)式得

$$\begin{aligned} \|\dot{e}_{k+1}(t)\| \leq & |\alpha_{k+1}| \|1 - CB\Gamma_d\| \|\dot{e}_k(t)\| + \|C\| [\delta e^{\|A\|t} + |\alpha_{k+1}| \|AB\Gamma_d + \\ & B\Gamma_p\| \int_0^t e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_k(s)\| ds + \|B\| e^{-\|A\|\tau} \int_0^{t-\tau} e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_{k+1}(s)\| ds + \\ & |\alpha_{k+1}| \|B\| e^{-\|A\|\tau} \int_0^{t-\tau} e^{\|A\|(t-s)} \|\dot{e}_k(s)\| ds]. \end{aligned} \tag{8}$$

记. $M_1 = \rho + \xi_1(1 - e^{(\|A\|-\lambda)T})/(\lambda - \|A\|) + \xi_2(e^{(\|A\|-\lambda)\tau} - e^{(\|A\|-\lambda)T})/(\lambda - \|A\|)$, $\rho = |1 - CB\Gamma_d|$, $\xi_1 = \|C\| \|AB\Gamma_d + B\Gamma_p\|$, $\xi_2 = \|C\| \|B\| e^{-\|A\|\tau}$, 选取充分大的 λ 使得 $\lambda > \|A\|$, 并对式(8)两边同时取 λ 范数得

$$\begin{aligned} \|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda \leq & |\alpha_{k+1}| \rho \|\dot{e}_k\|_\lambda + \|C\| \delta e^{(\|A\|-\lambda)t} + |\alpha_{k+1}| \xi_1 \|\dot{e}_k\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^t e^{(\|A\|-\lambda)(t-s)} ds + \\ & \xi_2 \|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^{t-\tau} e^{(\|A\|-\lambda)(t-s)} ds + \xi_2 |\alpha_{k+1}| \|\dot{e}_k\|_\lambda \sup_{t \in [0, T]} \int_0^{t-\tau} e^{(\|A\|-\lambda)(t-s)} ds \leq \\ & |\alpha_{k+1}| \|\dot{e}_k\|_\lambda M_1 + \|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda \xi_2 (e^{(\|A\|-\lambda)\tau} - e^{(\|A\|-\lambda)T})/(\lambda - \|A\|) + \|C\| \delta e^{(\|A\|-\lambda)t}. \end{aligned}$$

记. $M_2 = 1 - \xi_2(e^{(\|A\|-\lambda)\tau} - e^{(\|A\|-\lambda)T})/(\lambda - \|A\|)$, 因此选取充分大的 $\lambda > \|A\|$ 可使得 $\tilde{\rho} = M_1/M_2 < 1$, 从而由上式可得 $\|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda \leq |\alpha_{k+1}| \tilde{\rho} \|\dot{e}_k\|_\lambda + \delta \|C\|/M_2$. 因此, 只要学习增益 Γ_d 使得 $\rho = |1 - CB\Gamma_d|$ 充分小 ($\rho < 1$), 从而 $\tilde{\rho}$ 也充分小, 就使 $\|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda$ 很小. 从而当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\|\dot{e}_{k+1}\|_\lambda < \epsilon$. ϵ 的大小即系统(3)的输出 $y_{k+1}(t)$ 接近目标轨线 $y_{d_{k+1}}(t)$ 的程度由 δ 决定. 扰动量 $\eta(t, \tau)$ 的上界 γ 愈小, $y_{k+1}(t)$ 愈接近目标轨线 $y_{d_{k+1}}(t)$. 滞后 τ 的值只受工业过程控制系统稳定性的限制.

4 仿真

例. 一具有滞后的非平滑饱和和非线性工业控制系统如图3所示. 设在稳态优化过程中, 设定点的一组取值分别是 $c_1 = 1.3, c_2 = 1.25, c_3 = 1.2, c_4 = 1.15, c_5 = 1.1, c_6 =$

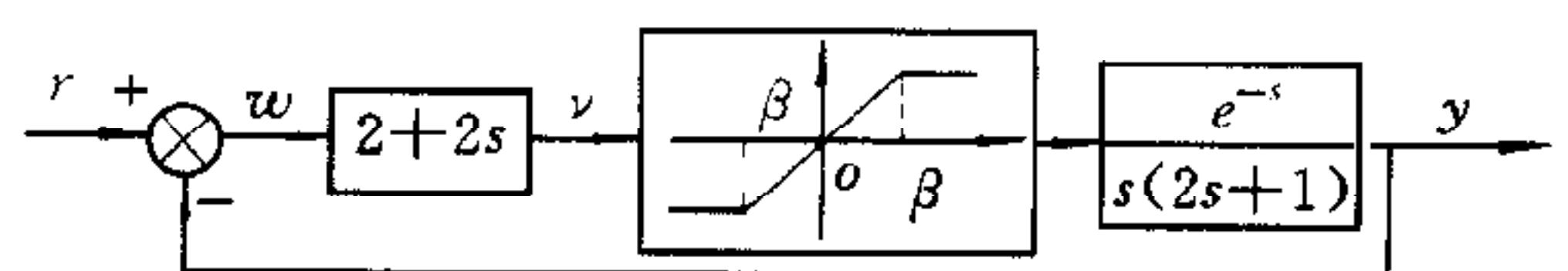
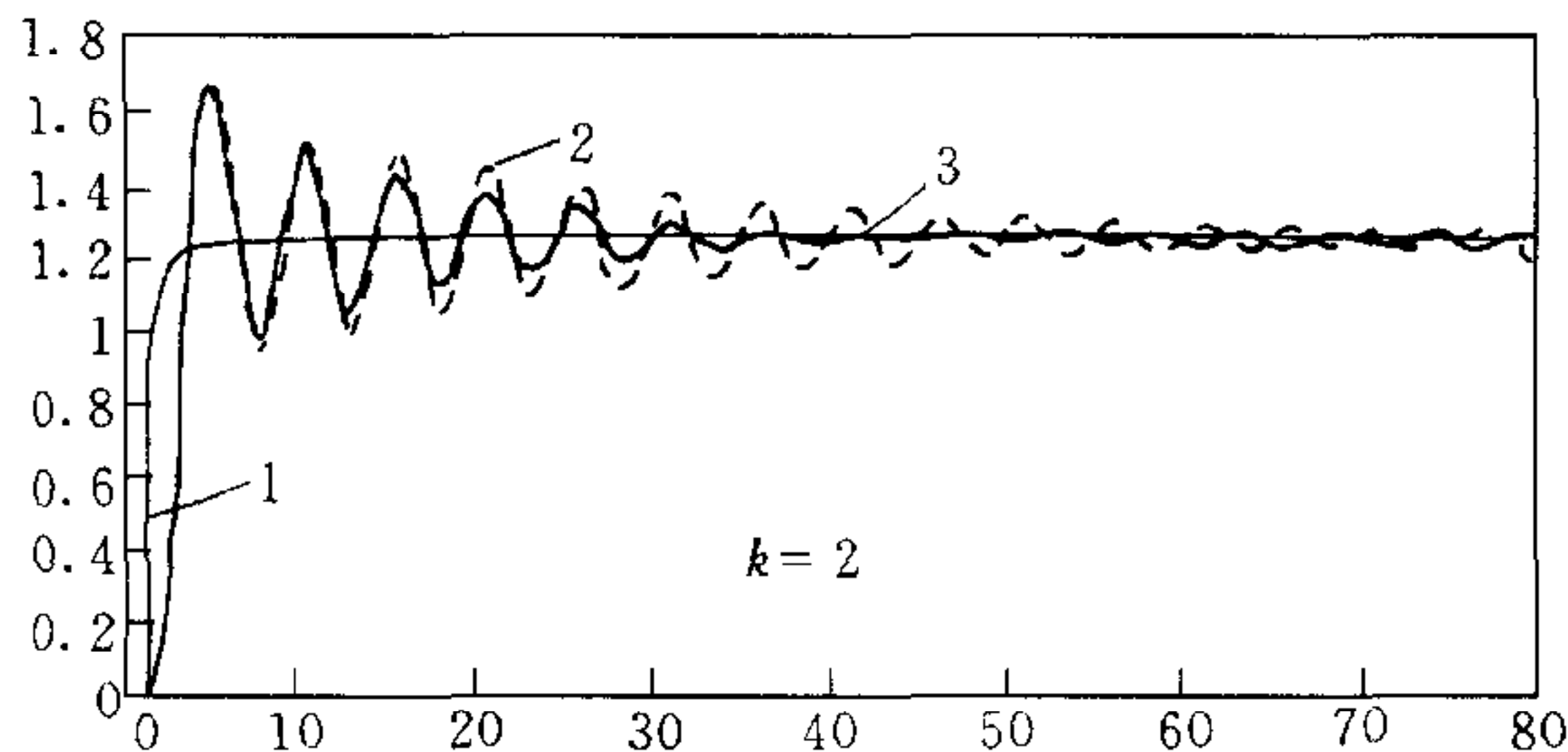


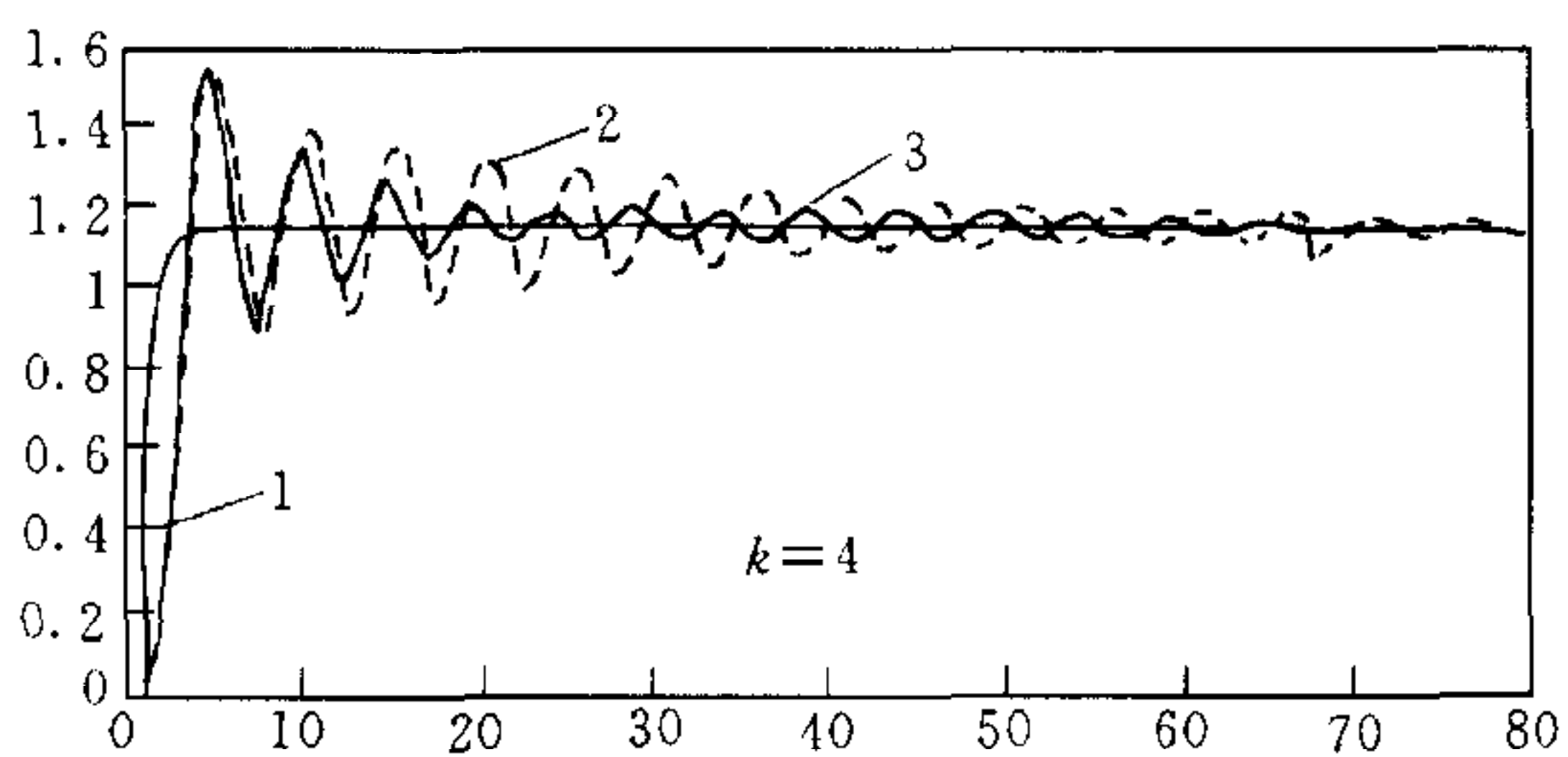
图3 具有非平滑饱和及滞后的工业控制系统

1.05, $c_7=1.0, c_8=0.95$. 应用学习算法(2)对系统施行迭代学习控制, 目标轨线取为 $y_{d_k}(t)=c_k(1-1/(1+t)^3), k=1\sim 8$. 由于 $CB=1\neq 0$, 由收敛条件 $\rho=|1-CB\Gamma_d|<1$, 选取学习增益 $\Gamma_d=0.02, \Gamma_p=0.02$. 仿真结果如图4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为施行迭代学习控制的输出曲线. 经过对比可以看出施

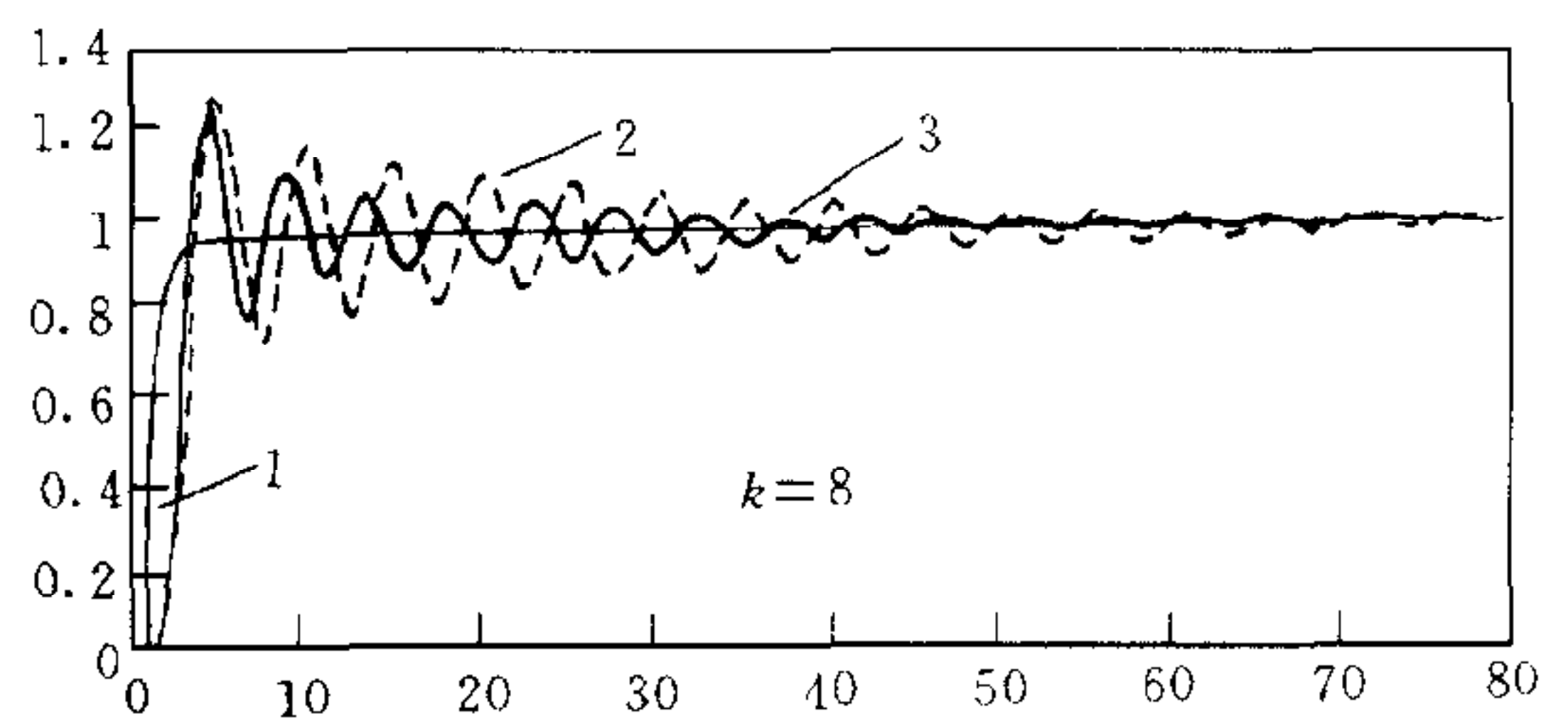


(a)

行迭代学习控制后, 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 $|y_k(t)-y_{d_k}(t)|<\epsilon, t\in[0, T]$, 而且随着迭代次数的增加, 系统的输出 $y_k(t)$ 能逐渐接近目标轨线, 也即算法是 ϵ -收敛的.



(b)



(c)

图4 迭代学习控制下系统动态品质的改进

5 结束语

本文在设定值(系统输入)多次变动的情况下, 研究具有滞后的非线性系统的迭代学习控制以改进系统的动态品质. 首次将迭代学习控制施行到具有不平滑饱和非线性及滞后的控制系统. 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. 论文认为应采用加权超前 PD-型开环迭代算法, 并证明了 ϵ -收敛性.

参 考 文 献

- 1 于乃润, 万百五. 工业过程稳态优化中的 PD-型迭代学习控制. 西北纺织工学院学报, 1995, 9(3): 205~210
- 2 于乃润, 万百五. 工业过程稳态优化中的迭代学习控制. 控制理论与应用, 1996, 13(6): 717~723
- 3 于乃润, 万百五. 工业过程稳态优化中的 PID-型迭代学习控制. 西北纺织工学院学报, 1998, 12(3): 199~203
- 4 于乃润, 万百五. 纯滞后工业过程稳态优化中的迭代学习控制. 控制与决策, 1997, 12(2): 163~166

阮小娥 1965年出生. 1995年获陕西师范大学基础数学专业理学硕士学位, 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. 目前主要研究领域为智能控制、工业过程稳态优化等.

万百五 简介见本刊第25卷第1期.

高红霞 1975年出生. 1996年大学毕业于西安交通大学电气工程学院自动化专业; 2000年4月毕业于西安交通大学系统工程研究所, 获硕士学位, 师从万百五教授. 现在是中国科学院自动化研究所博士研究生. 主要研究领域为工业过程稳态优化等.