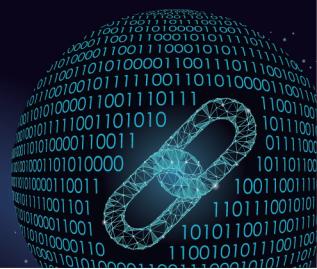




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



康复机器人具有速度决策的每步限时学习控制方法

单芮, 孙平, 王硕玉

引用本文:

单芮,孙平,王硕玉. 康复机器人具有速度决策的每步限时学习控制方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2679–2684.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0417>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[输入约束不确定系统的点对点迭代学习控制与优化](#)

Point-to-point iterative learning control and optimization for uncertain systems with constrained input

控制与决策. 2021, 36(6): 1435–1441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0908>

[基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制](#)

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems

控制与决策. 2021, 36(5): 1040–1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

[空间机器人双臂捕获卫星操作的事件采样输出反馈神经网络避撞柔顺控制](#)

Collision avoidance and compliance control based on event sampling output feedback neural network for space robot dual arm capture satellite operation

控制与决策. 2021, 36(9): 2113–2122 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1754>

[移动机器人运动规划中的深度强化学习方法](#)

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

[基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计](#)

Finite time control based on reinforcement learning for a small-size unmanned helicopter

控制与决策. 2020, 35(11): 2646–2652 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0328>

# 康复机器人具有速度决策的每步限时学习控制方法

单 茲<sup>1</sup>, 孙 平<sup>1†</sup>, 王硕玉<sup>2</sup>

(1. 沈阳工业大学 人工智能学院, 沈阳 110870; 2. 高知工科大学 智能机械系统工程学院, 日本 高知 7828502)

**摘要:** 为了提高康复步行训练机器人的智能性和安全性, 提出一种运动速度决策的康复训练机器人限时学习迭代控制方法, 目的是抑制训练者位姿不确定性和人机速度不协调对系统安全性能的影响。建立具有系统不确定偏移量的康复步行训练机器人动力学模型, 通过比较康复训练机器人当前的运动速度和训练者的实际步行速度, 提出机器人运动速度的决策方法, 从而使康复者在主动训练模式下实现人机速度协调运动; 进一步, 利用机器人决策的运动速度和动力学模型建立跟踪误差系统, 提出有限学习时间的迭代控制方法, 并基于Lyapunov理论验证跟踪误差系统的有限时间稳定性。仿真对比分析和实验结果表明, 所提出的速度决策方法和跟踪控制方法能使人机系统协调地进行主动模式的康复训练。

**关键词:** 康复步行训练机器人; 每步限时学习; 运动速度决策; 迭代学习控制; 人机速度协调; 主动康复训练

中图分类号: TP13 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0417

引用格式: 单茲, 孙平, 王硕玉. 康复机器人具有速度决策的每步限时学习控制方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2679-2684.

## Each step time-limited learning control method for rehabilitation robot with movement velocity decision

SHAN Rui<sup>1</sup>, SUN Ping<sup>1†</sup>, WANG Shuo-yu<sup>2</sup>

(1. School of Artificial Intelligence, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China; 2. Department of Intelligent Mechanical Systems Engineering, Kochi University of Technology, Kochi 7828502, Japan)

**Abstract:** To improve the intelligence and safety of the rehabilitation walking training robot, a time-limited learning iterative control method for the rehabilitation training robot based on motion speed decision is proposed to reduce the influence of trainer's pose uncertainty and human-robot velocity incoordination on the safety performance of the system. A dynamic model of the rehabilitation walking training robot with system uncertain offset is established. By comparing the current movement velocity of the rehabilitation training robot and the actual walking velocity of the trainer, a movement velocity decision method for the robot is proposed. Thereby, the trainer can realize the coordination of human-robot movement velocity in the active training mode. Furthermore, a tracking error system is established by using the movement velocity of the robot decision-making and dynamic model, an iterative control method with limited learning time is proposed, and the stability of the tracking error system is verified based on Lyapunov theory. The simulation comparative analysis and experimental results show that the proposed velocity decision method and tracking control method can enable the human-robot system to coordinate rehabilitation training in the active mode.

**Keywords:** rehabilitative training walker; each step time-limited learning; movement velocity decision; iterative learning control; human-robot velocity coordination; active training

## 0 引言

近年来, 康复机器人迭代学习控制研究受到了学者们的广泛关注<sup>[1-5]</sup>, 由此提出了多种跟踪控制方法, 如: 迭代学习阻抗控制<sup>[6]</sup>、主动训练双迭代补偿学习控制<sup>[7]</sup>、动态迭代学习控制<sup>[8]</sup>。然而, 上述方法都没有

考虑学习时间的约束问题, 导致康复机器人暂态运动阶段调节时间过长, 使人在康复过程中运动训练的跟踪性能不理想。

事实上, 迭代学习时间的长短直接决定了机器人控制系统的跟踪性能, 针对给定学习时间的系统控制

收稿日期: 2023-04-05; 录用日期: 2023-07-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61903261); 辽宁省自然科学基金项目(2019ZD0203).

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: tonglongsun@sut.edu.cn.

\*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览。

问题,已有一定的研究结果,如:多智能体系统的有限时间迭代学习控制<sup>[9]</sup>、分数阶多智能体的有限时间迭代学习控制<sup>[10]</sup>、奇异多智能体的有限时间迭代学习控制<sup>[11]</sup>。虽然上述研究涉及了有限时间的学习问题,但实质上仅是直接指定了每次学习的常数时间,没有考虑在指定的学习时间内系统能否实现稳定,还未能解决学习时间的限制问题。

另外,康复步行训练机器人不同于一般的机械系统,通常需要人机合作才能完成康复训练任务<sup>[12-13]</sup>。因此,康复机器人通过设计多个训练模式辅助康复者完成步行训练<sup>[14]</sup>。当康复者经过被动训练阶段后,随着腿部力量和平衡能力的提高,其会有主动参与训练的愿望。如果机器人能感知康复者的运动速度,并不断进行自身调整与康复者保持一致,不仅能提高机器人的智能性,还能保证人机系统的安全性。目前还未发现关于康复机器人运动速度决策及有限学习时间实现稳定的迭代跟踪控制的相关研究。

鉴于以上分析,本文研究全方向康复步行训练机器人(omnidirectional rehabilitative training walker, ODW)<sup>[15]</sup>运动速度决策及有限学习时间的迭代跟踪控制问题。建立具有不确定偏移的人机系统动力学模型;通过比较当前时刻人机速度误差,提出一种运动速度决策方法;利用决策的运动速度建立跟踪误差系统,提出限时学习控制方法,并分析误差系统的稳定性;通过仿真对比分析和实验验证所提出方法的有效性。

## 1 具有不确定偏移的人机系统动力学模型

康复者需要在机器人的帮助下完成步行训练任务,由于其不断调整位姿,往往使人机系统发生不确定偏移。因此,建立具有不确定偏移的系统模型对于实现轨迹跟踪训练至关重要。ODW的动力学模型<sup>[16]</sup>描述如下:

$$M_1 \ddot{X}(t) + M_2 \dot{X}(t) = B(\theta)u(t). \quad (1)$$

其中: $X(t)$ 为ODW的实际运动轨迹, $u(t)$ 为控制输入力, $M_1$ 和 $M_2$ 为系数矩阵,其他参数含义参见文献[16]。

根据模型(1),分离系数矩阵 $M_1$ 中受训练者位姿变化影响的物理量,记 $M_1 = M_a + \Delta M_a$ 。因此,当ODW跟踪运动迭代学习到第 $k$ 次时,具有系统不确定偏移的动力学模型转化为

$$\ddot{X}_k(t) = M_a^{-1}B(\theta)u_k(t) + \eta(t). \quad (2)$$

其中: $k \in z^+$ ; $\eta(t) = -M_a^{-1}(\Delta M_a \ddot{X}_k(t) + M_2 \dot{X}_k(t))$ 为系统偏移量,并且由物理含义可得 $\eta(t)$ 有界。

## 2 ODW运动速度决策方法

当康复者进入主动训练模式时,利用传感器测量康复者的步行速度,并与ODW的实际运动速度进行比较,依据比较的速度值之差设计决策过程的奖惩值函数;以ODW加速、减速、匀速运动作为速度决策的动作,从而保证人机速度协调一致。ODW运动速度决策状态描述如下:

$$\text{state}_1: v_t < V_t, \text{state}_2: v_t = V_t, \text{state}_3: v_t > V_t. \quad (3)$$

其中: $v_t$ 为机器人当前速度, $V_t$ 为训练者当前速度。ODW每次动作调整的速度变化值为 $\Delta v$ ,令 $v_{t+1}$ 为机器人下一时刻速度,决策动作描述如下:

$$\begin{aligned} a_1: v_{t+1} &= v_t + \Delta v, \\ a_2: v_{t+1} &= v_t, \\ a_3: v_{t+1} &= v_t - \Delta v. \end{aligned} \quad (4)$$

设 $\Delta V = v_t - V_t$ 为ODW与康复者当前时刻的速度值之差,奖惩值函数 $R$ 设计为

$$R = \begin{cases} 100, & |\Delta V| \leq \tau; \\ -1000|\Delta V|, & |\Delta V| > \tau. \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\tau$ 为预先指定的速度值之差。ODW运动速度决策步骤如下:

step 1: 对ODW初始速度、初始状态的行为( $S, A$ )进行初始化。其中: $S$ 为ODW当前状态, $A$ 为机器人当前采取的动作。设置机器人更新状态学习速率 $\alpha$ 、衰减系数 $\gamma$ 、决策动作的选择概率 $\varepsilon$ 。

step 2: 将ODW与康复者的当前速度值做比较,并判断机器人在 $\text{state}_1$ 、 $\text{state}_2$ 、 $\text{state}_3$ 中所处的状态 $S$ ,ODW依据概率 $\varepsilon$ 选取 $a_1, a_2, a_3$ 中任意一个动作 $A$ ,确定当前时刻的状态行为( $S, A$ ),其价值更新过程为 $Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha[R + \gamma Q(S', A') - Q(S, A)]$ 。

$$(6)$$

step 3:  $Q(S, A)$ 是当前时刻机器人在状态 $S$ 和动作 $A$ 的价值,在选取概率值 $\varepsilon$ 条件下,通过式(6)对 $Q$ 表中的值不断更新。当机器人在状态 $S$ 下,将 $Q$ 表状态 $S$ 所在一行中最大的 $Q$ 值对应的动作 $A'$ 作为机器人下一时刻的动作, $S'$ 为下一时刻的状态,进而机器人完成一次动作决策。

step 4: 将 $Q(S', A')$ 作为当前新的状态和动作,重复step 2,机器人不断进行动作决策,直到人机速度误差满足 $|\Delta V| \leq \tau$ ,ODW通过不断调整速度,保证人机速度协调一致。

## 3 人机系统每步限时学习控制方法

### 3.1 每步限时学习控制器设计

令 $x_{1,k}(t) = X_k(t), x_{2,k}(t) = \dot{X}_k(t)$ ,模型(2)化为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_{1,k}(t) = x_{2,k}(t), \\ \dot{x}_{2,k}(t) = M_a^{-1}B(\theta)u_k(t) - \eta(t). \end{cases} \quad (7)$$

根据机器人在第  $k$  次迭代学习的运动轨迹  $x_{1,k}(t)$  和指定轨迹  $x_d(t)$ , 设计轨迹跟踪误差和速度跟踪误差

$$\begin{cases} e_{1,k}(t) = x_{1,k}(t) - x_d(t), \\ e_{2,k}(t) = x_{2,k}(t) - V(t), \end{cases} \quad (8)$$

其中  $V(t)$  表示第 2 节中机器人决策的运动速度。设计辅助变量

$$\begin{aligned} z_k(t) &= e_{2,k}(t) - \phi(e_{1,k}(t)), \\ \phi(e_{1,k}(t)) &= -R_1 \text{Sig}(e_{1,k}(t))^{\varpi}. \end{aligned}$$

其中:  $0 < \varpi < 1$ ,  $R_1 = \text{diag}(r_{11}, r_{12}, r_{13})$ ,  $r_{1n} > 0, n = 1, 2, 3$ .

由式(7)和(8)可知跟踪误差系统为

$$\begin{cases} \dot{e}_{1,k}(t) = z_k(t) + \phi(e_{1,k}(t)), \\ \dot{z}_k(t) = \\ M_a^{-1}B(\theta)u_k(t) + \eta(t) - \ddot{x}_d(t) - \dot{\phi}(e_{1,k}(t)). \end{cases} \quad (9)$$

设计第  $k$  次学习的控制器如下:

$$u_k(t) =$$

$$\widehat{B}(\theta)M_a\left(\ddot{x}_d(t) + \dot{\phi}(e_{1,k}(t)) - e_{1,k}(t) - \hat{\eta}_k(t) - \sigma \hat{z}_k^T(t)e_{1,k}^T(0)e_{1,k}(0) + \phi(z_k(t)) - \omega \frac{z_k(t)}{\|z_k(t)\|}\right). \quad (10)$$

其中:  $\hat{\eta}_k(t) = \hat{\eta}_{k-1}(t) - \vartheta z_k(t)$ ,  $\vartheta > 0$  为学习增益;  $\widehat{B}(\theta)$  和  $\hat{z}_k^T(t)$  为  $B(\theta)$  和  $z_k^T(t)$  的广义逆矩阵; 参数  $\sigma = e^t$ ;  $\phi(z_k(t)) = -R_2 \text{Sig}(z_k(t))^{\varpi}$ ,  $R_2 = \text{diag}(r_{21}, r_{22}, r_{23})$ ,  $r_{2o} > 0, o = 1, 2, 3$ ;  $\hat{\eta}_k(t)$  为  $\eta_k(t)$  的估计值, 且估计误差为  $\tilde{\eta}_k(t) = \eta(t) - \hat{\eta}_k(t)$ ,  $\hat{\eta}_{-1}(t) = [0, 0, 0]^T$ .

### 3.2 跟踪误差系统稳定性分析

**定理 1** 针对 ODW 运动速度决策的跟踪误差系统(9), 设计限时学习迭代控制器(10), 经过第  $k$  次学习后, 误差系统在有限时间内可实现稳定, 且有限的学习时间满足  $T \leq \frac{V_k^{1-\delta}(e_{1,k}(0))}{\xi \bar{r}(1-\delta)}$ ; 同时, 随迭代学习次数  $k$  不断增加, 限时学习迭代控制器能使跟踪误差趋向于零, 即  $\lim_{k \rightarrow \infty} e_{1,k}(t) = \lim_{k \rightarrow \infty} z_k(t) = 0$ .

**证明** 建立李亚普诺夫函数如下:

$$V_k(t) = \frac{1}{2}e_{1,k}^T(t)e_{1,k}(t) + \frac{1}{2}z_k^T(t)z_k(t). \quad (11)$$

沿误差系统(9)对(11)求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_k(t) = \\ -\psi(t) - \omega \|z_k(t)\| + z_k^T(t)\tilde{\eta}_k(t) - \sigma e_{1,k}^T(0)e_{1,k}(0), \end{aligned} \quad (12)$$

其中

$$\psi(t) = e_{1,k}^T(t)R_1 \text{Sig}(e_{1,k}(t))^{\varpi} + z_k^T(t)R_2 \text{Sig}(z_k(t))^{\varpi}.$$

令参数  $\omega > \|\tilde{\eta}_k(t)\|$ , 则式(12)转化为如下不等式:

$$\dot{V}_k(t) \leq -\psi(t). \quad (13)$$

且有

$$\begin{aligned} -e_{1,k}^T(t)R_1 \text{Sig}(e_{1,k}(t))^{\varpi} &\leq -\bar{r}_1 e_{1,k}^T(t) \text{Sig}(e_{1,k}(t))^{\delta}, \\ -z_k^T(t)R_2 \text{Sig}(z_k(t))^{\varpi} &\leq -\bar{r}_2 z_k^T(t) \text{Sig}(z_k(t))^{\delta}, \\ \delta &= \frac{1+\varpi}{2}, \quad \frac{1}{2} < \delta < 1, \end{aligned}$$

$$r_{1\min} = \min\{r_{1g}\}, \quad r_{2\min} = \min\{r_{2g}\},$$

$$\bar{r}_1 = 2^\delta r_{1\min}, \quad \bar{r}_2 = 2^\delta r_{2\min}.$$

则由式(13)可得

$$\dot{V}_k(t) \leq -\bar{r} V_k^\delta(t), \quad (14)$$

其中  $\bar{r} = \min\{\bar{r}_1, \bar{r}_2\}$ . 设存在参数  $0 < \xi < 1$ , 式(14)可以写成如下形式:

$$\dot{V}_k(t) \leq -\xi \bar{r} V_k^\delta(t) - (1-\xi) \bar{r} V_k^\delta(t). \quad (15)$$

对式(15)两边同时积分可得有限的迭代学习时间  $T \leq \frac{V_k^{1-\delta}(e_{1,k}(0))}{\xi \bar{r}(1-\delta)}$ . 接下来, 进一步说明随着学习次数的增加, 限时学习迭代控制器能使机器人系统的跟踪误差逐渐趋向于零.

定义  $L_k(t)$  函数如下:

$$L_k(t) = V_k(t) + \frac{1}{2\vartheta} \int_0^t \tilde{\eta}_k^2(\iota) d\iota. \quad (16)$$

取  $z_k(0) = 0$ , 结合式(10)、(12)和(16)可知

$$\begin{aligned} \Delta L_k(t) = L_k(t) - L_{k-1}(t) \leq \\ -V_{k-1}(t) - \int_0^t \psi(\iota) d\iota < 0. \end{aligned} \quad (17)$$

当  $k = 0$  时, 结合误差系统(9)和控制器(10), 对式(16)求导, 可得

$$\begin{aligned} L_0(t) = \\ -e_{1,0}^T(t)R_1 \text{Sig}(e_{1,0}(t))^{\varpi} - z_0^T(t)R_2 \text{Sig}(z_0(t)) + \\ z_0^T(t)(\eta(t) - \vartheta z_0(t)) - \sigma e_{1,0}^T(0)e_{1,0}(0) + \\ \frac{1}{2\vartheta}(\eta(t) - \vartheta z_0(t))^2 \leq \frac{1}{2\vartheta} \eta^2(t). \end{aligned} \quad (18)$$

由式(18)可知,  $L_k(t)$  可以写成如下形式:

$$\begin{aligned} L_k(t) \leq L_0(t) - \frac{1}{2} \sum_{j=0}^k \int_0^t (e_{1,j-1}^T(\iota)e_{1,j-1}(\iota) + \\ z_{j-1}^T(\iota)z_{j-1}(\iota)) d\iota. \end{aligned} \quad (19)$$

进一步, 由式(19)可得

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^k \int_0^t (e_{1,j-1}^T(\iota)e_{1,j-1}(\iota) + z_{j-1}^T(\iota)z_{j-1}(\iota)) d\iota \leq \\ 2L_0(t). \end{aligned} \quad (20)$$

根据式(20), 由级数收敛的必要条件可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e_{1,k}(t) = \lim_{k \rightarrow \infty} z_k(t) = 0.$$

这样,由上述推导过程可知 $L_k(t)$ 为递减函数且连续有界,随着学习次数增加,限时学习控制器能使跟踪误差趋向于零.  $\square$

#### 4 仿真分析

为了验证本文机器人速度决策和有限学习时间迭代控制方法的有效性,对医生指定的运动轨迹进行主动模式的跟踪训练,跟踪轨迹描述如下:

$$x_d(t) = t + 2e^{-0.5t}, y_d(t) = t + 2e^{-0.5t}, \theta_d(t) = \frac{\pi}{4}$$

ODW的物理参数为: $M = 58\text{ kg}$ ,  $m = 60\text{ kg}$ ,  $L = 0.4\text{ m}$ ,  $I_0 = 27.7\text{ kg}\cdot\text{m}^2$ ,  $r_0 = 0.4(1 + \text{rand}(\cdot))\text{ kg}$ ,  $\beta = \frac{\pi}{4}$ ;系统初值为: $X(0) = [3\text{ m}, 4\text{ m}, 0.9\text{ rad}]^\top$ ,  $V(0) = [0\text{ m/s}, 0\text{ m/s}, 0\text{ rad/s}]^\top$ ;速度决策参数设置为: $\alpha = 0.55$ ,  $\gamma = 0.85$ ,  $\varepsilon = 0.67$ ;控制器参数如表1所示.

表1 控制器参数

$\omega$	$\delta$	$\vartheta$	$R_1$	$R_2$
25	0.9	6	diag{35, 45, 24}	diag{3.8, 5, 7}

仿真结果如图1~图5所示.

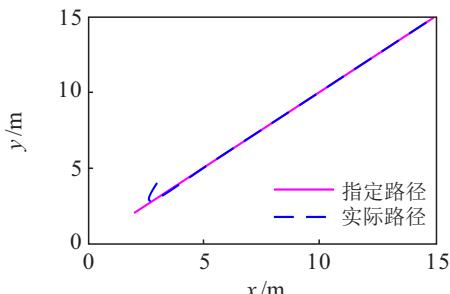


图1 路径跟踪

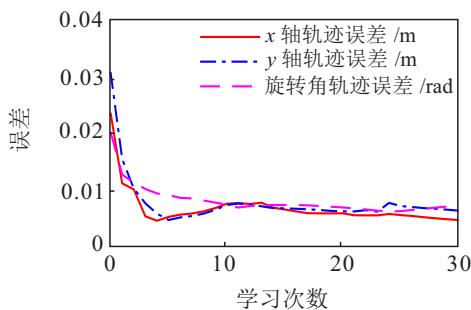


图2 轨迹收敛误差

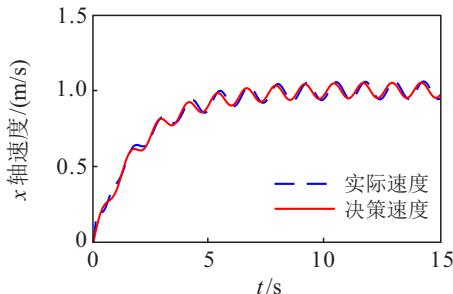


图3 x轴决策速度跟踪

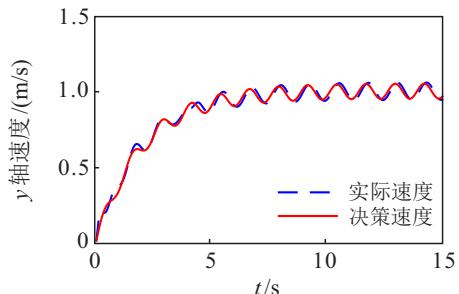


图4 y轴决策速度跟踪

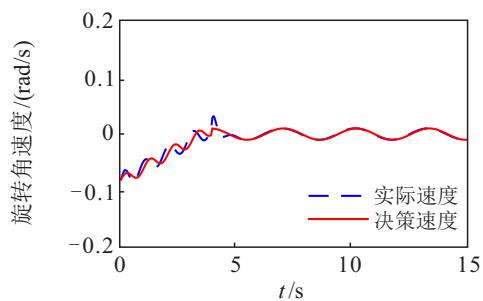


图5 旋转角决策速度跟踪

图1给出了ODW路径跟踪曲线,由图1可知,限时学习控制器(10)有效抑制了不确定偏移对系统跟踪性能的影响,并且在有限的学习时间内,系统实现了稳定跟踪.图2给出了各轴轨迹跟踪误差收敛曲线,人机系统大约经过5次学习后便实现了稳定跟踪,并且随着学习次数的不断增加,各轴轨迹的跟踪误差逐渐收敛到零.图3~图5分别给出了ODW各轴对康复者运动速度的跟踪曲线,可以看出ODW实现了与康复者主动步行速度协调一致的安全运动.

为了验证本文基于运动速度决策的限时学习迭代控制方法的有效性,与文献[17]进行仿真对比.文献[17]提出了康复训练机器人的随机跟踪控制方法,考虑了系统的重心偏移特性及不完整的位置输出反馈信息,应用文献[17]的控制器跟踪本文的训练轨迹及决策的运动速度,仿真结果如图6~图9所示.

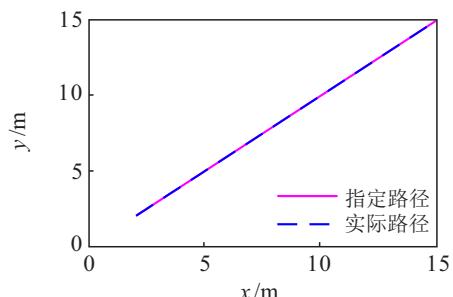


图6 路径跟踪(文献[17]方法)

图6给出了ODW路径跟踪曲线,可以看出ODW实现了稳定的路径跟踪训练,文献[17]中的控制器可以抑制系统偏移量对跟踪性能的影响.图7~图9给出了各轴对决策速度的跟踪曲线,由图7~图9可知,ODW的实际运动速度无法适应康复者的主动步

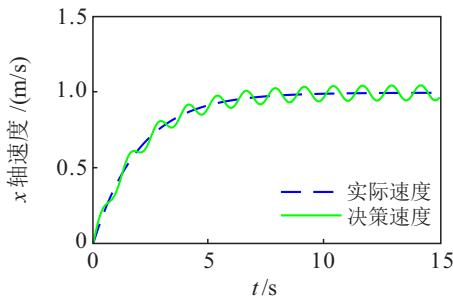
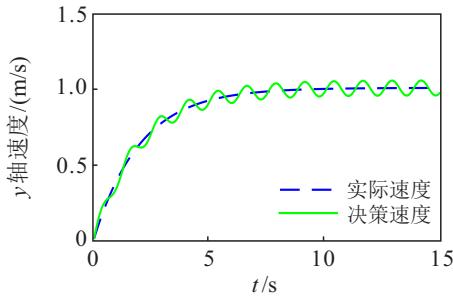
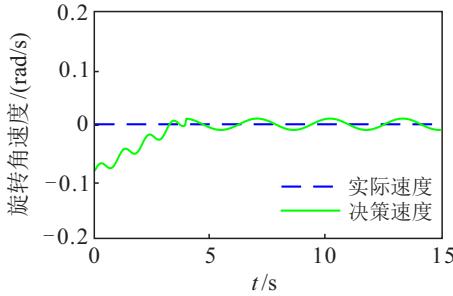
图 7  $x$  轴速度跟踪(文献[17]方法)图 8  $y$  轴速度跟踪(文献[17]方法)

图 9 旋转角速度跟踪(文献[17]方法)

行速度,说明文献[17]的方法仅能实现被动训练模式下的速度跟踪,无法实现人机速度协调一致.

## 5 实验结果

为了验证本文提出的速度决策方法和限时学习迭代控制方法的有效性,对康复步行训练机器人ODW进行了实验研究,实验环境如图10所示.



图 10 实验环境

实验中,将红外传感器放置在康复者的大约重心位置,其测量的速度作为康复者的主动行走速度,并与机器人的实际运动速度进行比较,进一步地,机器人决策运动速度并进行储存.

ODW通过串口执行限时学习迭代控制算法,利

用摄像头实时采集位置和速度信息,同时计算位置和速度的跟踪误差,进一步通过串口反馈误差信息,控制器不断修正ODW的实际运动轨迹和运动速度,并抑制系统不确定偏移量对跟踪性能的影响,同时保障人机速度协调一致. ODW各物理参数以及控制器参数与仿真取值相同,实验结果如图11~图14所示.

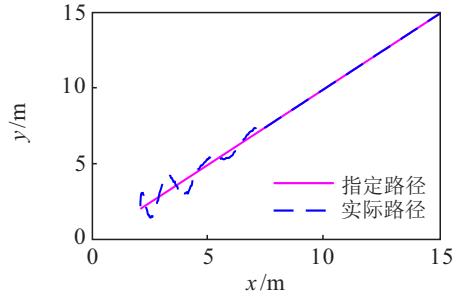


图 11 实验环境下的路径跟踪

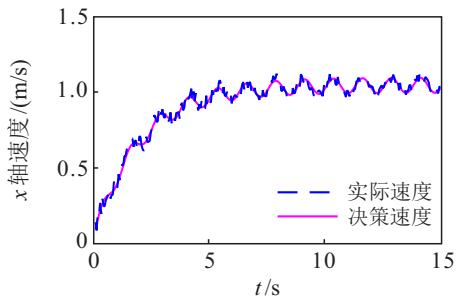
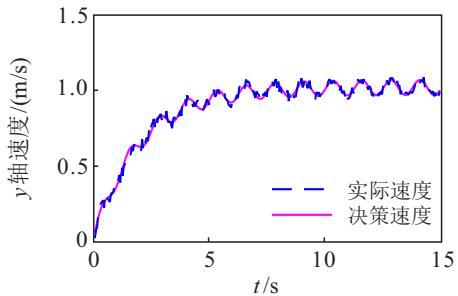
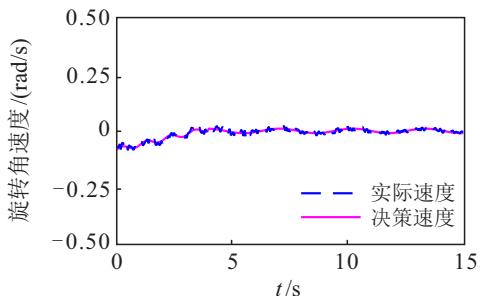
图 12 实验环境下的  $x$  轴速度跟踪图 13 实验环境下的  $y$  轴速度跟踪

图 14 实验环境下的旋转角速度跟踪

图11给出了实验中ODW路径跟踪曲线,由图11可知,在初始的一段时间内机器人的运动路径有些轻微波动,随着迭代学习次数不断增加,跟踪误差逐渐减小,机器人最终实现了有限时间稳定跟踪. 图12~图14分别给出了ODW各轴的决策速度跟踪曲

线,可以看出有限时间内机器人实现了决策速度跟踪,说明本文提出的速度决策限时学习迭代控制方法能够抑制不确定偏移并实现人机协调运动。

## 6 结论

本文提出了一种具有速度决策的限时学习迭代控制方法。建立了具有不确定偏移量的人机系统动力学模型,并利用当前时刻的人机速度误差,提出了机器人速度决策方法;利用决策的运动速度设计了限时学习迭代控制器,并分析了跟踪误差系统的有限时间稳定性,抑制了康复者位姿不确定性对跟踪性能的影响,同时保障了康复者主动训练的安全性。

## 参考文献(References)

- [1] Maqsood K, Luo J, Yang C G, et al. Iterative learning-based path control for robot-assisted upper-limb rehabilitation[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021(2): 1-13.
- [2] Tu X K, Zhou X, Li J X, et al. Iterative learning control applied to a hybrid rehabilitation exoskeleton system powered by PAM and FES[J]. *Cluster Computing*, 2017, 20(4): 2855-2868.
- [3] Esmaeili B, Madani S S, Salim M, et al. Model-free adaptive iterative learning integral terminal sliding mode control of exoskeleton robots[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2022, 28(21/22): 3120-3139.
- [4] Sun Z B, Li F, Duan X Q, et al. A novel adaptive iterative learning control approach and human-in-the-loop control pattern for lower limb rehabilitation robot in disturbances environment[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(4): 595-610.
- [5] Narvaez Aroche O, Meyer P J, Tu S, et al. Robust control of the sit-to-stand movement for a powered lower limb orthosis[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2020, 28(6): 2390-2403.
- [6] Li X, Liu Y H, Yu H Y. Iterative learning impedance control for rehabilitation robots driven by series elastic actuators[J]. *Automatica*, 2018, 90: 1-7.
- [7] Zhu X F, Wang J H. Double iterative compensation learning control for active training of upper limb rehabilitation robot[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2018, 16(3): 1312-1322.
- [8] 汪磊, 杨慧中, 陶洪峰. 有限频域线性重复过程的动态迭代学习控制[J]. *控制与决策*, 2021, 36(3): 599-608.  
(Wang L, Yang H Z, Tao H F. Dynamic iterative learning control for linear repetitive processes over finite frequency ranges[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(3): 599-608.)
- [9] 曹伟, 孙明. 离散时变多智能体系统有限时间一致性迭代学习控制[J]. *控制与决策*, 2019, 34(4): 891-896.  
(Cao W, Sun M. Finite-time consensus iterative learning control of discrete time-varying multi-agent systems[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(4): 891-896.)
- [10] Luo D H, Wang J R, Shen D, et al. Iterative learning control for fractional-order multi-agent systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2019, 356(12): 6328-6351.
- [11] Gu P P, Tian S P. Consensus control of singular multi-agent systems based on iterative learning approach[J]. *IMA Journal of Mathematical Control and Information*, 2020, 37(2): 535-558.
- [12] Ao D, Song R, Gao J W. Movement performance of human-robot cooperation control based on EMG-driven hill-type and proportional models for an ankle power-assist exoskeleton robot[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(8): 1125-1134.
- [13] Ge Y Y, Zhu F, Huang W, et al. Multi-agent cooperation Q-learning algorithm based on constrained Markov game[J]. *Computer Science and Information Systems*, 2020, 17(2): 647-664.
- [14] Sun P, Shan R, Wang S Y. An intelligent rehabilitation robot with passive and active direct switching training: Improving intelligence and security of human-robot interaction systems[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2023, 30(1): 72-83.
- [15] 孙平, 单芮, 王硕玉. 人机不确定条件下康复步行训练机器人的部分记忆迭代学习限速控制[J]. *机器人*, 2021, 43(04): 502-512.  
(Sun P, Shan R, Wang S Y. Partial memory iterative learning control with velocity constraints for rehabilitative training walker under human-robot uncertainty[J]. *Robot*, 2021, 43(4): 502-512.)
- [16] Sun P, Wang S Y, Shan R. Finite-time tracking control with velocity constraints for the stochastic rehabilitative training walker systems considering different rehabilitee masses[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2021, 106(4): 3285-3304.
- [17] Sun P, Wang S Y, Chang H B. Tracking control and identification of interaction forces for a rehabilitative training walker whose centre of gravity randomly shifts[J]. *International Journal of Control*, 2021, 94(5): 1143-1155.

## 作者简介

单芮(1993-), 女, 博士生, 从事康复机器人控制的研究, E-mail: shanrui123@163.com;

孙平(1974-), 女, 教授, 博士, 从事康复机器人及控制、生活支援机器人意图推理及动作决策等研究, E-mail: tonglongsun@sut.edu.cn;

王硕玉(1962-), 男, 教授, 博士, 从事康复机器人及控制、生活支援机器人模糊推理等研究, E-mail: wang.shuoyu@kochi-tech.ac.jp.