

基于人工免疫算法的滚动优化在康复机器人中的应用研究

朱雪枫, 王建辉, 王晓峰

东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61102124); 国家自然科学基金青年基金资助项目(61503070); 辽宁省基金博士启动项目(201501142)

通信作者: 朱雪枫, zxf627@sina.com 收稿/录用/修回: 2016-05-26/2016-11-17/2016-12-02

摘要

针对上肢康复机器人主动康复训练过程中, 存在不可预知的人机交互作用力和不确定的患者痉挛扰动问题, 通过实时采集人机交互力, 设计一种非线性滚动时域跟踪控制算法, 并对该控制器的稳定性进行了分析. 该控制器基于上肢康复机器人系统在每个采样时刻的线性化模型预测系统未来的动态, 以人工免疫优化算法为滚动优化策略, 不仅提高了系统的抗干扰性能, 而且保证了系统在整个预测时域上能得到可行解. 仿真研究表明了该控制器的有效性.

关键词

康复机器人
主动康复训练
滚动时域控制
滚动优化
人工免疫算法
中图分类号: TP13
文献标识码: A

Application of the Rolling Optimization Based on Artificial Immune Algorithm to Rehabilitation Robot

ZHU Xuefeng, WANG Jianhui, WANG Xiaofeng

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

Abstract

In the process of active rehabilitation training for an upper limb rehabilitation robot, unpredictable interaction forces exist between human and robot, and the disturbance of patients' spasm is an issue. To address these problems, this paper designed a nonlinear rolling horizon tracking control algorithm based on real-time acquisition of human-robot interaction force. The stability of the controller is analyzed; this controller can predict the future dynamic of the system on the basis of a linear model at each sampling. The artificial immune optimization algorithm is adopted as a rolling optimization strategy, which not only improves the anti-jamming performance of the system but also ensures that the system can obtain a feasible solution in the entire prediction time domain. Simulation results show the effectiveness of the proposed controller.

Keywords

rehabilitation robot;
active rehabilitation training;
receding horizon control;
rolling optimization;
artificial immune algorithm

1 引言

我国和世界上许多国家一样, 正在步入老龄化. 在老龄人群中大量的脑血管疾病或神经系统疾病患者, 这类患者多数伴有偏瘫症状^[1]. 近年由于患心脑血管疾病, 特别是脑卒中使中老年患者出现偏瘫的人数不断增多, 并且在年龄上呈现年轻化趋势^[2]. 世卫组织数据显示, 2010年中国因脑卒中死亡人数列全球首位, 发病率以每年8.7%的速度增长. 每年因中风而死的中国人占有死亡人数的22.45%^[3]. 一些医疗机构对患者治疗和恢复情况进行长期的观察和分析, 证明了强制运动对上肢康复的效果确实有显著作用^[4].

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, 已经成为国内外相关领域的研究热点^[5-6]. 近十年来, 有很多康复机器人系统涌现出来, 用来帮助医生和病人进行康复训练^[7-8]. 最著名的如美国麻省理工学院开发的 MIT-MANUS 上肢康复机器人^[9], 瑞士 Hocoma 公司的 Locomat 步态康复机器人等^[10]. 目前, 机器人辅助康复训练的有效性已经得到临床验证^[11-12]. 但是现有的康复训练系统在进行主动训练时实现困难, 所以患者大部分的训练都是被动的, 而且训练方案相对单调; 另外, 在康复运动训练过程中, 患者手臂的训练轨迹以及施加在患者手臂上的力很难保证一致性. 因此在训练方式和控制策略上, 上肢康复机器人研究需要有所创新和

突破。

根据患者病情与身体状况不同,康复训练主要分成两个阶段,第一阶段称为被动运动阶段,该阶段患者上肢无运动能力,只能依靠机器人手臂带动患者上肢运动;第二阶段为自主运动阶段,此阶段患者上肢已有一定的运动能力,但是仍存在一定的运动障碍,需要适当的助力^[8]。其中,被动训练通过常规的机器人轨迹跟踪控制即可实现,但是由于缺乏患者的主动参与,无法充分地刺激神经回路,训练效果相比主动康复训练要差^[13]。脑卒中上肢偏瘫患者在主动康复训练阶段的患者主动力是康复机器人研究中十分重要的一个方面,由于主动训练过程中存在康复机器人与运动功能受损的患者手臂之间的相互作用,而患者是有自主运动意图的训练对象,因此对机器人和患者手臂之间的主动训练控制策略的研究是十分重要的。

本文的目标是设计一类主动训练控制策略,能为患者提供一个既舒适又安全的康复训练环境,防止患肢产生震颤、痉挛等不安全且非正常的肌肉反应,避免患者受到二次伤害。本文首先建立了带有患者交互力的上肢康复机器人主动训练系统模型。然后根据交互力设计一类非线性滚动时域控制器,以人工免疫优化算法为滚动优化策略,计算各个采样时刻的最优解,保证控制器的可行性和稳定性,最后对本文提出的控制策略进行了仿真验证。

2 五自由度上肢康复机器人

2.1 五自由度上肢外骨骼康复机器人

本文研究对象为五自由度上肢外骨骼康复机器人,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个关节处均设有力矩传感器,可实时采集患者与机械臂之间的交互力。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,满足患者日常生活的要求。五自由度上肢外骨骼机器人的原理示意图如图1所示。

2.2 动力学模型

脑卒中病程分为急性期(也称软瘫期或者弛缓期)、恢复期和后遗症期^[14]。

脑卒中急性期持续时间一般为2~4周,在发病后的最初几天,根据患者的实际病情,一般以临床抢救为主,但同时提倡尽早介入康复治疗,早期康复治疗对患者的最终康复有很大的促进作用。病发一周后,患者进入亚急性期(也称痉挛期或硬瘫期),血压、脉搏、呼吸等生命体征已基本稳定,意识清醒,多数能够理解医护人员的语言,并能配合康复治疗。因此应鼓励患者发挥自身的主观能动作用,积极进行康复功能训练。在此期间,肌肉痉挛加重,出现一些低级中枢控制下的原始运动形式。此时应通过正确的康复技术来降低肌张力、尽快使肌肉痉挛减轻。痉挛期内应鼓励患者进行自我被动运动,即患者利用健侧的力

量活动患肢的运动。如果患者的能力允许,则还应鼓励患者进行肢体的主动运动,即依靠患肢自身力量进行的运动。

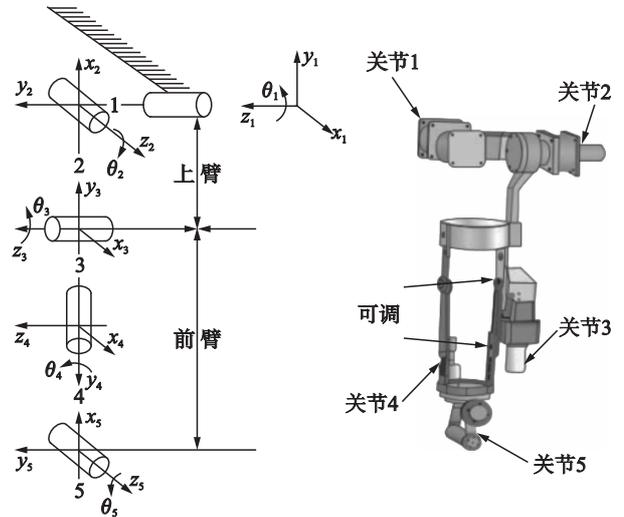


图1 五自由度上肢外骨骼康复机器人机械结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of the 5 DOF upper limb rehabilitation robot

在主动康复训练过程中,患肢所产生的主动交互力是时变的,即使患者处于非痉挛期,发生肌肉痉挛也是不可避免的,且其不确定性可能会导致机器人系统的不稳定。本文通过各关节处的力矩传感器采集交互力信息,并将患者肌肉痉挛力矩作为一项扰动考虑到机器人动力学模型中^[15],则上肢康复机器人动力学模型可描述为

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) + \mathbf{B} = \mathbf{T}_u + \mathbf{T}_{in} \quad (1)$$

其中, $[\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}] \in \mathbb{R}^n$ 分别为关节角度,速度和加速度矢量, $\mathbf{M}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为广义惯性矩阵, $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为哥氏力和离心力矩阵, $\mathbf{G}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ 为重力矩阵, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^n$ 为康复过程中存在的患者未知有界肌肉痉挛力矩扰动, \mathbf{T}_{in} 为人机交互作用力矩, $\mathbf{T}_u \in \mathbb{R}^n$ 为控制力矩矩阵。影响到康复训练系统的肌肉痉挛力矩模型定义为

$$\mathbf{B} = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5]^T \quad (2)$$

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的随时间变化的特征,其中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,具体地说,我们把痉挛造成的力矩偏移随时间变化的特征表示为

$$\beta_i(t - T_0) = \begin{cases} 0, & t < T_0 \\ 1 - e^{-\sigma_i(t - T_0)}, & t \geq T_0 \end{cases} \quad (3)$$

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,它表示了突发痉挛。本文中,假设偏移力矩向量和它们的时间导数都是有界的。

3 滚动时域跟踪控制

首先定义新的状态变量 $\mathbf{x}_1 = \mathbf{q}_d - \mathbf{q}$ 为位置跟踪误差,

其导数项 $\dot{x}_2 = \dot{q}_d - \dot{q}$, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_2^T)^T$, 则式(1)转化为

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}_1) \dot{\mathbf{x}}_2 + \mathbf{C}(\mathbf{x}) \mathbf{x}_2 + \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) + \mathbf{B} = \mathbf{T}_u + \mathbf{T}_{int} \quad (4)$$

由此可得系统状态空间表达式

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_1 &= \mathbf{x}_2 \\ \dot{\mathbf{x}}_2 &= -\mathbf{M}^{-1}(\mathbf{x}_1)(\mathbf{C}(\mathbf{x}) + \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) - \mathbf{T}_u - \mathbf{T}_{int}) + \boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x}) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x})$ 代表不确定性和患者痉挛力矩的非线性干扰. 令控制量 \mathbf{u} 为

$$\mathbf{u} = -\mathbf{M}^{-1}(\mathbf{x}_1)(\mathbf{C}(\mathbf{x}) + \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) - \mathbf{T}_u - \mathbf{T}_{int})$$

通过以上定义, 可将上肢康复机器人系统线性化, 从而得到带有人机交互抵抗力矩和痉挛力矩不确定性的五自由度上肢康复机器人系统的跟踪误差动态方程如下:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}_1\boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x}) + \mathbf{B}_2\mathbf{u} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}_1\boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x}) + \mathbf{D}_2\mathbf{u} \end{aligned} \quad (6)$$

在每个采样时刻 t_k , 将式(6)固定线性化为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A}_k\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_{1k}\boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x}) + \mathbf{B}_{2k}\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}_k\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}_{1k}\boldsymbol{\delta}(t, \mathbf{x}) + \mathbf{D}_{2k}\mathbf{u}(t) \end{aligned} \quad (7)$$

假设 给定的期望轨迹 \mathbf{q}_d , 期望速度 $\dot{\mathbf{q}}_d$ 与期望加速度 $\ddot{\mathbf{q}}_d$ 均有界.

3.1 控制器设计

滚动时域跟踪控制器设计如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \mathbf{K}_k\mathbf{x} \\ \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}_{cl, k}\mathbf{x} + \mathbf{B}_{1k}\boldsymbol{\delta}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}_{cl, k}\mathbf{x} + \mathbf{D}_{1k}\boldsymbol{\delta}(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{A}_{cl, k} = \mathbf{A}_k + \mathbf{B}_{2k}\mathbf{K}_k$, $\mathbf{C}_{cl, k} = \mathbf{C}_k + \mathbf{D}_{2k}\mathbf{K}_k$, 当且仅当存在一个对称矩阵 \mathbf{P} 使得下面的不等式成立^[16]:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{P} & 0 & \mathbf{A}_{cl}^T\mathbf{P} & \mathbf{C}_{cl}^T \\ 0 & \gamma\mathbf{I} & \mathbf{B}_1^T\mathbf{P} & \mathbf{D}_1^T \\ \mathbf{P}\mathbf{A}_{cl} & \mathbf{P}\mathbf{B}_1 & \mathbf{P} & 0 \\ \mathbf{C}_{cl} & \mathbf{D}_1 & 0 & \gamma\mathbf{I} \end{pmatrix} > 0 \quad (9)$$

上式等价于 $\mathbf{P} - \mathbf{A}_{cl}^T\mathbf{P}\mathbf{A}_{cl} - \gamma^{-1}\mathbf{C}_{cl}^T\mathbf{C}_{cl} > 0$, 即 $\mathbf{A}_{cl}^T\mathbf{P}\mathbf{A}_{cl} - \mathbf{P} < 0$. 因此, \mathbf{A}_{cl} 是内部稳定的.

令 $\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{P}$, 进而得到式(7)满足如下不等式

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x} + \int_{t_k}^t (\|\mathbf{y}(s)\|^2 - \gamma_k^2\|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2) ds \\ \leq \mathbf{x}^T(t_k)\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x}(t_k) \end{aligned} \quad (10)$$

取状态反馈增益 $\mathbf{K}_k = \mathbf{Y}_k\mathbf{Q}_k^{-1}$. 式(6)的控制输入需要满足如下约束:

$$\|\mathbf{u}(t)\| \leq \mathbf{u}_{\max} - \|\mathbf{u}_d(t)\|, \quad \forall t \geq t_0 \quad (11)$$

3.2 稳定性分析

根据文[17]中 L_2 增益的定义, 当式(6)的初值 $\mathbf{x}(t_0) = 0$ 时, 对于大于 0 的常数 γ , 如果下面的不等式成立:

$$\int_{t_0}^{\infty} \|\mathbf{y}(s)\|^2 ds \leq \int_{t_0}^{\infty} \gamma^2 \|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2 ds \quad (12)$$

则称式(6)所表示的系统有标准的 L_2 增益 γ .

引理 1 在每个采样时刻 t_k , 如果式(6)满足如下不等式

$$\sum_{i=1}^k [\mathbf{x}^T(t_i)\mathbf{Q}_{i-1}^{-1}\mathbf{x}(t_i) - \mathbf{x}^T(t_i)\mathbf{Q}_i^{-1}\mathbf{x}(t_i)] \geq 0 \quad (13)$$

可保证式(6)满足 L_2 增益小于 $\bar{\gamma}$, 其中 $\bar{\gamma} = \max_k \gamma_k$.

引理 2 定义椭圆域 ε 是一个半径为 r_c 的椭圆形区

域, 记为 $\varepsilon(\mathbf{Q}_k^{-1}, r_c) = \{\mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x} \leq r_c, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n\}$. 在每个采样时刻 t_k , 如果式(4)满足如下不等式

$$\max_{t \in [t_k, t_{k+1})} \|\mathbf{u}(t)\|^2 \leq r_c \|\mathbf{e}_j^T \mathbf{Y}_k \mathbf{Q}_k^{-\frac{1}{2}}\|^2 \quad (14)$$

且在采样间隔 $[t_k, t_{k+1})$ 内, 系统的误差 $\mathbf{x}(t)$ 在椭圆域 ε 内, 即 $\mathbf{x}(t) \in \varepsilon(\mathbf{Q}_k^{-1}, r_c)$, 则系统满足控制约束(11). 其中 $\mathbf{u}_{k, \max} = \min_{t \in [t_k, t_{k+1})} \{\mathbf{u}_{\max} - \|\mathbf{u}_d(t)\|\}$.

引理 3 假设(a)不确定性扰动有界, 即 $\int_0^t \|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2 ds < \infty$; (b) 采样时刻 t_k 的误差 $\mathbf{x}(t_k)$ 在 $\varepsilon(\mathbf{Q}_k^{-1}, r_c) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x} \leq r_c\}$ 内; 那么如果采样时间非常短, 系统在任意采样时刻 $[t_k, t_{k+1})$ 的误差也在相同的 ε 内, 即 $\mathbf{x}(t) \in \varepsilon(\mathbf{Q}_k^{-1}, r_c)$.

证明 由引理 3 的条件(b)可得

$$\mathbf{x}^T(t_k)\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x}(t_k) \leq r_c \quad (15)$$

由于扰动有界及 $\gamma_k < \infty$ 得

$$\lim_{t \rightarrow t_k} \int_{t_k}^t \gamma_k^2 \|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2 ds \rightarrow 0 \quad (16)$$

进而

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow t_k} \left\{ \mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x} + \int_{t_k}^t (\|\mathbf{y}(s)\|^2 - \gamma_k^2\|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2) ds \right\} \\ = \lim_{t \rightarrow t_k} (\mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (17)$$

由式(10)、式(15)和式(17)可得 $\lim_{t \rightarrow t_k} (\mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x}) \leq r_c$, 即在任意时刻 $t \in [t_k, t_{k+1})$ 的状态 $\mathbf{x}(t)$ 也在同一个椭圆域 $\varepsilon(\mathbf{Q}_k^{-1}, r_c)$ 内.

对于采样周期较长的情况, 如果外部干扰满足:

$$\int_{t_k}^{t_{k+1}} \|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2 ds \leq \frac{\int_{t_k}^{t_{k+1}} \|\mathbf{y}(s)\|^2 ds}{\gamma_k^2} \quad (18)$$

则仍能由式(10)和式(15)得到 $\mathbf{x}^T\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x} \leq r_c$.

引理 4 给定 $\gamma > 0$, 假设式(6)在平衡点处的 L_2 增益小于 γ ; \mathbf{A} 是渐近稳定的. 那么存在平衡点的邻域使得非线性系统(1)跟踪误差局部满足 L_2 增益小于 γ .

定理 如果式(6)的解唯一并且充分光滑, 不确定性和患者痉挛力矩的扰动有界, 式(6)是零状态可观测的, 采样间隔充分小或干扰满足式(18)和满足引理 1 的条件; 在每个采样时刻均有优化解, 即 $(\gamma_k, \mathbf{Q}_k, \mathbf{Y}_k)$ 满足如下不等式

$$\max_t \|\mathbf{u}(t)\|^2 \leq r_c \|\mathbf{e}_j^T \mathbf{Y} \mathbf{Q}^{-\frac{1}{2}}\|^2 \quad (19)$$

$$r_c \leq \|\mathbf{x}^T(t_k)\mathbf{Q}_k^{-\frac{1}{2}}\|^2 \quad (20)$$

那么对于式(1)所表示的康复机器人系统:

- (a) 对于非持续性干扰是渐近稳定的;
- (b) 跟踪误差局部 L_2 增益小于 $\bar{\gamma}$, 这里 $\bar{\gamma}$ 定义为

$$\bar{\gamma} = \max_{t > t_0} \gamma(t) \quad (21)$$

证明 假设在每个采样时刻均有优化解, 则由式(11)可得

$$\begin{aligned} \int_{t_0}^t (\|\mathbf{y}(s)\|^2 - \gamma(s)^2 \|\boldsymbol{\delta}(s)\|^2) ds \\ \leq \mathbf{x}^T(t_0)\mathbf{Q}_0^{-1}\mathbf{x}(t_0) - \mathbf{x}^T(t)\mathbf{Q}_k^{-1}\mathbf{x}(t) \\ - \sum_{i=1}^k [\mathbf{x}^T(t_i)\mathbf{Q}_{i-1}^{-1}\mathbf{x}(t_i) - \mathbf{x}^T(t_i)\mathbf{Q}_i^{-1}\mathbf{x}(t_i)] \end{aligned} \quad (22)$$

由于 $V(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{x}$, 式(20)可写成

$$\begin{aligned} & \int_0^t (\|\mathbf{y}(s)\|^2 - \gamma^2 \|\delta(s)\|^2) ds \\ & \leq V(\mathbf{x}(t_0)) - V(\mathbf{x}(t)) - \sum_{i=1}^k [\mathbf{x}^T(t_i) \mathbf{Q}_{i-1}^{-1} \mathbf{x}(t_i) - \\ & \quad \mathbf{x}^T(t_i) \mathbf{Q}_i^{-1} \mathbf{x}(t_i)] \end{aligned} \quad (23)$$

由式(21)和引理 1 的式(14)可得式(6)满足下式

$$\begin{aligned} & V(\mathbf{x}(t)) - V(\mathbf{x}(t_0)) \\ & \leq \int_0^t (\gamma(s)^2 \|\delta(s)\|^2 - \|\mathbf{y}(s)\|^2) ds \end{aligned} \quad (24)$$

假设干扰是有界的,那么对于有界的 $\gamma(t)$, 则有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \gamma(t) \|\delta(t)\| \rightarrow 0$. 当 $t \rightarrow \infty$, 可得

$$\begin{aligned} & \int_0^\infty \|\mathbf{y}(t)\|^2 dt \\ & \leq V(\mathbf{x}(t_0)) + \int_0^\infty \gamma(t)^2 \|\delta(t)\|^2 dt < \infty \end{aligned} \quad (25)$$

由式(25)可知 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{y}(t) \rightarrow 0$. 由零状态可观得到闭环系统是渐近稳定的. 性质(a)得证.

由定义(23), 式(24)变为

$$\begin{aligned} & \int_0^\infty \|\mathbf{y}(t)\|^2 dt \\ & \leq \mathbf{x}^T(t_0) \mathbf{Q}_0^{-1} \mathbf{x}(t_0) + \int_0^\infty \bar{\gamma}(t)^2 \|\delta(t)\|^2 dt \end{aligned} \quad (26)$$

即式(6)在平衡点(0, 0)处的 L_2 增益小于 $\bar{\gamma}$, 应用引理 4 可知存在平衡点的领域使得康复机器人系统的跟踪误差局部 L_2 增益小于 $\bar{\gamma}$, 性质(b)得证.

3.3 基于人工免疫算法的滚动优化策略

对于非线性康复机器人系统滚动优化控制而言, 优化问题的约束在每个采样时刻是变化的. 而且, 患者的干扰信息和康复情况是不可预知的. 因此, 出现突发干扰时, 就不能保证优化问题的可行性. 本文采用如下最大-最小(minimax)优化问题替代最小化问题^[18], 以保证控制策略的可行性, 达到实时对抗患者扰动的目的.

$$\min_{\mathbf{u} \in U} \max_{\delta \in W} \int_{t_k}^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt$$

其中, U 是所有允许控制函数的集合, W 是所有允许干扰函数的集合. 本节应用拉格朗日松弛法^[18]将约束 minimax 问题转化为最小化问题.

假设允许干扰函数的能量为 α , 即允许干扰函数集合为 $W = \left\{ \int_{t_k}^\infty \|\delta(i)\|^2 dt \leq \alpha, \delta \in \mathbb{R} \right\}$, 则定义如下拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \gamma) = \int_{t_k}^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt - \gamma^2 (\|\delta(i)\|^2 - \alpha)$$

其中, γ^2 为拉格朗日算子. 那么, 对任意的允许干扰, 可以得出:

$$\begin{aligned} & \int_{t_k}^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt \leq \int_0^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt - \gamma^2 (\|\delta(i)\|^2 - \alpha) \\ & \leq \max_{\delta \in L_2} \left[\int_0^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt - \gamma^2 (\|\delta(i)\|^2 - \alpha) \right] \end{aligned} \quad (27)$$

对于给定的 γ , 定义储能函数

$$\begin{aligned} V(\mathbf{x}(k)) & = \max_{\delta \in L_2} \left[\int_0^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt - \gamma^2 \|\delta(i)\|^2 \right] \\ & = \max_{\delta(k) \in \mathbb{R}} [\|\mathbf{y}(k)\|^2 - \gamma^2 \|\delta(k)\|^2 + V(\mathbf{x}(k+1))] \end{aligned} \quad (28)$$

进而, 对于任意的有界干扰, 式(6)满足如下不等式:

$$V(\mathbf{x}(k+1)) - V(\mathbf{x}(k)) \leq \gamma^2 \|\delta(k)\|^2 - \|\mathbf{y}(k)\|^2$$

由式(27)和式(28)可得

$$\int_{t_k}^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt \leq V(\mathbf{x}(k)) + \gamma^2 \alpha \quad (29)$$

由式(29)可得

$$V(\mathbf{x}(k)) + \gamma^2 \alpha \geq \max_{\delta \in W} \int_{t_k}^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt$$

因此 minimax 问题转化为如下最小化问题:

$$\min_{\mathbf{u} \in U} V(\mathbf{x}(k)) + \gamma^2 \alpha$$

上式等价于

$$\min_{\mathbf{u} \in U} \omega_1 r + \omega_2 \gamma^2, V(\mathbf{x}(k)) \leq r \quad (30)$$

其中, ω_1 和 ω_2 为加权系数. 由上述推导可知, r 是作为 $\max_{\delta \in L_2} \left[\int_0^\infty \|\mathbf{y}(i)\|^2 dt - \gamma^2 \|\delta(i)\|^2 \right]$ 的上界引入的, 所以 r 和 γ 相同, 都是反映系统性能的参数, 所以二者之间不存在冲突. 因此, ω_1 和 ω_2 的选择没有固定的要求.

文[19]讨论了不考虑外部干扰的情况, 即取 $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$ 的情况. 文[20]讨论了有外部干扰的情况, 即取 $\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$ 的情况. 本节所设计的滚动优化策略的基本思想是保留 ω_1 和 ω_2 为可调节参数, 将 r 作为一个独立变量, 引入一个正数 $\eta \geq 0$, 令 $r < r_c(1 + \eta)$, 在每个采样时刻 t_k , 通过求解优化问题(30), 得到 $(\gamma_k, \mathbf{Q}_k, \mathbf{Y}_k)$, 如果无解, 则需要通过人工免疫优化算法来计算 η 来优化椭圆域 ε , 直到其包含 $\mathbf{x}(t_k)$, 从而使优化问题有解. 计算 $\mathbf{K}_k = \mathbf{Y}_k \mathbf{Q}_k^{-1}$, 最终得到控制量 $\mathbf{u} = \mathbf{K}_k \mathbf{x}$. 改进的人工免疫算法流程如图 2 所示.

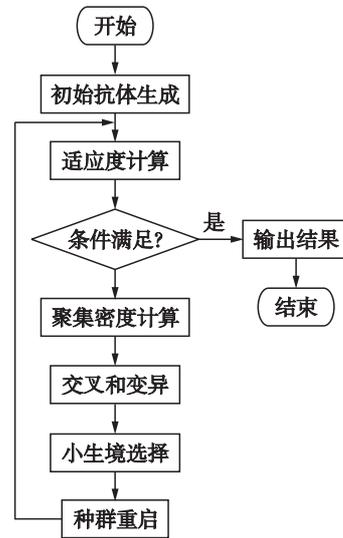


图 2 改进免疫算法流程图

Fig.2 Flow chart of improved immune algorithm

3.3.1 抗体编码

本节对参数 η 进行二进制编码. 首先设定参数变量的编码长度为 l , 得到二进制字符串, 构成免疫遗传算法的个体.

定义 η_{\min} 和 η_{\max} 分别为参数 η 的下界和上界, 编码精

度为 $\frac{\eta_{\max} - \eta_{\min}}{2^l}$. 参数 η 所对应的二进制编码为

$$\eta_{\text{cord}} = \text{Round} \left[\frac{(\eta - \eta_{\min})(2^l - 1)}{(\eta_{\max} - \eta_{\min})} \right] \quad (31)$$

其中, $\text{Round}(\cdot)$ 表示四舍五入对 η 取整, 对应字符串长度若小于 l , 则在首位补 0.

3.3.2 抗体聚集密度计算

聚集密度表示相似抗体的稀松程度, 既能表示出每个抗体之间的联系, 也能表征出种群的分散性和多样性, 在种群进化过程中起到调节种群的作用. 抗体相似性可由抗体编码的 Euclidean 距离表示, 在一个规模为 N 的种群中, 第 i 个抗体 X_i 和第 j 个抗体 X_j 之间的 Euclidean 距离为

$$D(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_i^{(k)} - X_j^{(k)})^2} \quad (32)$$

其中, $X_i^{(k)}$ 和 $X_j^{(k)}$ 分别表示抗体 X_i 和抗体 X_j 的第 k 位上的基因. 进而, 得到抗体 X_i 的聚集密度为

$$C_i = \left(1 + \sum_j D(i, j) \right)^{-1} \quad (33)$$

3.3.3 基于小生境选择的种群更新策略

在传统的进化算法 (例如 GA) 中, 每一次进化之后, 父代个体会立刻被子代个体取代. 尽管这样可以保证种群的质量, 但是种群的多样性和分散性可能会恶化. 本节提出一种基于小生境选择的种群更新策略, 通过引入一个临时种群 Q' 来存储交叉和变异操作产生的新个体, 然后在集合 $Q \cup Q'$ 中选择质量高的个体, 作为下一次进化的父代种群, 记 Q 为种群, η 为种群中的个体. 具体步骤如下:

Step 1 由式(32)计算种群 Q 的每个个体距离;

Step 2 随机选取两个父代个体, 进行交叉和变异操作, 生成一个子代个体, 将该子代个体存入新种群 Q' 中;

Step 3 将 $Q \cup Q'$ 中的解按照其目标函数从小到大的顺序排序, 即按照解的质量从高到低的顺序排序, 得到一个解的序列 $Q_{2N} = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \dots, \eta_{2N})$; 设置 $m = 0$, 被删除解集合 C 为空集;

Step 4 定义小生境半径 α , 根据种群 $Q \cup Q'$ 中解的平均距离 D_0 来自适应计算 α ;

Step 5 如果解的序列 Q_{2N} 为空集, 则转 Step 9. 否则, 将 Q_{2N} 中的第一个解 η_1 加入到新种群 Q_{new} 中. 这样可以保证当前的历史最优解一定会进入到下一代的新种群中. 再将 η_1 从 Q_{2N} 中删除, 更新 $Q \cup Q'$ 中解序列的编号, 更新 $m = m + 1$;

Step 6 将 Q_{2N} 中与 η_1 距离小于或等于 α 的解全部删除, 再将这些被删除的解插入到被删除解的集合 C 中, 然后更新 Q_{2N} 中解序列的编号;

Step 7 如果 $m < N$, 则转至 Step 5. 否则, 已经得到新种群;

Step 8 如果当前的新种群中解的数量小于 N , 从被删除解的集合 C 中随机选择解加入到新种群中, 直到新种群中解的数量达到 N ;

Step 9: 种群更新结束.

以上过程可以看出, 通过计算抗体距离, 并采用小生

境方法来选择新种群中的解, 不仅可以保证当前的历史最好解能够进入新种群, 而且在每次插入新的解后, 会将其周围抗体浓度较大的解删除, 从而保证了种群分散性, 提高了种群的质量.

4 仿真分析

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
Tab.1 Parameters of upper limb rehabilitation robot

杆件编号 i	质量 m_i / g	重心和旋转轴距离 d_i / mm	杆件长度 l_i / mm
1	2 371.23	120	105
2	992.6	145	290
3	3 477	103	220
4	618	32	57
5	237	77	80

系统的初值取为 $\mathbf{x}(0) = [0.7, 0.2, -0.5, 0.4, 0.3]^T$, $\dot{\mathbf{x}}(0) = [0.2, 0.5, 0.4, 0.2, 0.5]^T$. 将偏移力矩函数设计为: $b_1 = \beta_1(t - T_0)f_1(t) = (1 - e^{-(t-T_0)/10})$, $b_2 = b_3 = b_4 = b_5 = 0$. 人工免疫算法参数设计为: $N = 100$, 交叉概率 $p_c = 0.5$, 变异概率 $p_m = 0.3$. 参数 $\alpha = 0.25D_0$, $\omega_1 = 0.4$, $\omega_2 = 0.6$. 设计最大迭代次数为 50.

图 3 和图 4 为 5 个关节的角度和速度响应曲线, 其中 $x_1 \sim x_5$ 为各关节的角度跟踪误差, 单位为 rad. $\dot{x}_1 \sim \dot{x}_5$ 为各关节的速度跟踪误差, 单位为 rad/s. 可以看出系统存在有界干扰时, 系统的震荡幅度较小, 角度误差和速度误差均可以保证在可接受范围内, 这表明未知扰动和不确定性痉挛并不会影响系统的稳定性. 系统的控制输入响应曲线如图 5 所示, 尽管控制量 \mathbf{u} 有小范围跳跃, 也可以保证系统的连续性. 椭圆域优化结果如图 6 所示, 可以清晰地看到椭圆域半径 r_c 的优化过程, 保证了状态 $\mathbf{x}(t_k)$ 始终在椭圆域内, 其对应的目标函数值如图 7 所示, 说明采用人工免疫优化算法作为滚动优化策略是可行且有效的. 性能指标 γ 的优化结果如图 8 所示.

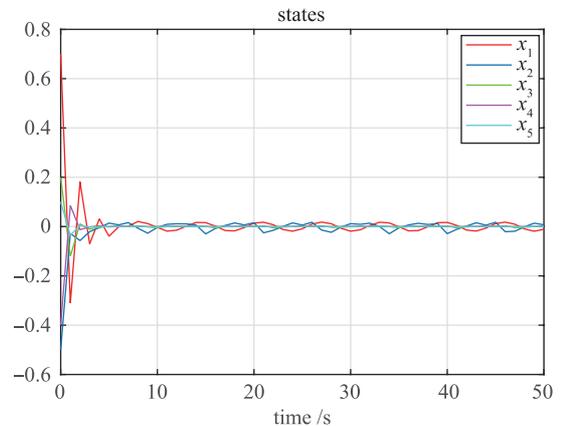


图 3 康复机器人主动训练系统角度误差响应曲线
Fig.3 Response curve of the angle error in rehabilitation robot active training system

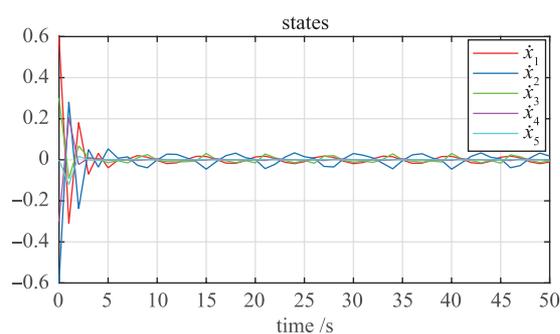


图4 康复机器人主动训练系统角速度误差响应曲线
Fig.4 Response curve of the velocity error in rehabilitation robot active training system

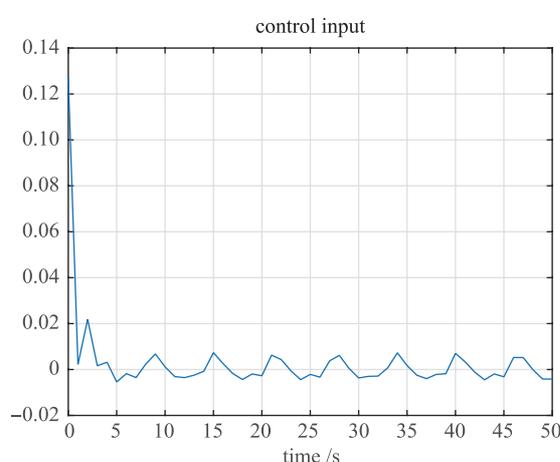


图5 康复机器人主动训练系统控制输入
Fig.5 Control input of rehabilitation robot active training system

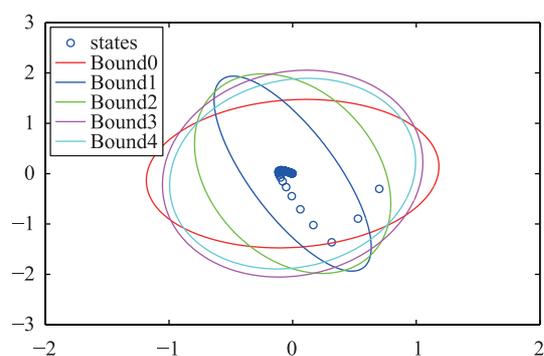


图6 康复机器人主动训练系统椭圆域优化过程
Fig.6 Elliptical domain optimization process of rehabilitation robot active training system

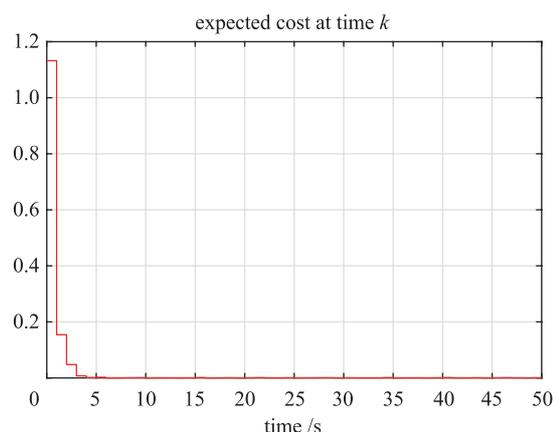


图7 滚动时域控制器期望最优值
Fig.7 The expected cost of receding horizon controller

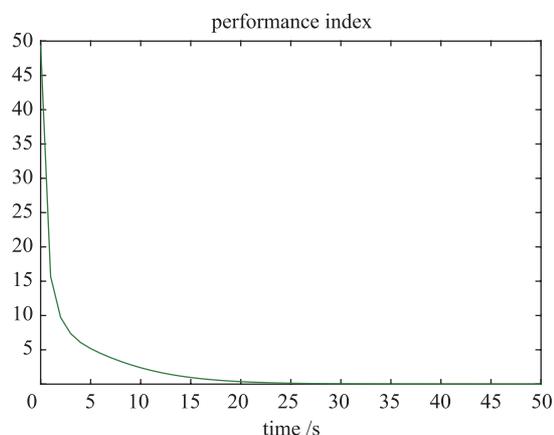


图8 滚动优化性能指标 γ
Fig.8 Performance index γ of receding horizon optimization

5 结论

本文针对上肢偏瘫患者在主动康复训练阶段存在未知扰动和痉挛力矩不确定性问题,设计了一类基于人工免疫优化算法的滚动时域控制器,以提高人机交互系统的可靠性.通过构建椭圆域,采用人工免疫算法优化其半径,计算各个采样时刻的可行解,可以保证该滚动时域控制器的可行性和稳定性,即使不确定性、未知扰动得到适当的处理而不会影响主动训练的目的.实验结果表明,在五自由度上肢康复机器人系统中,所提出的滚动时域控制策略是可行的.康复训练的安全性和更精确的轨迹跟踪控制将作为未来深入研究的重点.

参考文献

- [1] 朱雪枫. 五自由度上肢康复机器人数学建模与仿真[D]. 沈阳: 东北大学, 2011.
Zhu X F. Simulation and research on the model of 5 DOF rehabilitation robot for upper limbs[D]. Shenyang: Northeastern University, 2011.
- [2] 刘霄, 吴引娟, 吴华英, 等. Orem 自理模式在脑卒中偏瘫患者肢体功能恢复中的应用[J]. 浙江临床医学, 2015(8): 1440-1441.
Liu X, Wu Y J, Wu H Y, et al. Application of Orem self-care mode in the limb function recovery of stroke patients with hemiplegia[J]. Zhejiang Clinical Medical Journal, 2015(8): 1440-1441.
- [3] 苏暄. 缺血性卒中: 缩短 OTT 已成全球性趋势[J]. 中国医药科学, 2014(19): 5-8.
Su X. Ischemic stroke: Shortening OTT has become a global trend[J]. China Medicine and Pharmacy, 2014(19): 5-8.

- [4] 瓮长水, 毕胜, 毕素清, 等. 强制使用运动疗法对脑卒中患者上肢运动功能的影响[J]. 中国康复医学杂志, 2004, 19(10): 724 – 727.
Weng C S, Bi S, Bi S Q, et al. Efficacy of constraint-induced movement therapy for motor function of upper extremity after stroke[J]. Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2004, 19(10): 724 – 727.
- [5] 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.
- [6] 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 & Rehabilitation Assistive Technology, 2015, 11(4): 1 – 18.
- [7] Maciejasz P, Eschweiler J, Gerlach-Hahn K, et al. A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation[J]. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2014, 11(1): 3 – 32.
- [8] 胡进, 侯增广, 陈翼雄, 等. 下肢康复机器人及其交互控制方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(11): 2377 – 2390.
Hu J, Hou Z G, Chen J X, et al. Lower limb rehabilitation robot and interactive control method[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(11): 2377 – 2390.
- [9] Buerger S P, Palazzolo J J, Krebs H I, et al. Rehabilitation robotics; Adapting robot behavior to suit patient needs and abilities[C]//American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 3239 – 3244.
- [10] Lunenburger L, Colombo G, Rienen R. Biofeedback for robotic gait rehabilitation[J]. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2007, 4(1): 1 – 11.
- [11] Lo A C, Guarino P D, Richards L G, et al. Robot-assisted therapy for long-term upper-limb impairment after stroke[J]. New England Journal of Medicine, 2010, 362(19): 1772 – 1783.
- [12] Klamroth-Marganska V, Blanco J, Campen K, et al. Three-dimensional, task-specific robot therapy of the arm after stroke: A multicentre, parallel-group randomised trial[J]. The Lancet Neurology, 2014, 13(2): 159 – 166.
- [13] Hu J, Hou Z G, Zhang F, et al. Training strategies for a lower limb rehabilitation robot based on impedance control[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 6032 – 6035.
- [14] Cotman C W, Berchtold N C. Exercise: A behavioral intervention to enhance brain health and plasticity[J]. Trends in Neurosciences, 2002, 25(6): 295 – 301.
- [15] Zhu X F, Wang J H, Wang X F. Nonlinear iterative learning control of 5 DOF upper-limb rehabilitation robot[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015.
- [16] Kaminer I, Khargonekar P P, Rotea M A. Mixed H_2/H_∞ control for discrete-time systems via convex optimization[J]. Automatica, 1993, 29(1): 1363 – 1367.
- [17] Tsai M C, Gu D W. CSD approach to stabilization control and H_2 optimal control[M]. Germany, Berlin: Springer, 2014: 211 – 265.
- [18] 陈虹. 模型预测控制[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
Chen H. Model prediction control[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [19] Kothare M V, Balakrishnan V, Morari M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities[C]//American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1994: 1361 – 1379.
- [20] Chen H, Scherer C W. Brief paper: Moving horizon H_∞ control with performance adaptation for constrained linear systems[J]. Automatica, 2006, 42(6): 1033 – 1040.

作者简介

朱雪枫(1987 –), 女, 博士生. 研究领域为机器人建模与智能控制算法.

王建辉(1957 –), 女, 教授, 博士生导师. 研究领域为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.