

研究简报

# 带有初始误差修正的迭代学习控制

黄宝健 孙明轩 张学智

(西安工业学院电子系 西安 710032)

**关键词** 初始条件, 迭代学习控制, 收敛性.

## ITERATIVE LEARNING CONTROL ALGORITHMS WITH INITIAL UPDATE ACTION

HUANG Baojian SUN Mingxuan ZHANG Xuezi

(Department of Electronics, Xi'an Institute of Technology, Xi'an 710032)

**Key words** Initial condition, iterative learning control, convergence.

## 1 引言

在利用迭代学习算法设计控制器时,为了保证算法的收敛性,常对系统的初态限定一定的条件,这就是所谓的初始条件问题.目前发表的文献大都要求迭代初态严格重复期望初态<sup>[1-5]</sup>.然而,实际的重复定位操作往往会引起迭代初态相对于期望初态的偏移.在很多情况下期望初态是未知的,而系统初态也是固定的.本文研究在迭代初态任意固定的情况下迭代学习控制问题,提出了带有初始误差修正的迭代学习算法,讨论了这种算法的收敛性,给出了算法的极限轨迹.

## 2 主要结果

考虑一类非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + B(x(t))u(t), \\ y(t) = g(x(t)), \end{cases} \quad (1)$$

其中  $t \in [0, T]$ ,  $x, f(x) \in R^n$ ,  $B(x) \in R^{n \times r}$ ,  $y, g(x) \in R^m$ ,  $u \in R^r$ . 对于该系统,作如下假定:  
 $g(x)$ 关于  $x$ 的导数  $g_x(x)$ 存在; $f(x), g_x(x), B(x)$ 关于  $x$ 满足全局一致 Lipschitz 条件,即对于  $x_1, x_2 \in R^n$ ,  $\|f(x_1) - f(x_2)\| \leq k_f \|x_1 - x_2\|$ ,  $\|h(x_1) - h(x_2)\| \leq k_h \|x_1 - x_2\|$ ,  $h \in \{B,$

$\mathbf{g}_x\}$ ;  $B(\mathbf{x}), \mathbf{g}_x(\mathbf{x})$  有界:  $\|B(\mathbf{x})\| \leq M_1, \|\mathbf{g}_x(\mathbf{x})\| \leq M_2$ .

对该系统采用如下形式的学习律:

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{u}_k(t) + \Gamma(\mathbf{y}_k(t))\dot{\mathbf{e}}_k(t) + \theta_h(t)\Gamma(\mathbf{y}_k(t))\mathbf{e}_k(0), \quad (2)$$

其中  $t \in [0, T], \mathbf{e}_k(t) = \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}_k(t), \Gamma(\mathbf{y}(t))$  为学习增益矩阵, 满足  $\|\Gamma(\mathbf{y}(t))\| \leq \gamma$ , 而

$$\theta_h(t) = \begin{cases} \frac{2}{h} \left(1 - \frac{t}{h}\right), & 0 \leq t < h, \\ 0, & h \leq t \leq T, \end{cases} \quad (3)$$

称为“初始修正函数”.

**定理1.** 对于由式(1)所描述的系统及学习律(2), 如果满足

$$c1) \quad \|I - \Gamma(\mathbf{g}(\mathbf{x}))\mathbf{g}_x(\mathbf{x})B(\mathbf{x})\| \leq \rho < 1, \mathbf{x} \in R^n;$$

$$c2) \quad \mathbf{x}_k(0) = \mathbf{x}^0, k = 0, 1, 2, \dots,$$

则当  $k \rightarrow \infty$  时  $\mathbf{y}_k(t)$  在  $[0, T]$  上的极限轨迹为

$$\mathbf{y}_d^*(t) = \begin{cases} \mathbf{y}_d(t) + \int_h^t \theta_h(\tau) d\tau (\mathbf{y}_d(0) - \mathbf{g}(\mathbf{x}^0)), & 0 \leq t < h, \\ \mathbf{y}_d(t), & h \leq t \leq T, \end{cases} \quad (4)$$

即当  $k \rightarrow \infty$  时  $\mathbf{y}_k(t)$  在  $[h, T]$  上一致收敛于  $\mathbf{y}_d(t)$ .

证明. 令  $\mathbf{e}_k^*(t) = \mathbf{y}_d^*(t) - \mathbf{y}_k(t)$ . 由式(4)知,  $\mathbf{y}_d^*(0) = \mathbf{g}(\mathbf{x}^0)$ , 因此,  $\mathbf{e}_k^*(0) = \mathbf{y}_d^*(0) - \mathbf{y}_k(0) = 0, \mathbf{y}_d^*(h) = \mathbf{y}_d(h), \dot{\mathbf{y}}_d^*(h) = \dot{\mathbf{y}}_d(h)$ . 取一控制输入  $\mathbf{u}_d^*(t)$ , 使系统初态位于  $\mathbf{x}^0$  的输出轨迹为  $\mathbf{y}_d^*(t)$ . 记  $\Delta \mathbf{u}_k^* = \mathbf{u}_d^* - \mathbf{u}_k, \mathbf{e}_k^* = \mathbf{y}_d^* - \mathbf{y}_k$ . 于是由式(2)当  $0 \leq t < h$  时

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{u}_{k+1}^*(t) &= \Delta \mathbf{u}_k^*(t) - \Gamma(\mathbf{y}_k(t))\dot{\mathbf{e}}_k(t) - \theta_h(t)\Gamma(\mathbf{y}_k(t))\mathbf{e}_k(0) = \\ & \Delta \mathbf{u}_k^*(t) - \Gamma(\mathbf{y}_k(t))\dot{\mathbf{e}}_k^*(t) - \theta_h(t)\Gamma(\mathbf{y}_k(t))\mathbf{e}_k^*(0) - \\ & \Gamma(\mathbf{y}_k(t))(\dot{\mathbf{y}}_d(t) - \dot{\mathbf{y}}_d^*(t)) - \\ & \theta_h(t)\Gamma(\mathbf{y}_k(t))(\mathbf{y}_d(0) - \mathbf{y}_d^*(0)) = \\ & \Delta \mathbf{u}_k^*(t) - \Gamma(\mathbf{y}_k(t))\dot{\mathbf{e}}_k^*(t). \end{aligned} \quad (5)$$

当  $h \leq t \leq T$  时, 由于  $\mathbf{y}_d^*(t) = \mathbf{y}_d(t)$ , 即  $\mathbf{e}_k^*(t) = \mathbf{e}_k(t)$ , 而  $\theta_h(t) = 0$ , 故式(5)也成立, 即式(5)对任何  $t \in [0, T]$  均成立. 由此可证定理1的结论.

### 3 结论

文中所提出的学习算法适用于存在初态偏移的学习控制系统, 定理1的条件放松了对迭代初态的要求. 函数  $\theta_h(t)$  的引入可以实现在区间  $[h, T]$  上对期望轨迹的完全跟踪, 这表明此种学习算法对于克服初态偏移的影响是十分有效的, 但  $h$  过小会产生较大的控制量. 文中的结果包含了迭代初态严格重复时的有关结论.

### 参 考 文 献

- 1 Ahn H S, Choi C H. Iterative learning control for linear systems with a periodic disturbance. *Electronics Letters*, 1990, 26(18):1542—1554
- 2 Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of dynamic systems by learning: A new control theory for servomechanism or mechatronics systems. In: Proc. of 23rd IEEE Conf. on Decision and Control. Las Vegas, NV, 1984, 1064—1069.

