

文章编号: 1001-0920(2016)07-1325-05

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2016.0101

非线性迭代学习算法在机器人上肢康复中的应用

朱雪枫, 王建辉, 方晓柯, 王晓峰

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对上肢康复机器人轨迹跟踪控制中存在的患者痉挛扰动非线性及不确定性问题, 结合康复机器人系统执行具有重复性的特点以及迭代学习算法特有的性质, 提出一种非线性迭代学习控制算法, 改进了机器人常用的线性动力学控制系统, 使得在模型信息不精确以及只有角度信息可测的情况下, 也能获得良好的轨迹跟踪性能; 应用 Lyapunov 稳定性理论和 LaSalle 不变性原理证明了闭环系统的全局渐近稳定性. 仿真结果表明, 所提出的非线性迭代学习控制具有良好的控制性能.

关键词: 康复机器人; 非线性; 轨迹跟踪; 迭代学习控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Nonlinear iterative learning algorithm and its application in upper limb rehabilitation

ZHU Xue-feng, WANG Jian-hui, FANG Xiao-ke, WANG Xiao-feng

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: ZHU Xue-feng, E-mail: zxf627@sina.com)

Abstract: For the nonlinear and uncertainty problems in the upper limb rehabilitation robot trajectory tracking control, combining the characteristic of repetitive execution of the rehabilitation robot system and the properties of iterative learning control, a nonlinear iterative learning control algorithm is proposed. This algorithm improves the commonly used linear robot dynamics control, so that the good control quality is obtained under the condition that the model information is not accurate and only the position feedback can be measured. The Lyapunov stability theory and LaSalle invariance principle are applied to prove the global asymptotic stability of the closed-loop system. The simulation results show that the proposed nonlinear iterative learning control has good control performance.

Keywords: rehabilitation robot; nonlinear; trajectory tracking; iterative learning control

0 引言

康复机器人技术是近年来发展起来的一种新的运动神经康复治疗技术, 将机器人技术与康复医学结合, 用机器人代替理疗师来辅助偏瘫患者进行康复训练已成为国内外相关领域的研究热点^[1-2]. 本文研究的是一种外骨骼穿戴式上肢康复机器人, 其上肢关节与人的关节相似, 可以模拟健康手臂的运动规律, 令患者的患肢跟随健肢进行运动, 从而带动患者进行康复训练, 使上肢有运动障碍的病人得到恢复. 由于康复训练过程中存在患者痉挛、震颤和惯量变化等干扰, 康复机器人是一个具有模型不确定性的非线性动力学系统, 其轨迹跟踪控制问题一直是机器人学与自动化领域的研究重点之一.

迭代学习控制(ILC)算法是一种能够精确跟踪周期性参考输入和抑制周期性扰动的控制方案, 具有易于实现且不需要精确系统动力学模型的优点, 近年来受到越来越多学者的关注. 迭代学习方法是一种仿效人类的学习行为而提取的一种算法, 采用的是一种“在重复中学习”的策略^[3], 它以系统的实际输出与期望输出的偏差修正不理想的控制信号, 产生新的控制信号, 使得系统的跟踪性能精度得以提高, 如此迭代若干次后, 系统的输出就会逼近理想的期望轨迹. 自从 Arimoto 等^[4]提出了 D 型学习算法之后, 许多学者提出了形式多样的迭代学习控制律, 如 PI 型^[5]、PID 型^[6]及高阶学习控制律等, 并在一定的前提下, 给出了迭代学习控制的收敛性条件. 随后,

收稿日期: 2016-01-23; 修回日期: 2016-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61102124); 国家自然科学基金青年基金项目(61503070); 辽宁省博士基金启动项目(201501142).

作者简介: 朱雪枫(1987-), 女, 博士生, 从事机器人建模与智能控制算法的研究; 王建辉(1957-), 女, 教授, 博士生导师, 从事复杂控制系统的建模与控制、网络环境下先进控制技术及其应用等研究.

许多学者提出了不需要关节加速度的机器人学习控制. 如: Kuc 等^[7]提出了 4 种学习控制律, 应用在转动关节沿着期望轨迹线性化后的机械手上; Hamamoto 等^[8]提出了一种新型的迭代学习控制, 在有限维中搜索期望轨迹中, 只要满足每次迭代前精准的重新定位的前提下, 该控制器就可以获得渐近稳定跟踪的良好效果; Markusson 等^[9]提出了一种自动迭代学习控制, 并应用在工业机器人上, 将每个关节视为独立的传递函数; Cheng 等^[10-12]提出了一种闭链机器人自适应神经网络轨迹跟踪控制方法.

本文结合康复机器人系统需要执行具有重复性训练任务的特点以及迭代学习控制算法特有的性质, 针对康复机器人系统轨迹跟踪控制中存在的非线性扰动问题, 将一类饱和非线性函数引入迭代学习控制方案中, 形成一种新型的非线性迭代学习控制器 (NILC), 从而使得所提出的非线性迭代学习控制可以更快地适应患肢痉挛等带来的干扰, 提高系统的控制品质, 使得康复机器人系统获得更好的跟踪性能.

1 五自由度外骨骼机器人整体结构

本文研究对象为五自由度上肢外骨骼机器人, 其结构如图 1 所示.

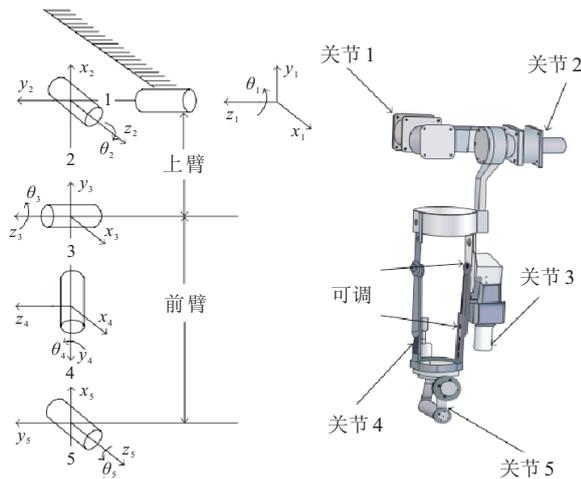


图 1 五自由度上肢外骨骼机器人机械结构

该上肢康复机器人的 5 个自由度能够模拟人体上肢 5 个主要关节的运动, 分别是: 肩部外展/内收 (关节 1) 和俯/仰 (关节 2)、肘部俯/仰 (关节 3)、腕部旋内/旋外 (关节 4) 和腕部俯/仰 (关节 5). 5 个关节处均设有限位开关, 以保证患者的康复运动角度在安全范围内. 康复机械臂的上臂、前臂长度可调, 可实现左、右手穿戴, 满足患者双侧康复的需求. 另外, 机器人还可实现单关节运动以及复杂的多关节联合运动. 例如进行洗脸、提裤等符合人体运动规律的动作, 满足了患者日常生活的要求.

在实际康复训练过程中, 患者发生肌肉痉挛是不可避免的, 且其不确定性可能会导致机器人系统的

稳定. 本文将患者肌肉痉挛力矩考虑到机器人动力学模型中, 于是上肢康复机器人动力学模型可描述为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + D + B = u. \quad (1)$$

其中: $q, \dot{q}, \ddot{q} \in R^n$ 分别为关节角度、速度和加速度矢量; $M(q) \in R^{n \times n}$ 为广义惯性矩阵; $D \in R^n$ 为不确定性扰动力矩矩阵; $C(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 为哥氏力和离心力矩阵; $G(q) \in R^n$ 为重力矩阵; $B \in R^n$ 为康复过程中存在的患者未知有界肌肉痉挛力矩矩阵; $u \in R^n$ 为控制力矩矩阵.

式 (1) 所描述的康复机器人动力学系统具有如下结构特性^[13]:

特性 1 $M(q)$ 惯性矩阵对称正定有界, 即

$$0 < \lambda_m(M) \leq \|M(q)\| \leq \lambda_M(M), \quad (2)$$

其中 $\lambda_m(M)$ 和 $\lambda_M(M)$ 分别为矩阵 $M(q)$ 的最小值和最大值.

特性 2 哥氏力和离心力矩阵 $C(q, \dot{q})$ 满足

$$C(q, \xi)v = C(q, v)\xi, \quad (3)$$

$$0 < C_m \|\dot{q}\|^2 \leq \|C(q, \dot{q})\dot{q}\| \leq C_M \|\dot{q}\|^2. \quad (4)$$

其中: C_m 和 C_M 为某一正数, v 和 ξ 为任意变量.

特性 3 $\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})$ 为反对称矩阵, 即

$$\zeta^T (\dot{M}(q) - 2C(q, \dot{q})) \zeta = 0, \quad \forall \zeta \in R^n. \quad (5)$$

特性 4 对于指定的期望角度 q_d 与任意的实际角度 q , 存在恒定对角正定矩阵 A 使得下述二式成立:

$$U(q) - U(q_d) - \Delta q^T G(q_d) + \frac{1}{2} \Delta q^T A \Delta q \geq a \|\Delta q\|^2, \quad (6)$$

$$\Delta q^T [G(q) - G(q_d)] + \Delta q^T A \Delta q \geq a \|\Delta q\|^2. \quad (7)$$

其中: a 为任意正数, $\Delta q = q_d - q$ 为关节角度误差, $U(q)$ 为重力引起的势能.

影响到康复训练系统的肌肉痉挛力矩模型定义为

$$B = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5]^T,$$

其中 $b_i = \beta_i(t - T_0)f(t)$ ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 表示由肌肉痉挛造成的机器人系统动态的偏移量. $\beta_i(t - T_0)$ 用来刻画此偏移力矩随时间变化的特征, 并假设痉挛发生在未知时刻 T_0 ; $f(t)$ 表示痉挛发生的概率和痉挛大小与训练时间成非线性关系. 具体而言, 痉挛造成的力矩偏移随时间变化的特征可表示为

$$\beta_i(t - T_0) = \begin{cases} 0, & t < T_0; \\ 1 - e^{-\sigma_i(t - T_0)}, & t \geq T_0. \end{cases}$$

其中: σ_i 为大于 0 的正数, 表示未知的变化率. 较小值的 σ_i 刻画了慢变的肌肉收缩痉挛过程, 也称初期痉挛; 对于较大值的 σ_i , 时间特征 β_i 接近为阶跃函数, 它表示突发痉挛. 本文假设偏移力矩向量及其时间导数都是有界的.

2 非线性迭代学习轨迹跟踪控制

现有迭代学习控制方法已广泛讨论了扰动已知情况下的机器人控制问题, 本文针对康复机器人的轨迹跟踪问题, 即对于任意给定的期望轨迹 q_d , 设计一类新型非线性迭代学习控制器, 在未知患者痉挛等各种干扰的情况下, 使得康复机器人系统能够从初始点 $(q(0), \dot{q}(0))$ 沿着设定轨迹, 渐近稳定地到达目标状态 $(q, \dot{q}) = (q_d, 0)$.

为实现非线性迭代控制达到高质量的跟踪目标, 需定义位置跟踪误差. 令 $x_1 = q_d - q$, 将 x 求导则可以得到速度跟踪误差, 即 $x_2 = \dot{q}_d - \dot{q}$, $\dot{x}_2 = \dot{x}_1$, $x = [x_1^T \ x_2^T]^T$. 在此定义下, 可将式(1)转化为跟踪误差的形式, 即

$$M(x_1)\dot{x}_2 + C(x)x_2 + G(x_1) + D + B = u.$$

当 t 逐渐增加时, 令 $x_1(t) \rightarrow 0$, $x_2(t) \rightarrow 0$ 即可达到跟踪的目的.

为了克服由于患者痉挛力矩的非线性干扰所产生的系统误差, 并考虑到痉挛力矩有界的特点, 本文引入如下非线性饱和函数^[14], 利用该饱和函数“小误差放大, 大误差饱和”的特性对系统中所产生的误差进行处理:

$$F(x) = \begin{cases} \frac{|x|^{\alpha+1}}{\alpha+1} + \frac{(\alpha-1)\delta^\alpha}{2(\alpha)}, & \delta < |x| < \beta; \\ \frac{\delta^{\alpha-1}x^2}{2}, & |x| \leq \delta; \\ \frac{(\alpha-1)\delta^\alpha - 2\alpha\beta^\alpha}{2\alpha} + \beta^\alpha|x|, & |x| \geq \beta. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\alpha, \delta \in (0, 1]$; $\beta > \delta$ 为设计参数. 将式(8)求导, 可得到如下饱和非线性函数:

$$f(x) = \begin{cases} |x|^\alpha \text{sgn}(x), & \delta < |x| < \beta; \\ \delta^{\alpha-1}x, & |x| \leq \delta; \\ \beta^\alpha \text{sgn}(x), & |x| \geq \beta. \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\text{sgn}(x)$ 为标准符号函数.

假设 1 每次迭代初始条件为 $x_1(0) = 0$, $x_2(0) = 0$.

应用式(9)设计非线性迭代控制器如下:

$$u_{k+1} = u_k + K_p f(x_1) + K_i x_1 + K_i \int_0^t f(x_1) dt + K_d x_2, \quad (10)$$

其中 K_p 、 K_i 和 K_d 分别为恒定对角正定学习增益矩阵. 将式(10)代入(1), 可得闭环系统方程为

$$\begin{aligned} M(x_1)\Delta\dot{x}_2 + C(x_1, x_2)x_2 + K_p f(x_1) + \\ K_i z + K_d x_2 = 0. \end{aligned} \quad (11)$$

其中

$$z = x_1 + \int_0^t f(x_1) dt + K_i^{-1}(G(\Delta x_1) + D + B), \quad (12)$$

Δx_1 和 Δx_2 分别为第 k 次迭代和第 $k+1$ 次迭代的速度和加速度差值, 其唯一静态平衡点为 $[x_1^T \ x_2^T \ z^T]^T = 0 \in R^{3n}$.

对于式(8)和(9)所示的非线性函数, 有如下引理.

引理 1 函数 $F(x)$ 和 $f(x)$ 有如下性质:

1) 若 $x \neq 0$, 则 $F(x) > 0$; 若 $x = 0$, 则 $F(x) = 0$, $f(x) = 0$.

2) $F(x)$ 连续可微, $f(x)$ 对于 x 而言是单调增函数, 且 $|f(x)| \leq \beta^\alpha$.

3) 对于 $x \neq 0$, 存在正常数 $\kappa > 0$, 使得下式成立:

$$F(x) \geq \kappa f^2(x) > 0. \quad (13)$$

4) 对于 $x \neq 0$, 存在正常数 $\kappa_1 > 0$, 使得下式成立:

$$x f(x) \geq \kappa_1 f^2(x) > 0. \quad (14)$$

3 稳定性分析

本文应用 Lyapunov 直接法和 LaSalle 不变性原理证明闭环系统(11)的全局渐近稳定性.

LaSalle 全局不变性原理 设 $V: R^n \rightarrow R$ 是径向无界(即当 $x \rightarrow \infty$ 时 $V(x) \rightarrow \infty$)的连续可微函数, 并对于所有 $x \in R^n$ 满足 $\dot{V}(x) \leq 0$. 设 E 是状态空间内满足 $\dot{V}(x) = 0$ 的所有点的集合, M 是 E 内的最大不变集, 则当 $t \rightarrow \infty$ 时, 非线性系统全局渐近收敛于 M .

注 1 如果要说明当 $t \rightarrow \infty$ 时, $x(t) \rightarrow 0$, 则需要确定 E 内的最大不变集中只包括原点. 对此, 有以下推论.

推论 1 全局渐近稳定性. 设 $x = 0$ 是非线性系统的一个平衡点, $V: R^n \rightarrow R$ 是径向无界(即当 $x \rightarrow \infty$ 时 $V(x) \rightarrow \infty$)的连续可微函数, 对于所有的 $x \in R^n$ 满足 $\dot{V}(x) \leq 0$. 设 $S = \{x \in R^n | \dot{V}(x) = 0\}$, 并假设除了 $x = 0$ 之外, S 内不包含其他恒定解, 则原点是全局渐近稳定的.

对于式(10)控制的闭环系统(11), 有如下定理.

定理 1 对于式(10)所控制的闭环非线性系统(11), 应用本文所提出的非线性迭代学习控制器, 若学习增益满足如下不等式:

$$K_p > 2K^{-1}\lambda_M(M)I, \quad (15)$$

$$U(q) - U(q_d) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_{pi} F(x_1) \geq a \|f(x_1)\|^2, \quad (16)$$

$$K_i + K_d > \delta^{\alpha-1}M(x_1) + \beta^\alpha C_M I, \quad (17)$$

$$f^T(x_1)K_p x_1 \geq a \|f(x_1)\|^2, \quad (18)$$

则系统的位置误差是全局渐近收敛的, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} x_1 = 0$. 其中 a 为足够小的正常数.

证明 首先, 根据 Lyapunov 函数, 有

$$V = \frac{1}{2} \Delta x_2^T M(x_1) \Delta x_2 + f^T(x_1) M(x_1) \Delta x_2 + U(q) - U(q_d) + \sum_{i=1}^n (k_{pi} + k_{ii} + k_{di}) F(x_1) + \frac{1}{2} z^T K_i z, \quad (19)$$

其中 k_{pi} 、 k_{ii} 和 k_{di} 分别为恒定对角阵 K_p 、 K_i 和 K_d 的对角线元素.

利用特性 1 和式 (13), 对式 (19) 进行推导, 得到

$$\begin{aligned} & \frac{1}{4} \Delta x_2^T M(x_1) \Delta x_2 + f^T(x_1) M(x_1) \Delta x_2 + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_{pi} F(x_1) = \\ & \frac{1}{4} (\Delta x_2 + 2f^T(x_1))^T M(x_1) \Delta x_2 (\Delta x_2 + 2f(x_1)) - \\ & f^T(x_1) M(x_1) f(x_1) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_{pi} F(x_1) \geq \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_{pi} F(x_1) - f^T(x_1) M(x_1) f(x_1) \geq \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\kappa_1 k_{pi} - 2\lambda_M(M)] f^2(x_1). \end{aligned} \quad (20)$$

将式 (20) 代入 (19), 并应用 (15) 和 (16), 可得对于任意的 $[x_1^T \ x_2^T \ z^T] \neq 0$, 有

$$\begin{aligned} V \geq & \frac{1}{4} \Delta x_2^T M(x_1) \Delta x_2 + \sum_{i=1}^n (k_{ii} + k_{di}) F(x_1) + \\ & U(q) - U(q_d) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_{pi} F(x_1) + \\ & \frac{1}{2} z^T K_i z + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\kappa_1 k_{pi} - 2\lambda_M(M)] f^2(x_1) \geq \\ & \frac{1}{4} \Delta x_2^T M(x_1) \Delta x_2 + a \|f(x_1)\|^2 + \\ & \sum_{i=1}^n (k_{ii} + k_{di}) F(x_1) + \frac{1}{2} z^T K_i z > 0, \end{aligned} \quad (21)$$

即式 (19) 定义的 Lyapunov 函数对于 x_1 、 x_2 、 z 是正定的.

其次, 对式 (19) 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \Delta x_2^T M(x_1) \Delta \dot{x}_2 + \frac{1}{2} \Delta x_2^T M(x_1) \Delta x_2 + \\ & f^T(x_1) M(x_1) \Delta x_2 + f^T(x_1) \dot{M}(x_1) \Delta x_2 + \\ & f^T(x_1) M(x_1) \Delta \dot{x}_2 + \dot{z}^T K_i z + \\ & f^T(x_1) (K_p + K_d + K_i) x_2. \end{aligned} \quad (22)$$

将由式 (11) 求得的 $M(x_1) \Delta \dot{x}_2$ 和由 (12) 求得的 $\dot{z} = x_2 + f(x_1) + K_i^{-1} G(\Delta x_2)$ 代入 (22), 并应用特性 3, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\Delta x_2^T (K_d + K_i) \Delta x_2 - f^T(x_1) K_p x_1 + \\ & f^T(x_1) C^T(x) \Delta x_2 + \dot{f}^T(x_1) M(x_1) \Delta x_2 - \end{aligned}$$

$$[\Delta x_2 + f(x_1)] G(\Delta x_2). \quad (23)$$

应用特性 2 和引理 1 的性质 2), 有

$$f^T(x_1) C^T(x) \Delta x_2 \leq \beta^\alpha C_M \|\Delta x_2\|^2, \quad (24)$$

并且, 由式 (9) 和特性 1, 可得

$$\dot{f}^T(x_1) M(x_1) \Delta x_2 \leq \delta^{\alpha-1} x_1^T M(x_1) \Delta x_2. \quad (25)$$

最后, 将式 (24)、(25) 和 (18) 代入 (23), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\Delta x_2^T [K_i + K_d - (\delta^{\alpha-1} M(x_1) + \\ & \beta^\alpha C_M I)] \Delta x_2 - a \|f(x_1)\|^2 - \\ & [\Delta x_2 + f(x_1)] G(\Delta x_2), \end{aligned} \quad (26)$$

则由式 (26) 和 (17), 可得 $\dot{V} \leq 0$, 并且 $V = 0$ 意味着 $x_1 = 0$, $x_2 = 0$. 又因为当 $x_1 \rightarrow \infty$, $x_2 \rightarrow \infty$ 时, $V \rightarrow \infty$, 根据推论 1 可知, $x_1 = 0$, $x_2 = 0$ 为渐近稳定平衡点, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_1 = 0$, $\lim_{k \rightarrow \infty} x_2 = 0$. \square

4 仿真实验

假设康复机器人连杆质量均匀分布, 系统参数的具体数值如表 1 所示.

表 1 上肢康复机器人杆件参数

Joint	Mass m_i /g	d_{ci} /mm	l_i /mm
1	2371.23	120	105
2	992.6	145	290
3	3477	103	220
4	618	32	57
5	237	77	80

在仿真中设计期望的周期性跟踪轨迹为

$$q_{dj} = \frac{1}{2j} + \frac{1}{4} \sum_{k=1}^3 \frac{j}{jk+1} \sin\left(k\omega t + \frac{\pi j}{2k}\right).$$

其中: $j = 1, 2, 3, 4, 5$; $\omega = 1 \text{ rad/s}$. 系统的初值取为 $q_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, $\dot{q}_0 = [2\pi \ 2\pi \ 2\pi \ 2\pi \ 2\pi]^T$. 控制器参数取 $K_p = \text{diag}(10, 20, 10, 10, 10)$, $K_i = \text{diag}(5, 2.4, 3, 4, 3)$, $K_d = \text{diag}(3, 4, 3, 5, 4)$, $\alpha = 0.7$, $\beta = 1.0$, $\delta = 0.01$, $T_0 = 10 \text{ s}$. 将偏移力矩函数设计为 $b_1 = \beta_1(t - T_0) f_1(t) = (1 - e^{-(t-T_0)/10})$, $b_2 = b_3 = b_4 = b_5 = 0$, 迭代次数为 20 次.

图 2 为康复机器人各关节轨迹跟踪曲线. 由图 2 可以看出, 在经过 20 次迭代后, 机械臂实际运行轨迹能够很好地跟踪期望轨迹, 尽管已知信息只有角度误差, 本文的控制器仍可以有效地解决系统中存在的不确定性和非线性问题.

轨迹跟踪误差如图 3 和图 4 所示. 随着迭代次数的增加, 其跟踪误差有下降的趋势, 即下一个迭代周期相比于前一个迭代周期具有更好的跟踪性能, 且逐渐收敛于 0, 这体现了本文非线性迭代学习控制的优越性. 另外, 由两种控制器的误差对比可以看出, 本文所提出的非线性迭代学习控制器的系统误差明显小于迭代学习控制器, 其精度更高, 而且非线性迭代学

习控制不需要精确的系统模型,更易于工程实现.

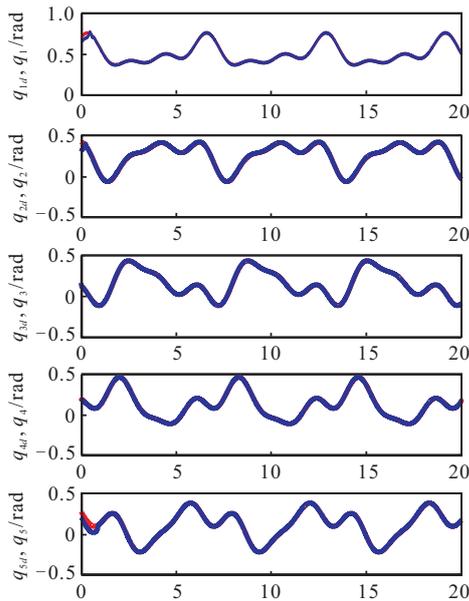


图2 康复机器人各关节轨迹跟踪曲线

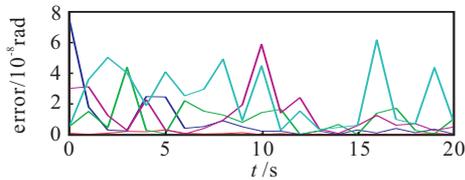


图3 迭代学习控制轨迹跟踪误差

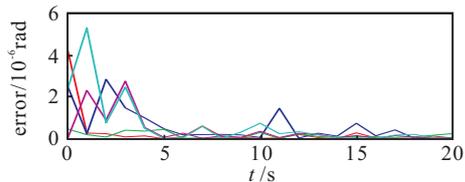


图4 非线性迭代学习控制轨迹跟踪误差

5 结 论

本文针对五自由度上肢外骨骼机器人设计了一类非线性迭代学习控制器,用以提高系统的跟踪性能.应用Lyapunov直接方法证明了闭环系统的全局渐近稳定性.该控制策略不基于系统的精确模型,易于工程实现.非线性函数的引入,使得闭环系统获得了很好的跟踪性能,即使在有患者不确定性非线性痉挛扰动的情况下,本文所提出的一类新型非线性迭代学习控制算法依然可以获得较好的控制品质.

参考文献(References)

- [1] 王丽,张秀峰,马岩,等.脑卒中患者上肢康复机器人及评价方法综述[J].北京生物医学工程,2015,5:526-532.
(Wang L, Zhang X F, Ma Y, et al. Summary of rehabilitation robot for upper limbs and evaluation methods for stroke patients[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2015, 5: 526-532.)
- [2] Babaiasl M, Mahdioun S H, Jaryani P, et al. A review of technological and clinical aspects of robot-aided

rehabilitation of upper-extremity after stroke[J]. Disability and Rehabilitation Assistive Technology, 2015, 11(4): 1-18.

- [3] 石成英,林辉.迭代学习控制技术的原理,算法及应用[J].机床与液压,2004,29(9):80-83.
(Shi C Y, Lin H. The theory, arithmetic and application for iterative learning control technology[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2004, 29(9): 80-83.)
- [4] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robotics by learning[J]. J of Robotic System, 1984, 1(2): 123-140.
- [5] Sun M X, Ge S S Z, Mareels I M Y. Adaptive repetitive learning control of robotic manipulators without the requirement for initial repositioning[J]. IEEE Trans on Robotics, 2006, 22(3): 563-568.
- [6] Park K H, Bien Z, Hwang D H. A study on the robustness of a PID-type iterative learning controller against initial state error[J]. Int J of System Science, 1999, 30(1): 49-59.
- [7] Kuc T Y, Han W G. An adaptive PID learning control of robot manipulators[J]. Automatica, 2000, 36(5): 717-725.
- [8] Hamamoto K, Fukuda T, Sugie T. Iterative feedback tuning of controllers for a two-mass-spring system with friction[J]. Trans of the Institute of Systems Control & Information Engineers, 2003, 14(9): 1061-1068.
- [9] Markusson O, Hjalmarsson H, Norrlof M. Iterative learning control of nonlinear non-minimum phase systems and its application to system and model inversion[C]. Proc of the IEEE Conf on Decision and Control. Orlando: IEEE, 2001, 5: 4481-4482.
- [10] Long Cheng, Zengguang Hou. Tracking control of a closed-chain five-bar robot with two degrees of freedom by integration of approximation-based approach and mechanical design[J]. IEEE TSMCB, 2012, 42(5): 1470-1480.
- [11] Long Cheng, Yingzi Lin, Zengguang Hou. Adaptive tracking control of hybrid machines: a closed-chain five-bar mechanism case[J]. IEEE ASME TMech, 2011, 16(6): 1155-1164.
- [12] Long Cheng, Zengguang Hou, Min Tan. Adaptive neural network tracking control for manipulators with uncertain kinematics, dynamics and actuator model[J]. Automatica, 2009, 45(10): 2312-2318.
- [13] 苏玉鑫.非线性机器人系统控制理论[M].北京:科学出版社,2008:25-30.
(Su Y X. Control theory for nonlinear robotic manipulators[M]. Beijing: Science Press, 2008: 25-30.)
- [14] 田慧慧.机器人系统重复学习轨迹跟踪控制[D].西安:西安电子科技大学机械制造及自动化学院,2013.
(Tian H H. Repetitive learning control for tracking of robot manipulators[D]. Xi'an: College of Machinery Manufacturing and Automation, Xidian University, 2013.)

(责任编辑:李君玲)