

具有 n 个传动器的 n 个关节机器人系统的 学习控制方法¹⁾

谢胜利¹ 田森平² 谢振东¹

¹(华南理工大学无线电与自动控制研究所 广州 510640)

²(华南理工大学自动化系 广州 510640)

(E-mail: adshlxie@scut.edu.cn)

摘要 针对由 n 个传动器所驱动的 n 个关节机器人系统,采用学习控制的方法讨论了其跟踪控制的问题.首先通过变换降阶,将相应系统转化为低阶系统,然后针对低阶系统进行设计.该方法消除了 Kawamura 方法在学习过程中要求每次学习都要经过相同的初始值的限制,从而克服了 Kawamura 方法难以应用到“学习过程中存在初态偏差”的困难.仿真结果说明了此方法的有效性和优越性.

关键词 机器人系统,关节角跟踪,迭代学习控制,新算法

中图分类号 TP273,TP24

LEARNING CONTROL SCHEME FOR n JOINT ROBOTIC SYSTEMS WITH n ACTUATORS

XIE Sheng-Li¹ TIAN Sen-Ping² XIE Zhen-Dong¹

¹(Institute of Radio Engineering and Automatic Control, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

²(Department of Automation, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

(E-mail: adshlxie@scut.edu.cn)

Abstract By using learning control scheme the paper discusses tracking control for n joint robotic systems driven by n actuators. First, corresponding systems are turned into lower order systems by transformational reduction of order, and then the lower order systems are designed. The scheme eliminates the restriction of passing the same initial value for every learning in Kawamura's scheme and thus solves Kawamura's problem of applying his scheme to "the existence of initial deviation in learning". Simulation results show the efficiency and superiority of the new scheme.

Key words Robotic systems, tracking of joint-angle, iterative learning control, new algorithms

1) 国家自然科学基金(69874013)、广东省自然科学基金(980506)、广州市基础科学基金(99J00601)资助

收稿日期 1999-11-26 收修改稿日期 2001-07-09

1 引言

迭代学习控制方法,由于其独特的优点,已经逐步发展成为智能控制领域中一个十分活跃的分支.它不仅在非线性系统、鲁棒系统中有很好的应用,而且在离散系统、分布参数系统、广义系统中也显示出优势^[1,2],尤其是对各类机器人系统的跟踪控制也获得了好的应用效果^[3~5].最近,我们针对终端受限柔性关节机器人系统轨道跟踪控制问题,采用一种新的学习控制算法,获得了较为理想的结果^[6],所给出的控制算法的收敛性既不依赖于理想运动控制和理想力控制,同时,也不依赖于相应的初始控制数据.本文将针对一类具有 n 个传动器的 n 个关节机器人系统的轨道跟踪控制问题进行讨论,采用不同于 Kawamura^[7]的学习算法和处理方法,首先经过变换降阶,将相应的系统转化为低阶系统,然后针对低阶系统进行讨论.该方法消除了 Kawamura 方法在学习过程中要求每次学习都要经过相同的初始值的限制,从而克服了 Kawamura 方法难以应用到“学习过程中存在初态偏差”的困难.

2 系统模型及其转化

考虑由 n 个传动器所驱动的 n 个关节机器人系统,其每一个关节由一个棱镜的或者旋转的关节构成.众所周知,这个机器人系统可以表示为

$$I(\theta)\ddot{\theta} + f(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) = r \quad (1)$$

其中 $\theta(t) \in R^n$ 表示关节角坐标, $r \in R^n$ 表示一般的力向量, $I(\theta) \in R^{n \times n}$ 表示惯性矩阵,它总是正定的. $g(\theta) \in R^n$ 来自电势能, $f(\theta, \dot{\theta}) \in R^n$ 由分散力、哥氏力、其它非线性元素的摩擦和扰动组合而成.

Kawamura 等人对系统(1)考虑了如下形式的学习控制率,第 k 次实验中的控制输入为

$$r_k = \hat{g}(\theta_k) + k_p(\theta_d - \theta_k) + k_v(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}_k) + v_k \quad (2)$$

其中 $\theta_d(t)$ 表示为给定的理想运动,位置反馈率 k_p 和速度反馈率 k_v 是正定的函数矩阵,而 $\hat{g}(\theta)$ 被应用于输入中抵消地球引力,输入 $v_k(t)$ 采用学习的方法以减少系统的响应与理想运动存在的小偏差而生成.

记 $x_k(t) = \theta_k(t) - \theta_d(t)$,并将诸函数在 θ_d 处展开有

$$f(\theta_k, \dot{\theta}_k) = f(\theta_d, \dot{\theta}_d) + [\partial f(\theta_k, \dot{\theta}_k) / \partial \dot{\theta}_k]_{(\theta_d, \dot{\theta}_d)} \dot{x}_k(t) + [\partial f(\theta_k, \dot{\theta}_k) / \partial \theta_k]_{(\theta_d, \dot{\theta}_d)} x_k(t) + n_1 \quad (3)$$

$$I(\theta_k) = I(\theta_d) + [\partial I(\theta_k) / \partial \theta]_{\theta_d} x_k(t) + n_2 \quad (4)$$

$$g(\theta_k) - \hat{g}(\theta_k) = g(\theta_d) - \hat{g}(\theta_d) + [\partial(g(\theta_k) - \hat{g}(\theta_k)) / \partial \theta]_{\theta_d} x_k(t) + n_3 \quad (5)$$

其中 n_1, n_2, n_3 是关于 $\ddot{x}_k, \dot{x}_k, x_k$ 的高阶项.

注意

$$I(\theta_k)\ddot{\theta}_k + f(\theta_k, \dot{\theta}_k) + g(\theta_k) = r_k \quad (6)$$

则有

$$I(\theta_k)\ddot{\theta}_k + f(\theta_k, \dot{\theta}_k) + (g(\theta_k) - \hat{g}(\theta_k)) = -k_p x_k(t) - k_v \dot{x}_k(t) + v_k \quad (7)$$

将式(3)~式(5)代入式(7)的左端,并记为 G ,从而

$$\mathbf{G} = R(t)\ddot{\mathbf{x}}_k(t) + \hat{E}(t)\dot{\mathbf{x}}_k(t) + \hat{F}(t)\mathbf{x}_k(t) + \mathbf{n}(\ddot{\mathbf{x}}_k, \dot{\mathbf{x}}_k, \mathbf{x}_k, t) + \mathbf{h}(t) \quad (8)$$

其中

$$R(t) = I(\theta_d(t)), \quad \hat{E}(t) = [\partial f(\theta_k, \dot{\theta}_k) / \partial \dot{\theta}_k]_{(\theta_d, \dot{\theta}_d)},$$

$$\mathbf{h}(t) = I(\theta_d)\ddot{\theta}_d(t) + f(\theta_d, \dot{\theta}_d) + \mathbf{g}(\theta_d) - \hat{\mathbf{g}}(\theta_d),$$

$$\hat{F}(t) = [\partial I(\theta_k) / \partial \theta_k]_{\theta_d} \ddot{\theta}_d(t) + [\partial f(\theta_k, \dot{\theta}_k) / \partial \theta_k]_{(\theta_d, \dot{\theta}_d)} + [\partial(\mathbf{g}(\theta_k) - \hat{\mathbf{g}}(\theta_k)) / \partial \theta_k]_{\theta_d},$$

而 \mathbf{n} 是关于 $\ddot{\mathbf{x}}_k, \dot{\mathbf{x}}_k, \mathbf{x}_k$ 的高阶项.

按线性化原理,略去式(8)中的高阶项 \mathbf{n} 可得

$$R(t)\ddot{\mathbf{x}}_k(t) + E(t)\dot{\mathbf{x}}_k(t) + F(t)\mathbf{x}_k(t) = \mathbf{u}_k(t) \quad (9)$$

其中 $E(t) = \hat{E}(t) + k_v$, $F(t) = \hat{F}(t) + k_p$, 而 $\mathbf{u}_k(t) = -\mathbf{h}(t) + \mathbf{v}_k(t)$.

本文将采用迭代学习的方法寻找 $\mathbf{v}_k(t)$,使系统的响应逐步跟踪理想目标.

在 Kawamara 所采用的方法讨论中,每次的学习初态都要与理想状态的初态相同要求

$$\dot{\mathbf{x}}_k(0) = \dot{\theta}_k(0) - \dot{\theta}_d(0) = \mathbf{0}, \quad \mathbf{x}_k(0) = \theta_k(0) - \theta_d(0) = \mathbf{0} \quad (10)$$

但实际上,每次实验的初值都是有偏差的,假设满足

$$\|\dot{\mathbf{x}}_k(0)\| \leq \hat{r}l^k, \quad \|\mathbf{x}_k(0)\| \leq rl^k, \quad l, \hat{l} \in (0, 1) \quad (11)$$

在这种情况下,采用 Kawamara 的方法是困难的,本文将另辟途径.

设 $D(t) \in R^{n \times n}$ 是 $L_1[0, T]$ 的,作代换

$$\mathbf{y}_k(t) = e^{\int_0^t D(s) ds} \dot{\mathbf{x}}_k(t) \quad (12)$$

记

$$-A(t) = R^{-1}(t)(E(t) - R(t)D(t)), \quad B(t) = R^{-1}(t)e^{\int_0^t D(s) ds} \quad (13)$$

则式(9)可化为

$$\dot{\mathbf{y}}_k(t) = A(t)\mathbf{y}_k(t) - B(t)F(t)\mathbf{x}_k(t) + B(t)\mathbf{u}_k(t) \quad (14)$$

从而问题转化为寻找 $\mathbf{u}_k(t)$,使其对应的状态响应 $\mathbf{y}_k(t)$ 随着 k 增加,于 $[0, T]$ 上收敛到零.

3 算法与引理

对 n 维向量 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$, 其范数定义为 $\|\mathbf{w}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2}$; 而相对于 $n \times n$ 矩

阵 A 的范数为 $\|A\| = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$, 其中 $\lambda_{\max}(B)$ 表示矩阵 B 的最大特征值. 函数 $\mathbf{g}_k: [0, T] \rightarrow R^n$ 的 (λ, ξ) -范数为 $\|\mathbf{g}_k\|_{(\lambda, \xi)} = \sup_{0 \leq t \leq T} \{(\|\mathbf{g}_k(t)\| e^{-\lambda t}) \xi^k\}$, 其中 λ, ξ 是正数. 记

$\mathbf{e}_k(t) = \mathbf{y}_k(t)$, 对所寻求的控制输入 $\mathbf{u}_k(t)$ 按如下方式确定

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{u}_k(t) + L(t)\mathbf{e}_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, \quad t \in [0, T] \quad (15)$$

其中 $L(t)$ 是学习控制率.

本文的问题归结为

1) 由式(15)所确定的控制输入序列 $\{\mathbf{u}_k(t)\}$ 于 $[0, T]$ 上是收敛的;

2) $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\theta_k(t) - \theta_d(t)\| = 0 = \lim_{k \rightarrow \infty} \|\dot{\theta}_k(t) - \dot{\theta}_d(t)\|, \quad t \in [0, T]. \quad (16)$

在讨论主要结论前,先给出如下引理.

引理 1. 在初态偏差满足式(11)时,有如下不等式成立

$$\|\hat{\mathbf{x}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq 2r(l\xi)^k + (e^d/\lambda) \|\hat{\mathbf{y}}_k\|_{(\lambda, \xi)},$$

其中 $d = \int_0^T \|\dot{D}(s)\| ds$, $\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k$, $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{y}_k$.

引理 2. 系统(13)的状态响应满足如下估计

$$\|\hat{\mathbf{y}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq mh^{-1}(\tilde{l}\xi)^k + (\tilde{b}h^{-1}/\lambda - a) \|\hat{\mathbf{u}}_k\|_{(\lambda, \xi)},$$

其中 $a = \sup_{0 \leq t \leq T} \|A(t)\|$, $b = \sup_{0 \leq t \leq T} \|B(t)\|$, $\hat{b} = \sup_{0 \leq t \leq T} \|B(t)F(t)\|$, $\tilde{b} = \hat{b}e^d$, $\tilde{l} = \max\{\hat{l}, l\}$, $h = 1 - (\hat{b}/\lambda(\lambda - a))$, $m = 2\hat{r}e^d + (2\hat{b}r/\lambda - a)$.

以上两个引理的证明从略.

4 主要结果

根据以上分析,可得本文的主要结论.

定理 1. 若算法(15)中的学习矩阵 $L(t)$ 使得 $\|I + L(t)B(t)\| \leq \rho < 1$, 则有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{e}_k(t)\| = 0, \quad t \in [0, T].$$

证明. 由算法(15)及系统(13),并由 $\dot{\mathbf{y}}_k(t) = \mathbf{e}_k(t)$, $k=1, 2, \dots$, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{k+1}(t) &= \mathbf{e}_k(t) + \dot{\mathbf{y}}_{k+1}(t) - \dot{\mathbf{y}}_k(t) = \\ &= \mathbf{e}_k(t) + A(t)\hat{\mathbf{y}}_k(t) - B(t)F(t)\hat{\mathbf{x}}_k(t) + B(t)\hat{\mathbf{u}}_k(t) = \\ &= (I + L(t)B(t))\mathbf{e}_k(t) + A(t)\hat{\mathbf{y}}_k(t) - B(t)F(t)\hat{\mathbf{x}}_k(t) \end{aligned} \quad (17)$$

记 $\|L(t)B(t)\| \leq \hat{a}$, $\|L(t)B(t)F(t)\| \leq \hat{f}$, 从而有

$$\|\mathbf{e}_{k+1}(t)\| \leq \|I + L(t)B(t)\| \|\mathbf{e}_k(t)\| + \hat{a} \|\hat{\mathbf{y}}_k(t)\| + \hat{f} \|\hat{\mathbf{x}}_k(t)\| \quad (18)$$

由引理 1 和引理 2 的结果可得

$$\begin{aligned} (\|\mathbf{e}_{k+1}(t)\| e^{-\lambda t}) \xi^k &\leq \|I + L(t)B(t)\| \|\hat{\mathbf{e}}_k\|_{(\lambda, \xi)} + \hat{a} \|\hat{\mathbf{y}}_k\|_{(\lambda, \xi)} + \hat{f} \|\hat{\mathbf{x}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq \\ &\leq \rho \|\mathbf{e}_k\|_{(\lambda, \xi)} + r\hat{f}(l\xi)^k + \left(\hat{a} + \hat{f}\frac{e^d}{\lambda}\right) \|\hat{\mathbf{y}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq \\ &\leq \rho \|\mathbf{e}_k\|_{(\lambda, \xi)} + \left[r\hat{f} + mh^{-1}\left(\hat{a} + \hat{f}\frac{e^d}{\lambda}\right)\right] (\tilde{l}\xi)^k + \left(\hat{a} + \hat{f}\frac{e^d}{\lambda}\right) \frac{bh^{-1}}{\lambda - a} \|\hat{\mathbf{u}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \end{aligned} \quad (19)$$

注意 $\hat{\mathbf{u}}_k = L(t)\mathbf{e}_k(t)$, 则

$$\|\hat{\mathbf{u}}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq l^* \|\mathbf{e}_k\|_{(\lambda, \xi)} \quad (20)$$

其中 $\|L(t)\| \leq l^*$, 从而

$$(\|\mathbf{e}_{k+1}(t)\| e^{-\lambda t}) \xi^k \leq \left[\rho + \left(\hat{a} + \frac{\hat{f}e^d}{\lambda}\right) \frac{bh^{-1}l^*}{\lambda - a}\right] \|\mathbf{e}_k\|_{(\lambda, \xi)} + q(\tilde{l}\xi)^k \quad (21)$$

其中 $q = r\hat{f} + mh^{-1}\left(\hat{a} + \frac{\hat{f}e^d}{\lambda}\right)$. 由于式(21)的右端与 t 无关, 则

$$\|\mathbf{e}_{k+1}\|_{(\lambda, \xi)} \leq \left[\rho + \left(\hat{a} + \frac{\hat{f}e^d}{\lambda}\right) \frac{bh^{-1}l^*}{\lambda - a}\right] \|\mathbf{e}_k\|_{(\lambda, \xi)} + q(\tilde{l}\xi)^k \quad (22)$$

因 $\rho < 1$, 由实数的连续性可知, 必存在充分大的 λ 使得

$$\hat{\rho} = \rho + \left(\hat{a} + \frac{\hat{f}e^d}{\lambda}\right) \frac{bh^{-1}l^*}{\lambda - a} < 1.$$

由式(22)可得

$$\|e_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq \hat{\rho}^k \|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + \sum_{l=0}^{k-1} \hat{\rho}^{k-l-1} q (\tilde{l}\xi)^l = \hat{\rho}^k \|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + q \hat{\rho}^{k-1} \sum_{l=0}^{k-1} (\tilde{l}\xi/\hat{\rho})^l.$$

因 $0 < l, \hat{l} < 1$, 则 $0 < \hat{l} < 1$, 先取 $c > 1$ 使 $0 < c\hat{l} < 1$, 再选取 (λ, ξ) 范数中的 $\xi = c\hat{\rho}$, 则

$$\tilde{l}\xi/\hat{\rho} = \tilde{l}c\hat{\rho}/\hat{\rho} = \tilde{l}c < 1, \quad \hat{\rho}\xi^{-1} = c^{-1} < 1 \tag{23}$$

$$\|e_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq \hat{\rho}^k \|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + q \hat{\rho}^{k-1} \frac{1}{1 - (\tilde{l}\xi/\hat{\rho})} = \left[\|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + \frac{q\hat{\rho}^{-1}}{1 - (\tilde{l}\xi/\hat{\rho})} \right] (\hat{\rho}\xi^{-1})^k \tag{24}$$

则

$$\|e_k(t)\| = [(\|e_k(t)\| e^{-\lambda t}) \xi^k] e^{\lambda t} \xi^{-k} \leq e^{\lambda T} \xi^{-k} \|e_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq e^{\lambda T} \left[\|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + \frac{\hat{q}\hat{\rho}^{-1}}{1 - (\tilde{l}\xi/\hat{\rho})} \right] (\hat{\rho}\xi^{-1})^k \tag{25}$$

故有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|y_k(t)\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(t)\| = 0, \quad t \in [0, T] \tag{26}$$

证毕.

定理 2. 若算法(15)中的学习矩阵 $L(t)$ 使得 $\|I + L(t)B(t)\| \leq \rho < 1$, 则 $\{u_k(t)\}$ 关于 k 于 $[0, T]$ 上收敛, 且有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\theta_k(t) - \theta_d(t)\| = 0 = \lim_{k \rightarrow \infty} \|\dot{\theta}_k(t) - \dot{\theta}_d(t)\|, \quad t \in [0, T].$$

证明. 由式(15), 式(24)有

$$\|\hat{u}_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq l^* \|e_k\|_{(\lambda, \xi)} \leq \hat{q}\hat{\rho}^k \tag{27}$$

其中 $\|L(t)\| \leq l^*$, $\hat{q} = \left[\|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + \frac{q}{1 - \hat{\rho}} \hat{\rho}^k \right]$. 从而对任意自然数 n 有

$$\|u_{k+n}(t) - u_k(t)\|_{(\lambda, \xi)} \leq \sum_{i=k}^{k+n-1} \|u_{i+1}(t) - u_i(t)\|_{(\lambda, \xi)} \leq \hat{q} \sum_{i=k}^{k+n-1} \hat{\rho}^i = \hat{q}\hat{\rho}^k (1 + \hat{\rho} + \dots + \hat{\rho}^{n-1}) \leq \frac{\hat{q}}{1 - \hat{\rho}} \hat{\rho}^k \tag{28}$$

从而 $\{u_k(t)\}$ 对 $t \in [0, T]$ 关于 k 是柯西序列, 故 $\{u_k(t)\}$ 关于 k 于 $[0, T]$ 上收敛. 另由

$$y_k(t) = y_k(0) + \int_0^t \dot{y}_k(s) ds \tag{29}$$

有

$$\|y_k(t)\| \leq \|y_k(0)\| + \int_0^t \|\dot{y}_k(s)\| ds \tag{30}$$

再由式(11), 式(25)有

$$\|y_k(t)\| \leq \hat{r}\hat{l}^k + T e^{\lambda T} \left(\|e_0\|_{(\lambda, \xi)} + \frac{q\hat{\rho}^{-1}}{1 - (\tilde{l}\xi/\hat{\rho})} \right) (\hat{\rho}\xi^{-1})^k \tag{31}$$

由 $\hat{l} < 1, \hat{\rho}\xi^{-1} < 1$ 可知

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\dot{x}_k(t)\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \left\| e^{-\int_0^t D(s) ds} y_k(t) \right\| \leq M \lim_{k \rightarrow \infty} \|y_k(t)\| = 0 \tag{32}$$

而由

$$\|x_k(t)\| \leq \|x_k(0)\| + \int_0^t \|\dot{x}_k(s)\| ds \tag{33}$$

及式(11),式(32)不难推出

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_k(t)\| = 0. \quad (34)$$

5 仿真结果

本节以平面运动的两自由度机器人为例对所提出的控制方法进行仿真,机器手的模型取自文献[8],结构原理图如图 1 所示.由于机械手在水平面运动,重力项可以被忽略.对应系统(1)的系数矩阵分别为

$$I(\theta) = \begin{pmatrix} \tau_1 + \tau_3 + 2\tau_2 \cos \theta_2 & \tau_3 + \tau_2 \cos \theta_2 \\ \tau_3 + \tau_2 \cos \theta_2 & \tau_2 \end{pmatrix},$$

$$f(\theta, \dot{\theta}) = \begin{pmatrix} -\tau_3(2\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_2^2)\sin \theta_2 \\ \tau_3\dot{\theta}_1^2 \sin \theta_2 \end{pmatrix},$$

其中

$$\tau = \begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_1 + (m_1/4 + m_2)l_1^2 \\ m_2 l_1 l_2 / 2 \\ I_2 + m_2 l_2^2 / 4 \end{pmatrix},$$

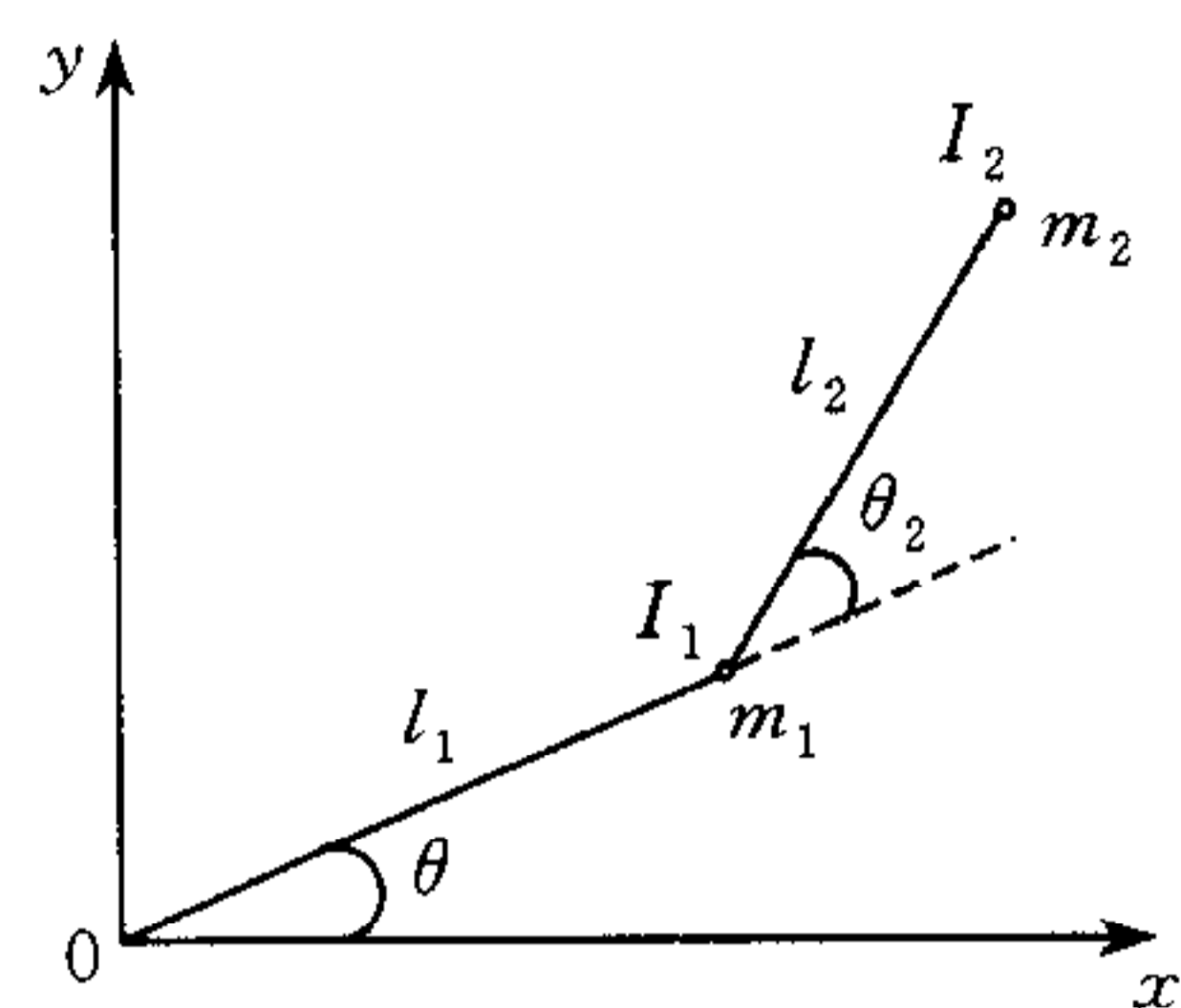


图 1 两关节机器手示意图

$m_i, l_i, I_i (i=1, 2)$ 分别代表第 i 个连杆的质量,长度和转动惯量.仿真时取

$$l_1 = l_2 = 0.5\text{m}, \quad m_1 = m_2 = 8\text{kg}, \quad I_1 = I_2 = 0.4\text{kgm}^2$$

则对应的机器手参数为: $\tau = (2.9, 1, 0.9)^T$.

设跟踪时间为 $[0, 2]$, 机器手期望的运动轨迹为 $\theta_d(t) = (0.5\cos t, 0.5\sin t)^T$, 则系统(9)中的系数矩阵分别为

$$R(t) = \begin{pmatrix} 3.8 + 2\cos(0.5\sin t) & 0.9 + \cos(0.5\sin t) \\ 0.9 + \cos(0.5\sin t) & 1 \end{pmatrix},$$

$$E(t) = \hat{E}(t) + K_v =$$

$$\begin{pmatrix} -0.9\cos t \sin(0.5\sin t) & -0.9(-\sin t + \cos t)\sin(0.5\sin t) \\ -0.9\sin t \sin(0.5\sin t) & 0 \end{pmatrix} + K_v,$$

$$F(t) = \hat{F}(t) + K_p =$$

$$\begin{pmatrix} \sin t \sin(0.5\sin t) & 0.5\sin t \sin(0.5\sin t) - 0.45\cos t \\ 0.5\sin t \sin(0.5\sin t) & (-\sin t + 0.5\cos t)\cos(0.5\sin t) \end{pmatrix} + K_p,$$

机器手的初始位置误差和初始速度误差取为

$$\mathbf{x}_k(0) = \theta_k(0) - \theta_d(0) = ((-0.2)^k, 0)^T,$$

$$\dot{\mathbf{x}}_k(0) = \dot{\theta}_k(0) - \dot{\theta}_d(0) = (0, (-0.2)^k)^T,$$

控制器参数取为

$$K_v = 2I, \quad K_p = 2I,$$

其中 I 为二阶单位矩阵.

取 $e^{\int_0^t D(s) ds} = R(t)$, $L(t) = -0.1I$, 则相应的算法(15)变为

$$\mathbf{u}_{k+1} = \mathbf{u}_k(t) - 0.1(R(t) \dot{\mathbf{x}}_k(t))', k = 1, 2, 3, \dots, t \in [0, 2].$$

图 2 和图 3 分别是位置跟踪误差和速度跟踪误差与迭代次数的关系图,从图中可看出,机器人控制系统具有较好的控制性能.

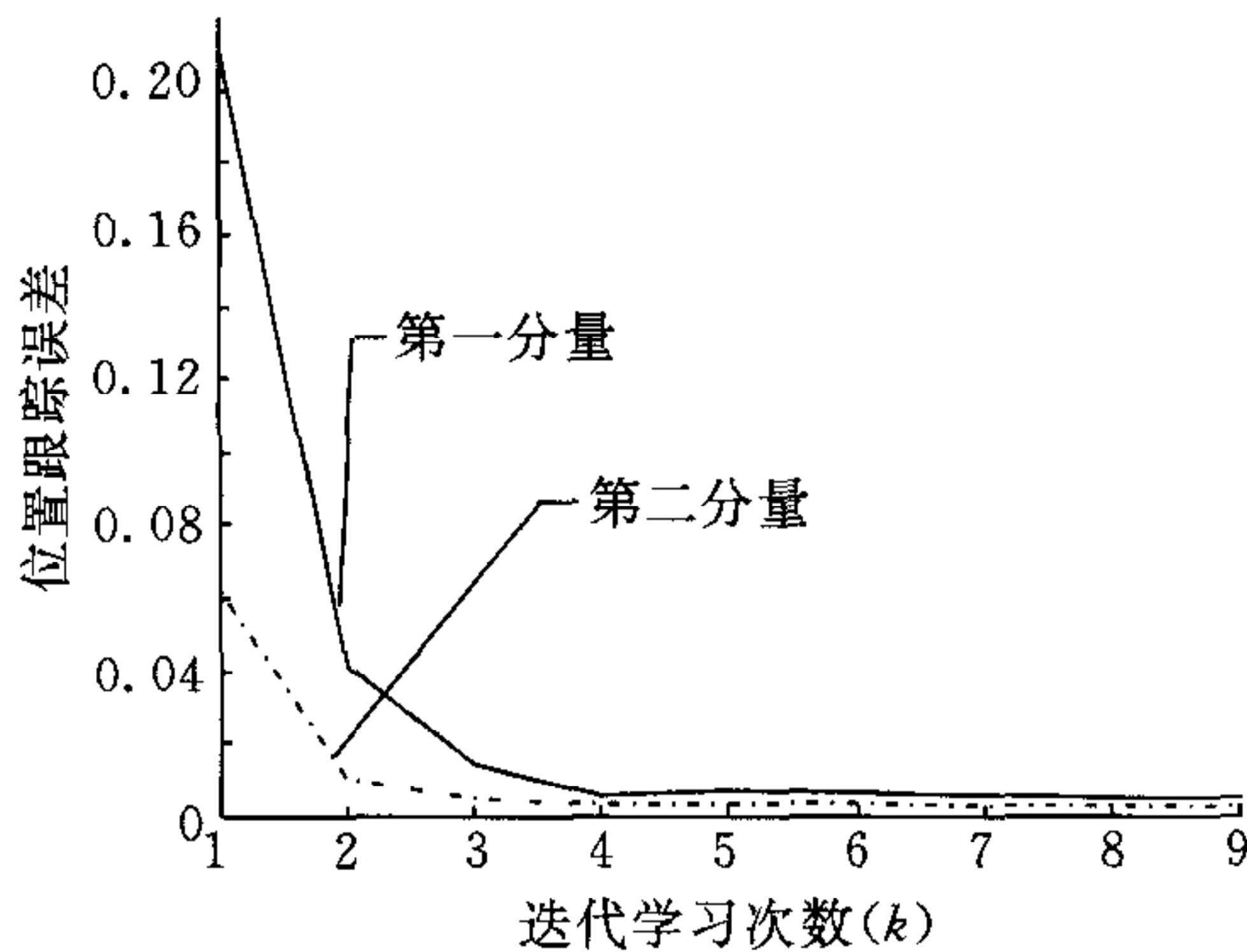


图 2 位置跟踪误差曲线

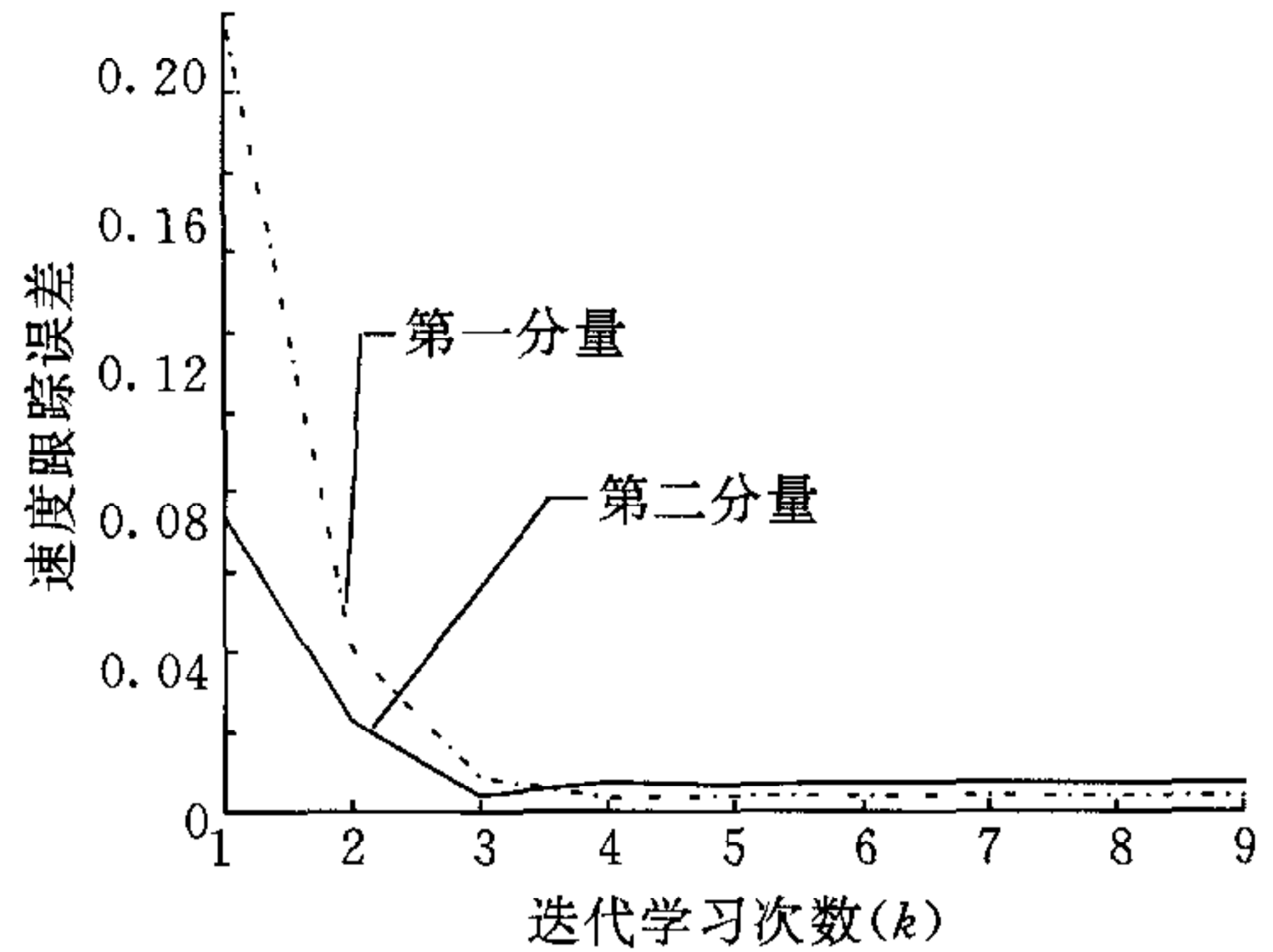


图 3 速度跟踪误差曲线

6 结束语

针对具有 n 个传动器的 n 个关节机器人系统进行了讨论,采用不同于 Kawamura 的方法讨论了关节角跟踪控制的问题.该方法取消了 Kawamura 方法在学习过程中要求每次的学习初态都要与理想初态相同的限制,从而克服了 Kawamura 方法难以应用到“学习过程中存在初态偏差”的困难,仿真结果说明了此方法的有效性和优越性.

参 考 文 献

- 1 谢胜利,谢振东,韦 岗. 非线性分布参数系统跟踪控制的学习算法. 自动化学报,1999,25(5):627~632
- 2 谢胜利,谢振东,刘永清. 滞后广义系统状态跟踪的学习控制算法. 系统工程与电子技术,1999,21(5):10~16
- 3 Park B H, Tae-Yong Kuc, Jins Lee. Adaptive learning control of uncertain robotic systems. *Int. J. Control*, 1996, 65(5):725~744
- 4 Dusko M Katic, Miomir K Vukobratovic. Highly efficient robot dynamics learning by decomposed connectionist feed-forward control structure. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1995,25(1):145~158
- 5 Chiang-Ju Chien, Jing-Sin Liu. A P-type iterative learning controller for robust output tracking of nonlinear time-varying systems. *Int. J. Control*, 1996, 64(2):319~334
- 6 谢胜利,谢振东. 终端受限关节机器人系统轨道跟踪的新控制算法. 自动化学报,2001,27(2):152~157
- 7 Kawamura S, Miyazaki F, Arimoto S. Realization of robot motion based on a learning method. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1988, 18(1):126~134
- 8 Xu J M, Zhou Q J, Leung T P. Implicit adaptive inverse dynamics control of robot manipulators. In: Proc. IEEE Conf. Computers, Communication and Automation, Beijing:1993. 90~93

谢胜利 控制理论与控制工程博士,电子与通信博士后,华南理工大学无线电与自动控制研究所教授,博士生导师. 一直从事非线性系统的稳定性理论、振动性理论、周期运动、变结构控制、迭代学习控制及自适应回波信号消除领域的教学和科研工作. 目前感兴趣的研究领域为非线性系统迭代学习控制理论、自适应多路回波信号消除理论、数字预测及应用等.

田森平 副教授,华南理工大学工学博士,现在华南理工大学电子与通信博士后流动站进行广义系统迭代学习控制的研究工作. 目前感兴趣的研究方向是非线性系统的迭代学习控制理论.