

迭代学习在多智能体编队中的控制研究

吴 垠^{1,2}, 刘忠信^{1,2}, 陈增强^{1,2}, 孙青林^{1,2}

(1. 南开大学 计算机与控制工程学院, 天津 300071; 2. 南开大学 天津市智能机器人技术重点实验室, 天津 300071)

摘要: 针对具有控制时延的非线性多智能体系统模型, 设计了一种能够实现其稳定编队的迭代学习控制算法. 首先, 建立单个智能体的动态特性, 根据多智能体的拓扑连接结构, 将多智能体编队控制问题转化为跟踪问题. 其次, 针对每个智能体设计形式统一的迭代学习控制器, 根据每个智能体不同的动态特性, 选取合适的学习增益矩阵. 最后, 基于 λ 范数理论证明了算法的收敛性. 由于该迭代学习控制算法放宽了对迭代初值的限定, 使其达到在任意常值初态条件下的稳定控制, 从而满足了各个智能体在初始位置随机分布时的编队控制要求. 仿真结果证明了文中所给算法的有效性.

关键词: 迭代学习控制; 多智能体系统; 编队控制

中图分类号: TP 273 **文献标志码:** A

Multi-agent Formation in the Iterative Learning Control

WU Yin^{1,2}, LIU Zhongxin^{1,2}, CHEN Zengqiang^{1,2}, SUN Qinlin^{1,2}

(1. College of Computer and Control Engineering, Nankai University, Tianjin 300071, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robot Technology, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: For the nonlinear multi-agent systems with delay, an iterative learning control law was designed in order to achieve the stable formation of multi-agent systems. The dynamic characteristics of a single agent were established, and the problem of formation control of multi-agent was transformed into a tracking problem according to the topology structure of multi-agent. A unified iterative learning controller was designed for each agent. According to the different dynamic characteristics of each agent, a suitable learning gain matrix was selected. Then the convergence of the proposed iterative learning law was proved based on the λ norm theory. Due to the relaxation of initial value in the iterative learning control algorithm, the stability of the control can be achieved in any constant initial condition. The algorithm proposed can meet the formation control requirement for each agent having random initial position. Finally, the simulation results were given to illustrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: *iterative learning control; multi-agent system; formation control*

收稿日期: 2014-12-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273138, 61573200); 天津市自然科学基金资助项目(13JCYBJC17400, 14JCYBJC18700, 14JCZDJC39300)

第一作者: 吴 垠(1989-), 男, 硕士研究生. 研究方向: 多智能体系统与控制. E-mail: 973704278@qq.com

通信作者: 刘忠信(1975-), 男, 教授. 研究方向: 多智能体系统、复杂动态网络、计算机控制与管理.

E-mail: lzhx@nankai.edu.cn

迭代学习控制方法适用于具有某种重复运动性质的被控对象,它通过系统输出与给定信号之间的偏差来修正不理想的控制信号^[1-5].通过迭代过程改善控制信号并施加到控制系统中,进而不断提升跟踪性能直至实现系统零误差跟踪为止^[6-8].由于迭代学习控制是一种基于模型的控制方法,而被控对象的系统模型及控制器形式往往复杂多样,这使得迭代学习控制算法存在严重依赖于特定系统参数及初始条件等问题.这些问题正是一直以来迭代学习控制理论研究所要解决的目标^[9-11].

近几年,基于迭代学习控制理论和应用方面取得的成果,越来越多的学者将迭代学习控制方法运用到多智能体系统中^[12-16].文献[12-13]研究了利用迭代学习算法解决线性多智能体系统一致性问题.文献[14]讨论了线性多智能体系统在有扰动及模型不确定性等情况下的编队控制问题,设计了一种PD型迭代学习律来实现稳定编队.文献[15]针对非线性系统模型,设计了一种D型学习控制律,实现了多智能体系统在固定拓扑结构下的稳定编队.在此基础上,文献[16]采用迭代学习控制方法研究了在切换拓扑结构下实现多智能体编队控制的问题.

以上关于迭代学习控制在多智能体系统编队问题中的研究,全部基于各个智能体的初始位置与期望轨迹的初始位置相同这一条件进行,即所有智能体在初始时刻已经形成期望编队.而实际问题中各个智能体的初始位置往往具有随机性,这使得上述研究的适用范围具有很大的局限性.多智能体在实际通信过程中,时延现象往往不可避免,而迭代学习控制器中的控制时延会对最终的控制效果产生较大影响^[17-20].针对这些问题,本文设计了一种考虑控制时延,且在任意初态条件下实现多智能体系统稳定编队的迭代学习控制律,对该控制律进行了收敛性证明,并通过仿真研究进一步验证了该方法的有效性.

1 问题描述

设智能体 i 为领导者,智能体 j 为跟随者,考虑具有控制时延的单个智能体(以领导者为例),动态特性由如下非线性系统描述:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = f_i(x_i, t) + B_i u_i(t - \theta) \\ y_i = C_i(t) x_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_i 为系统状态; u_i 为 t 时刻的控制输入; B_i 为控制系数矩阵; θ 为控制时滞; y_i 为系统输出; C_i

为输出系数矩阵; $f_i(x_i, t)$ 为未知的非线性函数.跟随者动态特性的形式与式(1)相同.

多智能体编队问题可以看作广义上的跟踪问题,可将跟随者与领导者保持编队运动的过程理解为跟随者始终与领导者保持某种特定的位置关系来对领导者的运动轨迹进行跟踪.在编队过程中,领导者 i 始终跟随给定曲线,跟随者 j 始终以某一位置关系跟踪某一智能体,并将其作为自身的领导者.如图1所示的多智能体系统拓扑结构中,智能体 i 作为领导者跟踪给定直线,智能体 j_1 将智能体 i 看作是它自身的领导者进行跟踪,智能体 j_2 将智能体 j_1 看作是它自身的领导者进行跟踪,以此类推.

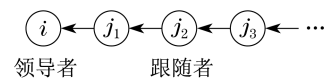


图1 多智能体系统拓扑连接结构

Fig.1 Topological connection structure of multi-agent systems

利用迭代学习控制的方法来解决跟踪控制问题,在迭代过程中,设当前的迭代次数已进行至第 k 次,则对于单个智能体 i (以领导者为例)在第 k 次迭代时的动态特性可由式(1)重新表示为

$$\begin{cases} \dot{x}_{i,k} = f_i(x_{i,k}(t), t) + B_i u_{i,k}(t - \theta) \\ y_{i,k} = C_i(t) x_{i,k} \end{cases} \quad (2)$$

式中:时间 $t \in [0, T]$; k 表示迭代次数($k = 1, 2, \dots, N$);控制时滞 $\theta \geq 0$.

设 $y_i^d(t)$ 为领导者 i 的期望输出, $y_j^d(t)$ 为跟随者 j 相对于领导者 i 的期望队形,则领导者 i 与跟随者 j 的系统误差分别为

$$e_{i,k}(t) = y_i^d(t) - y_{i,k}(t) \quad (3)$$

$$e_{j,k}(t) = y_j^d(t) - (y_{j,k}(t) - y_{i,k}(t)) \quad (4)$$

对跟随者 j ,可将 $y_j^d(t) + y_{i,k}(t)$ 整体看作跟随者 j 的期望输出 $y_j^d(t)$,则跟随者 j 的系统误差可重新表示为

$$e_{j,k}(t) = y_j^d(t) - y_{j,k}(t) \quad (5)$$

比较式(3)和式(5)可知,领导者和跟随者的动态特性和系统误差模型在形式上达到完全统一,这就为后面的统一证明提供了依据.

说明1 每个智能体对应的学习控制律具有完全统一的形式.将这些控制律分别施加到各自对应的智能体上,使每个智能体的输出 $y_k(t)$ 收敛于各自给定的输出 $y^d(t)$,即可达到多智能体系统整体实现以期望队形编队运动的目的.

2 控制器设计与收敛性分析

对所有智能体设计如下 PD 型学习控制律

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{I}(\dot{e}_k(t + \theta) + \mathbf{L}e_k(t + \theta)) \quad (6)$$

式中:时间 $t \in [-\theta, T - \theta]$; $\mathbf{I}$ 与 $\mathbf{L}$ 为学习增益矩阵; k 为迭代次数; e_k 为第 k 次的迭代误差。

定义 1 向量函数 $\mathbf{h}: [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$ 的 λ 范数定义为 $\|\mathbf{h}\|_\lambda = \sup_{t \in [0, T]} \{e^{-\lambda t} \|\mathbf{h}(t)\|\} (\lambda > 0)$, 式中, $\|\cdot\|$ 为 $\mathbb{R}^n$ 上的一种范数。

引理 1 Bellman-Gronwall 引理: 设 $x(t)$, $c(t)$ 和 $a(t)$ 是 $[0, T]$ 上的实值连续函数, 且 $a(t)$ 在 $[0, T]$ 上非负, 如果 $x(t) \leq c(t) + \int_0^t a(\tau)x(\tau)d\tau$ ($t \in [0, T]$), 那么 $x(t) \leq c(t) + \int_0^t a(\tau)c(\tau) \cdot e^{\int_\tau^t a(\sigma)d\sigma} d\tau$ 。

引理 2 对于向量函数 $\mathbf{f}, \mathbf{h}: [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$, 如果 $\mathbf{h}(t) = \int_0^t e^{a(t-\tau)} \mathbf{f}(\tau) d\tau$, 那么当 $\lambda > a$ 时, $\|\mathbf{h}\|_\lambda \leq \frac{1 - e^{(a-\lambda)T}}{\lambda - a} \|\mathbf{f}\|_\lambda$. 特别地, 当 $a = 0$ 时, $\|\mathbf{h}\|_\lambda \leq \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda} \|\mathbf{f}\|_\lambda$ 。

定理 1 在式(6)所示的迭代学习控制律的作用下, 若满足以下条件: a. 非线性函数 $f(\cdot, \cdot)$ 满足 Lipschitz 条件 $\|f(x_1(t), t) - f(x_2(t), t)\| \leq k_f \|x_1(t) - x_2(t)\|$; b. $\|\mathbf{I} - \mathbf{ICB}\| \leq \rho < 1$; c. 智能体第 k 次迭代的初态为一常值 x_0 , 即 $x_k(0) = x_0$; 则当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有 $y_k(t)$ 一致收敛于 $y^d(t)$ 。

证明 为统一书写, 记 $\Delta u_k(t) = u^d(t) - u_k(t)$ 与 $\Delta f^d(t) = f^d(t) - f_k(t)$, 且在 $t \in [-\theta, T - \theta]$ 时, 有 $\Delta u_{k+1}(t) = u^d(t) - u_{k+1}(t)$, 那么 $\Delta u_{k+1}(t) = \Delta u_k(t) + u_k(t) - u_{k+1}(t) = \Delta u_k(t) - \mathbf{I}(\dot{e}_k(t + \theta) + \mathbf{L}e_k(t + \theta)) = \Delta u_k(t) - \mathbf{I}(\dot{y}^d(t + \theta) - \dot{y}_k(t + \theta) + \mathbf{L}(y^d(t + \theta) - y_k(t + \theta))) = \Delta u_k(t) - \mathbf{IC}((f^d(t + \theta) + \mathbf{B}u^d(t)) - (f(t + \theta) + \mathbf{B}u_k(t)) + \mathbf{L}(x^d(t + \theta) - x_k(t + \theta))) = \Delta u_k(t) - \mathbf{IC}((f^d(t + \theta) - f(t + \theta) + \mathbf{B}\Delta u_k(t) + \mathbf{L}\Delta x_k(t + \theta))) = (\mathbf{I} - \mathbf{ICB}) \cdot \Delta u_k(t) - \mathbf{IC}(f^d(t + \theta) - f(t + \theta) + \mathbf{L}\Delta x_k(t + \theta))$

式中, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵, 对上述等式两边取范数, 有 $\|\Delta u_{k+1}(t)\| \leq \|(\mathbf{I} - \mathbf{ICB})\Delta u_k(t)\| + \|\mathbf{IC} \cdot (f^d(t + \theta) - f(t + \theta))\| + \|\mathbf{ICL}\Delta x_k(t + \theta)\|$, 由条件(1), 得

$$\|\Delta u_{k+1}(t)\| \leq \|(\mathbf{I} - \mathbf{ICB})\Delta u_k(t)\| + \|\mathbf{IC}k_f\Delta x_k(t + \theta)\| + \|\mathbf{ICL}\Delta x_k(t + \theta)\|$$

令 $\alpha_1 = \sup_{t \in [-\theta, T - \theta]} (k_f \|\mathbf{IC}\| + \|\mathbf{ICL}\|)$, 由于 $\|\mathbf{I} - \mathbf{ICB}\| \leq \rho < 1$, 则

$$\|\Delta u_{k+1}(t)\| \leq \rho \|\Delta u_k(t)\| + \alpha_1 \|\Delta x_k(t + \theta)\| \quad (7)$$

由系统方程及条件 c 可得

$$\Delta x_k(t + \theta) = \int_{-\theta}^t [f(x^d(\tau)) - f(x_k(\tau))] d\tau + \int_{-\theta}^t [\mathbf{B}u^d(\tau) - \mathbf{B}u_k(\tau)] d\tau = \int_{-\theta}^t [f(x^d(\tau)) - f(x_k(\tau))] d\tau + \int_{-\theta}^t \mathbf{B}\Delta u_k(\tau) d\tau$$

对上式两边取范数, 并由 Lipschitz 条件可得

$$\|\Delta x_k(t + \theta)\| \leq k_f \int_{-\theta}^t \|x^d(\tau) - x_k(\tau)\| d\tau + \|\mathbf{B}\| \int_{-\theta}^t \|\Delta u_k(\tau)\| d\tau$$

利用引理 1 可得

$$\|\Delta x_k(t + \theta)\| \leq \|\mathbf{B}\| \int_{-\theta}^t e^{k_f(t-\tau)} \|\Delta u_k(\tau)\| d\tau \quad (8)$$

将式(8)代入式(7), 得

$$\|\Delta u_{k+1}(t)\| \leq \rho \|\Delta u_k(t)\| + c \int_{-\theta}^t e^{k_f(t-\tau)} \|\Delta u_k(\tau)\| d\tau$$

其中, $c = \alpha \|\mathbf{B}\|$. 对上式取 λ 范数 ($\lambda > k_f$), 有

$$\|\Delta u_{k+1}(t)\|_\lambda \leq \rho \|\Delta u_k(t)\|_\lambda + ce^{-\lambda t} \int_{-\theta}^t e^{k_f(t-\tau)} \|\Delta u_k(\tau)\| d\tau$$

由引理 2 可得

$$\|\Delta u_{k+1}(t)\|_\lambda \leq \rho \|\Delta u_k(t)\|_\lambda + c \frac{1 - e^{-(\lambda - k_f)T}}{\lambda - k_f} \|\Delta u_k(\tau)\|_\lambda$$

若 $\lambda \rightarrow \infty$, 可使 $\rho + c \frac{1 - e^{-(\lambda - k_f)T}}{\lambda - k_f} < 1$, 则

$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta u_k(t)\|_\lambda = 0$. 由式(8)可知

$$\|\Delta x_k(t + \theta)\|_\lambda \leq \|\mathbf{B}\| \frac{1 - e^{-(\lambda - k_f)T}}{\lambda - k_f} \|\Delta u_k(\tau)\|_\lambda$$

那么, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\Delta x_k(t + \theta) \rightarrow 0$. 由此可知, $x_k(t)$ 在 $[0, T]$ 上一致收敛于 $x^d(t)$, 且 $\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(t) =$

$y^d(t)$, 即 $y_k(t)$ 一致收敛于 $y^d(t)$. 证毕.

说明 2 作用于每个智能体个体中的 PD 型学习控制律, 虽然形式统一, 但针对不同智能体个体时, 由于它们的动态特性并不相同, 因此每个控制器的学习增益矩阵并不相同, 需要区别对待.

3 仿真研究

选取 4 个智能体进行编队控制的仿真研究, 智能体 1~4 的动态特性依次由以下 4 组非线性方程确定:

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0.01x_1^2(t) - 0.1x_2^2(t) \\ 0.05x_1(t)x_2(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -0.1 \end{bmatrix} u(t-\theta) \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} -0.1 - 0.005x_1^2(t) + 0.001x_2^2(t) \\ 0.002x_1(t) + 0.01x_2(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} 0.1 & -0.1 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} u(t-\theta) \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0.2x_1(t) + 0.04x_2^2(t) \\ -0.06x_1(t)x_2(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} 1 & -0.4 \\ -1.2 & 1.1 \end{bmatrix} u(t-\theta) \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0.01x_1(t) - 0.01x_2(t) \\ -0.02x_1(t)x_2(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u(t-\theta) \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $t \in [0, 1]$; 控制时滞 $\theta = 0.1$.

选取智能体 1 作为领导者, 智能体 2~4 作为跟随者. 领导者跟踪给定曲线 $y_1^d(t)$, 跟随者 2 跟踪领导者 1, 跟随者 3 跟踪跟随者 2, 跟随者 4 跟踪跟随者 3. 它们的拓扑链接关系如图 1 所示. 根据定理 1 中的条件 b, 选择每个智能体的学习增益矩阵为

$$\Gamma_1 = \begin{bmatrix} -0.111 & -1.111 \\ 1.111 & 1.111 \end{bmatrix}; L_1 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_{21} = \begin{bmatrix} 10 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}; L_{21} = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_{32} = \begin{bmatrix} 0.696 & -0.253 \\ 0.759 & 0.633 \end{bmatrix}; L_{32} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_{43} = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; L_{43} = \begin{bmatrix} 2.5 & 0 \\ 0 & 2.5 \end{bmatrix}$$

第一次迭代 ($k=1$) 的初始控制函数为

$$u_0(t) = \begin{bmatrix} 2-20t \\ 2-10t \end{bmatrix}, t \in [-0.1, 0.9]$$

本文对领导者选取 3 种不同的期望轨迹, 分别对多智能体系统进行编队控制的仿真研究. 若在每种期望轨迹条件下多智能体系统均能实现较好的编队控制效果, 则说明该编队控制算法是有效的.

3.1 期望轨迹为直线和抛物线

令领导者需要跟踪的期望轨迹为直线 $y_1^d(t) = [0, 1]^T$ 和抛物线 $y_1^d(t) = [t, t^2]^T$, 跟随者 1~3 的期望队形分别为 $y_{21}^d(t) = [0.2 - 0.001\sin t, 0]^T$, $y_{32}^d(t) = [0.2 - 0.001\sin t, 0]^T$, $y_{43}^d(t) = [0.2 - 0.001\sin t, 0]^T$.

4 个智能体初始位置随机生成. 图 2 和图 3 给出了在时间间隔为 $[-\theta, T-\theta]$ 的范围内, 在经过 30 次迭代以后 ($k>30$), 对各个智能体进行控制的智能体运动轨迹, 其中横、纵坐标均表示距离, 单位为 m. 可以看出在初始位置随机分布的条件下, 领导者的期望轨迹无论是直线还是抛物线, 各个智能体最终均能形成较理想的期望编队效果. 图 4 和图 5 给出了不同期望轨迹下每个智能体输出状态的最大绝对误差随迭代次数的变化情况, 由图 4 和图 5 可以看出经过一定次数的迭代优化, 各个智能体的跟踪误差逐渐趋于 0.

3.2 期望轨迹为圆

令领导者需要跟踪的期望轨迹为圆 $y_1^d(t) = [\cos(2\pi t), \sin(2\pi t)]^T$, 跟随者 1~3 的期望队形分别为: $y_{21}^d(t) = [3 + 0.01\sin t, 0]^T$, $y_{32}^d(t) = [0, 3 + 0.01\sin t]^T$, $y_{43}^d(t) = [-3 + 0.01\sin t, 0]^T$.

4 个智能体初始位置仍然随机生成. 类似地, 图 6 和图 7 分别表示各个智能体的运动轨迹和输出状态的最大绝对误差. 同样可见, 各个智能体在初始位置随机分布的条件下依然达到期望的编队队形, 且随着迭代次数的增加, 每个智能体输出状态的最大绝对误差均能收敛至 0.

从以上仿真结果可以看出, 在具有控制时延及初始位置随机分布的条件下, 利用本文设计的迭代学习控制律, 可以有效地实现多智能体系统的编队运动.

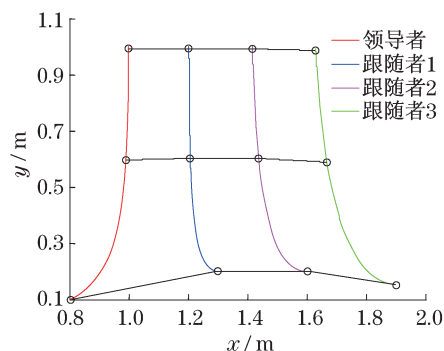


图2 领导者跟踪直线时各个智能体在迭代30次之后的运动轨迹

Fig.2 Trajectories of multi-agent at 30 iterations when the leader is tracking a straight line

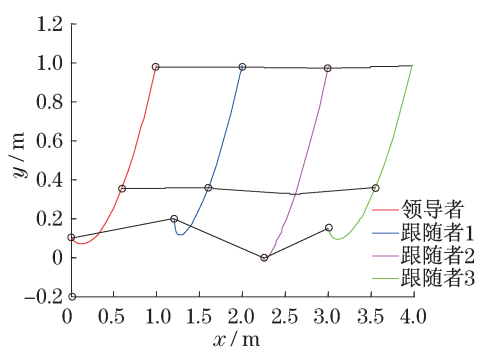
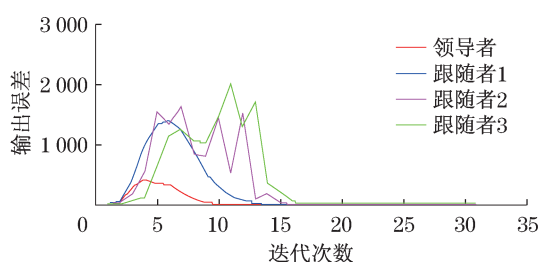
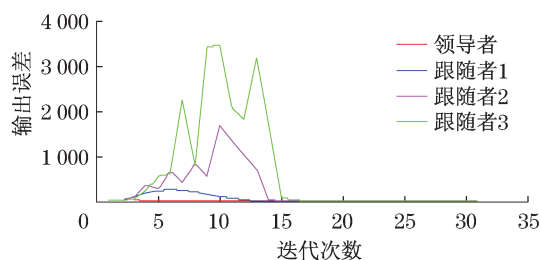


图3 领导者跟踪抛物线时各个智能体在迭代30次之后的运动轨迹

Fig.3 Trajectories of multi-agent at 30 iterations when the leader is tracking a parabola



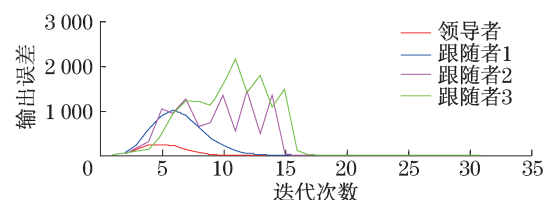
(a) 输出状态 y_1 的输出误差



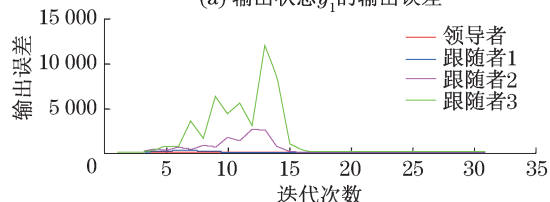
(b) 输出状态 y_2 的输出误差

图4 领导者跟踪直线时各个智能体输出状态的最大绝对误差随迭代次数的变化

Fig.4 Changes in maximum absolute error of the output state of each agent along with the iteration times when the leader is tracking a straight line



(a) 输出状态 y_1 的输出误差



(b) 输出状态 y_2 的输出误差

图5 领导者跟踪抛物线时各个智能体输出状态的最大绝对误差随迭代次数的变化

Fig.5 Changes in maximum absolute error of the output state of each agent along with the iteration times when the leader is tracking a parabola

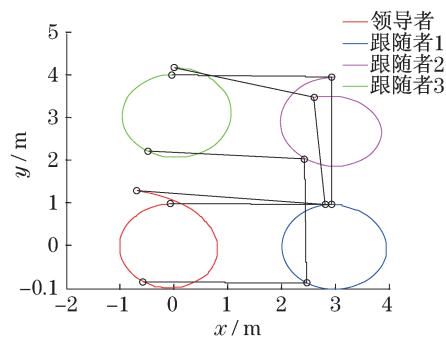
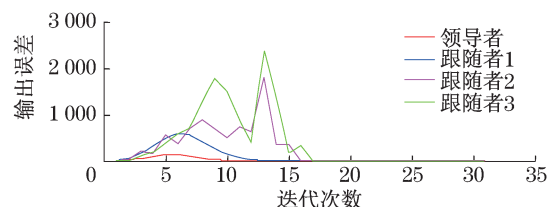
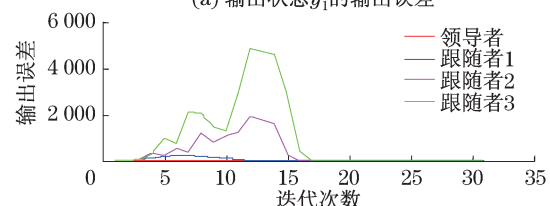


图6 领导者跟踪圆时各个智能体在迭代30次之后的运动轨迹

Fig.6 Trajectories of multi-agent at 30 iterations when the leader is tracking a circle



(a) 输出状态 y_1 的输出误差



(b) 输出状态 y_2 的输出误差

图7 领导者跟踪圆时各个智能体输出状态的最大绝对误差随迭代次数的变化

Fig.7 Changes in maximum absolute error of the output state of each agent along with the iteration times when the leader is tracking a circle

4 结束语

多智能体系统在通信过程中,时延现象往往不可避免.本文设计了一种考虑控制时延条件下实现多智能体编队控制的分布式迭代学习控制算法,并给出了该算法的收敛性证明.由于在算法设计的过程中放宽了对迭代初态的限定要求,使初态不必依赖于期望路径且可选取任意固定值,因此极大降低了对智能体初始位置的限定,这使本算法在应对实际应用问题时更具有普遍性和一般性.仿真研究进一步验证了本算法的有效性.

参考文献:

- [1] Chen Y, Wen C, Gong Z, et al. An iterative learning controller with initial state learning [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1999, 44(2): 371-376.
- [2] 李仁俊, 韩正之. 迭代学习控制综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(9): 961-966.
- [3] 章国庆, 苏文梯, 石超峰. 求解单调变分不等式的一类迭代算法[J]. 上海理工大学学报, 2004, 26(1): 7-10.
- [4] Bristow D A, Tharayil M, Alleyne A G. A survey of iterative learning control[J]. IEEE Control Systems, 2006, 26(3): 96-114.
- [5] Ahn H S, Chen Y Q, Moore K L. Iterative learning control: brief survey and categorization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(6): 1099-1121.
- [6] 孙明轩, 黄宝健. 迭代学习控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [7] Butcher M, Karimi A, Longchamp R. A statistical analysis of certain iterative learning control algorithms [J]. International Journal of Control, 2008, 81(1): 156-166.
- [8] Xu J X. A survey on iterative learning control for nonlinear systems [J]. International Journal of Control, 2011, 84(7): 1275-1294.
- [9] Lee J H, Lee K S. Iterative learning control applied to batch processes: an overview[J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(10): 1306-1318.
- [10] Amann N, Owens D H, Rogers E. Predictive optimal iterative learning control[J]. International Journal of Control, 1998, 69(2): 203-226.
- [11] Gunnarsson S, Norrlöf M. On the design of ILC algorithm using optimization[J]. Automatica, 2001, 37(12): 2011-2016.
- [12] 伍巧凤, 刘山. 初始误差修正的多智能体一致性迭代学习控制[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(1): 29-35.
- [13] Li J S, Li J M. Consensus seeking in multi-agent systems by the iterative learning control[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(8): 1073-1077.
- [14] Meng D Y, Jia Y M. Formation control for multi-agent systems through an iterative learning design approach [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2014, 24(2): 340-361.
- [15] Ahn H S, Chen Y Q. Iterative learning control for multi-agent formation[C]//Proceedings of the ICROS-SICE International Joint Conference, Fukuoka: IEEE, 2009.
- [16] Liu Y, Jia Y M. An iterative learning approach to formation control of multi-agent systems[J]. Systems & Control Letters, 2012, 61(1): 148-154.
- [17] Liu S, Xie L H, Lewis F L. Synchronization of multi-agent systems with delayed control input in formation from neighbors [J]. Automatica, 2011, 47(10): 2152-2164.
- [18] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1520-1533.
- [19] 唐卫宁, 徐福缘. 基于智能体的大批量定制体系结构及协同方法[J]. 上海理工大学学报, 2007, 29(5): 423-428.
- [20] Sun Y G, Wang L. Consensus of multi-agent systems in directed networks with nonuniform time-varying delays [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(7): 1607-1613.

(编辑: 丁红艺)