

基于迭代学习的部分非正则多智能体编队控制

曹伟[†], 孙明

(齐齐哈尔大学 计算机与控制工程学院, 黑龙江 齐齐哈尔 161006)

摘要: 针对一类具有任意初始状态的部分非正则多智能体系统, 提出一种迭代学习控制算法. 该算法将具有固定拓扑结构的多智能体编队控制问题转化为广义上的跟踪问题, 即让领导者跟踪给定的期望轨迹, 而跟随者要始终保持预定队形对某一智能体进行跟踪, 并将该智能体作为自身的领导者. 同时, 为了使每个智能体在任意初始状态下都能按照期望队形进行编队, 对每个智能体的初始状态设计迭代学习律, 并从理论上对算法的收敛性进行严格证明, 给出算法收敛的充分条件. 所提出的算法对于各个智能体在任意初始位置条件下均能实现在有限时间区间内系统的稳定编队. 最后, 通过仿真算例进一步验证了所提出算法的有效性.

关键词: 多智能体系统; 迭代学习控制; 非正则; 编队控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Formation control of partially irregular multi-agent systems with iterative learning

CAO Wei[†], SUN Ming

(College of Computer and Control Engineering, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China)

Abstract: For a class of partially irregular multi-agent systems with arbitrary initial state, an iterative learning control algorithm is proposed. The method transforms formation control of multi-agent systems with fixed topology into a tracking problem in a broader sense, i.e., a leader firstly tracks a given desired trajectory, and then followers one-by-one track a certain agent by maintaining predetermined formation at all times, and this agent is seen as its own leader. At the same time, initial state of each agent is designed by the iterative learning law, in order to make each agent cruise formation in an arbitrary initial state according to expected formation. Moreover, the convergence condition of the algorithm is strictly proved in the theory, as well as the sufficient condition of the convergence condition in the sense of norm is given. The algorithm can realize stable formation of the multi-agent systems in arbitrary initial state in the limited time for all agents. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is further verified by the simulation example.

Keywords: multi-agent systems; iterative learning control; irregularity; formation control

0 引言

自然界中的许多群体行为引起了人们的注意, 从而对其进行了分析和研究^[1]. 近年来, 随着计算机技术、通信技术和网络技术的迅速发展, 许多学者对多智能体系统的群集^[2]、编队^[3]和一致性^[4]等问题进行了深入研究. 多智能体系统相比于单个智能体具有很多明显的优点^[5], 因此, 近10年来多智能体系统已经发展成为控制领域和机器人领域的重要研究方向. 作为多智能体协调控制主要研究方向之一的智能体编队控制, 是指多个智能体组成的团队在向特定

目标或方向运动的过程中, 相互之间保持预定的几何形态(即队形)^[6]. 到目前为止, 研究编队控制的方法主要有虚拟结构法、基于行为法、跟随领航者法和基于图论法等, 并且这些研究方法已经逐步混合在一起, 难以绝对区分开.

迭代学习控制(ILC)适合于具有重复运行性质的被控对象, 其主要思想是在系统模型未知的情况下, 利用系统跟踪误差沿迭代轴不断修正控制输入, 以实现随着迭代次数的增加, 系统输出在有限时间区间内完全跟踪期望轨迹^[7]. 迭代学习控制自从被

收稿日期: 2017-05-06; 修回日期: 2017-08-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61672304); 黑龙江省教育厅基本业务专项理工面上项目(135109240).

责任编委: 侯忠生.

作者简介: 曹伟(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事迭代学习控制等研究; 孙明(1979—), 男, 副教授, 博士, 从事神经网络与优化控制等研究.

[†]通讯作者. E-mail: yiyuqq168@163.com

Arimoto等^[7]提出以来,便引起了人们的广泛关注,经过30多年的发展取得了丰硕的研究成果^[8-11].该方法受到人们青睐的主要原因在于,迭代学习控制不需要对被控对象进行精确建模,甚至不需要系统的任何先验知识,便可以设计控制器;因此,该控制方法极大地方便了控制器的设计^[12].鉴于迭代学习控制的上述优点,近年来许多学者将迭代学习控制方法应用到多智能体系统中^[13-20].如文献[13]针对在固定拓扑结构下的线性多智能体系统,通过引入虚拟领导者技术,提出了一种分布式学习控制算法,解决了多智能体系统在有限时间内的一致性问题.文献[14]针对线性多智能体系统,提出了一种迭代学习型一致性算法,并给出了智能体在有向拓扑结构下达到完全一致的充分条件.文献[15-16]利用迭代学习控制方法解决了多智能体系统的一致性跟踪问题.文献[17]利用给定超前法设计了一种迭代学习控制算法,解决了存在输入时滞非线性多智能体系统的编队问题.文献[18]针对模型不确定的线性多智能体系统,利用PD型(Proportional-derivative-type)迭代学习控制算法实现了系统的稳定编队.文献[19]针对非线性多智能体系统,利用D型迭代学习控制算法,实现了固定拓扑结构下的稳定编队.进一步,文献[20]针对切换拓扑结构下的非线性多智能体系统,利用迭代学习控制方法解决了系统的编队控制问题.然而,上述利用迭代学习控制方法解决多智能体系统编队问题的文献,大都针对完全非正则多智能体系统,在多智能体模型只有部分非正则的情况下,上述文献给出的收敛条件将不再适用.

下面对正则系统、完全非正则系统和部分非正则系统及迭代学习律的构建情况给出介绍.

针对具有输入输出直接传输项的被控系统,当直接传输矩阵 D 行满秩或列满秩时,该系统为正则系统;当 $D=0$ 时,该系统为完全非正则系统;当 $D \neq 0$,但 $\text{rank}(D) < m$ 时,该系统为部分非正则系统(即 D 中有一部分使系统正则,还有另一部分使系统非正则).

对于正则系统,直接使用输出误差来修正控制协议;对于完全非正则系统,需要使用输出误差的导数来修正控制协议;而对于部分非正则系统,则同时需要输出误差和误差的导数来修正控制协议(即对于系统的正则部分利用输出误差来修正控制协议,而对于系统的非正则部分则需要利用输出误差的导数来修正控制协议).因此,针对完全非正则系统取得的结果,并不能适用于部分非正则系统.

鉴于以上分析,本文针对具有任意初始状态的部分非正则多智能体系统,为了使各个智能体在任意初始位置时都能实现系统的稳定编队,将固定拓扑结构的多智能体编队控制问题转化为广义上的跟踪问题,分别对系统输入和初始状态设计一种迭代学习律;并基于范数理论严格证明所提算法的收敛性,给出算法的收敛条件.该算法解决了每个智能体在任意初始状态下,都能按照期望队形进行编队的问题.

1 问题描述

考虑由 n 个一阶部分非正则智能体组成的具有重复运行特性的多智能体系统,假设智能体 i 为领导者,其动态方程如下:

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

其中: $t \in [0, T]$ 为重复运行的有限时间, $x_i(t) \in R^n$, $u_i(t) \in R^r$, $y_i(t) \in R^m$ 分别为系统的状态向量、控制向量和输出向量; $f_i(x_i(t), t)$ 为未知的非线性函数; $B \in R^{n \times r}$, $C \in R^{m \times n}$, $D \in R^{m \times r}$ 为系统参数矩阵, B 已知, C 和 D 均未知,且 $\text{rank}(D) < m$, $\text{rank}(CB) = m$.假设智能体 j 为跟随者,且动态特性的形式与领导者相同.

假设1 多智能体系统动态特性是可逆的,确保存在唯一的理想控制 $u^d(t)$ 使得系统的状态和输出为期望值.

假设2 设非线性函数 $f(x(t), t)$ 关于 $x \in R^n$ 满足全局一致Lipschitz条件,即存在 $k_f > 0$,使

$$\|f(x_1(t), t) - f(x_2(t), t)\| \leq k_f \|x_1(t) - x_2(t)\|.$$

在多智能体的编队过程中,让领导者 i 跟踪给定的期望轨迹,跟随者 j 要始终保持预定队形对某一智能体进行跟踪,并将该智能体作为自身的领导者.即让领导者 i 跟踪给定的期望轨迹,跟随者 j_1 以某一位置关系跟踪智能体 i ,并将其作为自身的领导者.同样,跟随者 j_2 以某一位置关系跟踪智能体 j_1 ,并将其作为自身的领导者,以此类推.这样,多智能体编队问题便转化为广义上的跟踪问题,即跟随者始终对自身领导者的运动轨迹进行跟踪,并始终与自身领导者保持期望队形.

按上述分析,将迭代学习控制应用于多智能体的编队控制中.考虑单个智能体,以领导者 i 为例,假设当前执行第 k 次迭代,其动态特性(1)可重新表示为

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

其中下标 k 表示迭代学习次数, 其他变量含义同式 (1).

令领导者 i 跟踪的期望轨迹为 $y_i^d(t)$, 则领导者 i 的跟踪误差可表示为

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

令跟随者 j 相对于领导者 i 的期望队形为 $y_{ji}^d(t)$, 则跟随者 j 的跟踪误差可表示为

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

如果将 $y_{ji}^d(t) + y_{i,k}(t)$ 作为跟随者 j 的期望输出 $y_j^d(t)$, 则式 (4) 又可表示为

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

由上述分析, 并根据式 (3) 和 (5) 可知, 跟随者的动态特性和跟踪误差模型在形式上与领导者完全一致, 这为以后多智能体收敛性的统一证明提供了依据. 因此对每个智能体设计相同迭代学习控制律

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma_0 e_k(t) + \Gamma_1 \dot{e}_k(t). \quad (6)$$

同时, 为了使每个智能体在任意初始状态下都能按照期望队形进行编队, 对每个智能体的初始状态设计如下迭代学习律:

$$x_{k+1}(0) = x_k(0) + B\Gamma_1 e_k(0). \quad (7)$$

其中: Γ_0 和 Γ_1 为学习增益矩阵, $e_k(t) = y^d(t) - y_k(t)$, $e_k(0)$ 为第 k 次迭代时跟踪误差的初值.

现在的控制目标是, 对于满足假设条件 1 和假设条件 2 的上述部分非正则多智能体系统, 利用设计的学习律 (6) 和 (7) 分别激励每个智能体, 在学习增益矩阵 Γ_0 和 Γ_1 满足什么条件时, 使得每个智能体在任意初始状态下的输出 $y_k(t)$, 随迭代次数的增加都能在有限时间区间内完全跟踪上各自给定的期望输出 $y^d(t)$, 即实现部分非正则多智能体系统在任意初始状态下的稳定编队控制.

注 1 因为每个智能体都采用相同的迭代学习律 (6) 和 (7), 所以为了便于收敛性分析的阅读和书写, 在此将领导者 i 的期望输出 $y_i^d(t)$ 和跟随者 j 的期望输出 $y_{ji}^d(t)$ 都统一改写为 $y^d(t)$, 将领导者 i 的实际输出 $y_{i,k}(t)$ 和跟随者 j 的实际输出 $y_{j,k}(t)$ 都统一改写为 $y_k(t)$, 各个智能体的参数矩阵 B 、 C 、 D 和非线性函数 f 都省略了表示相应智能体的下标.

2 收敛性分析

为了收敛性证明的方便, 在此给出证明用到的相关定义和引理.

定义 1 向量函数 $h : [0, T] \rightarrow R^n$ 的 λ 范数为

$$\|h(t)\|_\lambda = \sup_{t \in [0, T]} \{e^{-\lambda t} \|h(t)\|\}, \quad \lambda > 0.$$

引理 1^[21] 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, 若 $x(t) \leq c(t) + \int_0^t a(\tau)x(\tau)d\tau$, 则

$$x(t) \leq c(t) + \int_0^t a(\tau)c(\tau)e^{\int_\tau^t a(\sigma)d\sigma}d\tau.$$

根据上述分析, 下面给出本文的主要结果.

定理 1 对于满足假设 1 和假设 2 的上述部分非正则多智能体系统, 施加学习律 (6) 和 (7) 时, 如果学习增益矩阵 Γ_0 和 Γ_1 满足: 1) $D\Gamma_1 = 0$; 2) $\|I - D\Gamma_0 - C B\Gamma_1\| \leq \rho < 1$. 则当迭代次数趋于无穷时, 在有限时间区间 $[0, T]$ 内多智能体系统的输出一致收敛于期望输出, 即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(t) = y^d(t) (t \in [0, T]).$$

证明 由式 (2)、(6) 和 (7) 可知, 多智能体相邻两次迭代的状态偏差为

$$\begin{aligned} x_{k+1}(t) - x_k(t) &= \\ x_{k+1}(0) + \int_0^t [f(x_{k+1}(\tau), \tau) + B u_{k+1}(\tau)]d\tau - \\ x_k(0) - \int_0^t [f(x_k(\tau), \tau) + B u_k(\tau)]d\tau = \\ B\Gamma_1 e_k(0) + \int_0^t [f(x_{k+1}(\tau), \tau) - f(x_k(\tau), \tau)]d\tau + \\ B\Gamma_0 \int_0^t e_k(\tau)d\tau + B\Gamma_1 e_k(t) - B\Gamma_1 e_k(0) = \\ \int_0^t [f(x_{k+1}(\tau), \tau) - f(x_k(\tau), \tau)]d\tau + \\ B\Gamma_0 \int_0^t e_k(\tau)d\tau + B\Gamma_1 e_k(t). \end{aligned} \quad (8)$$

考察第 $k+1$ 次迭代时的跟踪误差, 并根据定理 1 的条件 1), 可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}(t) &= \\ e_k(t) - C(x_{k+1}(t) - x_k(t)) - \\ D(u_{k+1}(t) - u_k(t)) &= \\ e_k(t) - C(x_{k+1}(t) - x_k(t)) - \\ D\Gamma_0 e_k(t) - D\Gamma_1 \dot{e}_k(t) &= \\ e_k(t) - C(x_{k+1}(t) - x_k(t)) - D\Gamma_0 e_k(t). \end{aligned} \quad (9)$$

将式 (8) 代入 (9), 可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}(t) &= \\ e_k(t) - D\Gamma_0 e_k(t) - \\ C \int_0^t [f(x_{k+1}(\tau), \tau) - f(x_k(\tau), \tau)]d\tau - \\ C B\Gamma_0 \int_0^t e_k(\tau)d\tau - C B\Gamma_1 e_k(t) &= \\ (I - D\Gamma_0 - C B\Gamma_1)e_k(t) - C B\Gamma_0 \int_0^t e_k(\tau)d\tau - \\ C \int_0^t [f(x_{k+1}(\tau), \tau) - f(x_k(\tau), \tau)]d\tau. \end{aligned} \quad (10)$$

对式 (10) 两边取范数, 并根据假设 2, 可得

$$\|e_{k+1}(t)\| \leq$$

$$\begin{aligned} & \|I - D\Gamma_0 - CB\Gamma_1\| \|e_k(t)\| + \\ & \|CB\Gamma_0\| \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau + \\ & \|C\| \int_0^t \|f(x_{k+1}(\tau), \tau) - f(x_k(\tau), \tau)\| d\tau \leq \\ & \rho \|e_k(t)\| + b_1 \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau + \\ & b_2 k_f \int_0^t \|x_{k+1}(\tau) - x_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $b_1 = \|CB\Gamma_0\|, b_2 = \|C\|$. 对式(8)两边取范数, 并根据引理1, 可得

$$\begin{aligned} & \|x_{k+1}(t) - x_k(t)\| \leq \\ & \|B\Gamma_1\| \|e_k(t)\| + \|B\Gamma_0\| \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau + \\ & k_f \int_0^t \|x_{k+1}(\tau) - x_k(\tau)\| d\tau \leq \\ & b_3 \|e_k(t)\| + (b_4 + b_3 k_f e^{k_f T} + \\ & T b_4 k_f e^{k_f T}) \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau = \\ & b_3 \|e_k(t)\| + M_1 \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (12)$$

其中: $b_3 = \|B\Gamma_1\|, b_4 = \|B\Gamma_0\|, M_1 = b_4 + b_3 k_f e^{k_f T} + T b_4 k_f e^{k_f T}$. 将式(12)代入(11), 有

$$\begin{aligned} & \|e_{k+1}(t)\| \leq \\ & \rho \|e_k(t)\| + b_1 \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau + \\ & b_2 k_f \int_0^t [b_3 \|e_k(\tau)\| + M_1 \int_0^\tau \|e_k(s)\| ds] d\tau \leq \\ & \rho \|e_k(t)\| + M_2 \int_0^t \|e_k(\tau)\| d\tau, \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $M_2 = b_1 + b_2 k_f b_3 + b_2 k_f M_1 T$. 将式(13)两端同时乘以 $e^{-\lambda t} (\lambda > 0)$, 得到

$$\begin{aligned} & e^{-\lambda t} \|e_{k+1}(t)\| \leq \\ & \rho e^{-\lambda t} \|e_k(t)\| + M_2 \int_0^t e^{-\lambda(t-\tau)} e^{-\lambda \tau} \|e_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (14)$$

根据式(14), 由 λ 范数的定义可知

$$\begin{aligned} & \|e_{k+1}(t)\|_\lambda \leq \\ & \rho \|e_k(t)\|_\lambda + M_2 \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda} \|e_k(t)\|_\lambda = \\ & \left(\rho + M_2 \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda} \right) \|e_k(t)\|_\lambda = \bar{\rho} \|e_k(t)\|_\lambda, \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $\bar{\rho} = \rho + M_2(1 - e^{-\lambda T})/\lambda$. 由定理1的条件2)可知, 当 λ 取足够大时, 可使 $0 < \bar{\rho} < 1$. 因此, 由式(15)可知, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(t)\|_\lambda = 0$, 即当迭代次数趋于无穷时, 多智能体系统输出 $y_k(t)$ 一致收敛于期望输出 $y^d(t)$. \square

部分非正则非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + B(x(t))u(t), \\ y(t) = g(x(t)) + D(x(t))u(t). \end{cases} \quad (16)$$

其中: $t \in [0, T]; f, x \in R^n; g, y, u \in R^m; B \in R^{n \times m};$

$D \in R^{m \times m}$.

针对系统(16)作如下假设: $f(x), B(x), D(x)$ 关于 $x \in R^n$ 满足全局一致Lipschitz条件, 即 $\|h(x_1) - h(x_2)\| \leq k_h \|x_1 - x_2\|, h \in \{f, B, D\}; g(x)$ 对 x 的导数 $g_x(x)$ 存在, 且 $g_x(x)$ 关于 $x \in R^n$ 满足全局一致Lipschitz条件, 即 $\|g_x(x_1) - g_x(x_2)\| \leq k_g \|x_1 - x_2\|; B(x)$ 和 $g_x(x)$ 有界, 即 $\|g_x(x)\| \leq M_1, \|B(x)\| \leq M_2$. 此外, 还假定 $\text{rank}(D(x)) < m, \text{rank}(g_x(x)B(x)) = m$.

根据上述分析, 可得到以下扩展结果.

定理2 对于满足上述假设的部分非正则非线性多智能体系统(16), 施加学习律(6)和(7)时, 如果学习增益矩阵 Γ_0 和 Γ_1 满足: 1) $D(x)\Gamma_1 = 0$; 2) $\|I - D(x)\Gamma_0 - g_x(x)B(x)\Gamma_1\| \leq \rho < 1$. 则当迭代次数趋于无穷时, 在有限时间区间 $[0, T]$ 内多智能体系统输出一致收敛于期望输出, 即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(t) = y^d(t).$$

证明与定理1的证明过程类似, 此处略.

3 仿真分析

为了验证所提出算法的有效性, 对如下4个一阶部分非正则智能体进行编队控制:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = -x_1(t) + (x_2(t))^2 + u_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = \cos(x_1(t))x_2(t) + u_2(t), \\ y_1(t) = x_1(t) + u_1(t) + u_2(t), \\ y_2(t) = x_2(t); \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_1(t) + 0.5u_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = \sin(x_1(t)) + x_2(t) + 0.5u_2(t), \\ y_1(t) = x_1(t) + u_1(t) + u_2(t), \\ y_2(t) = x_2(t); \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_1(t) + 0.2u_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = -x_2(t) + \sin(x_1(t))x_2(t) + 0.8u_2(t), \\ y_1(t) = x_1(t) + u_1(t) + u_2(t), \\ y_2(t) = x_2(t); \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_1(t) + \sin(x_2(t)) + 0.3u_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = \cos(x_1(t)) + 0.2u_2(t), \\ y_1(t) = x_1(t) + u_1(t) + u_2(t), \\ y_2(t) = x_2(t). \end{cases}$$

利用设计的迭代学习控制算法(6)和(7)激励以上4个智能体, 选取智能体1为领导者, 并让领导者跟踪给定的期望轨迹 $y_1^d(t)$, 其余智能体均为跟随者. 让智能体2跟踪领导者1, 智能体3跟踪智能体2, 智能体4跟踪智能体3. 系统重复运行的时间 $t \in [0, 1]$, 采

样时间为0.002 s, 4个智能体的初始位置可以为任意值, 在此分别选取

$$x_{1,k}(0) = [1.5, 0.5]^T, x_{2,k}(0) = [0.5, 0]^T, \quad (17)$$

$$x_{3,k}(0) = [1.5, 2]^T, x_{4,k}(0) = [2, 1]^T. \quad (18)$$

初始控制输入为 $u_0(t) = [0, 0]^T$, 学习增益矩阵分别为

$$\Gamma_0 = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \Gamma_1 = \begin{bmatrix} 0 & -0.8 \\ 0 & 0.8 \end{bmatrix}.$$

此时各个智能体的 $D\Gamma_1 = 0$ 满足定理1的收敛条件1), 并且 $\rho_1 = 0.8303 < 1, \rho_2 = 0.7233 < 1, \rho_3 = 0.3962 < 1, \rho_4 = 0.8741 < 1$, 满足定理1的收敛条件2).

下面分两种情况验证所提出算法.

情况1 给定抛物线 $y_1^d(t) = [t, 11t - 11t^2]^T$ 作为领导者1跟踪的期望轨迹, 跟随者2~跟随者4与各自领导者的相对位置关系分别为 $y_{21}^d(t) = y_{32}^d(t) = y_{43}^d(t) = [0.2 - 0.001 \sin t, 0]^T$, 迭代50次后各个智能体的编队情况如图1所示. 图2给出了不带初始学习时各智能体的编队效果, 其中图1和图2中横坐标和纵坐标均表示距离, 单位为m.

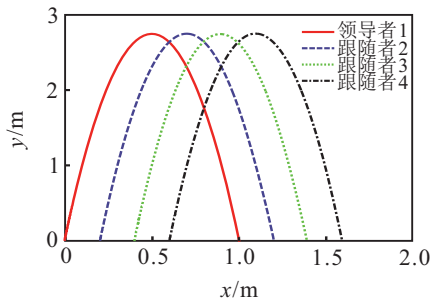


图1 带初态学习时各智能体的编队效果

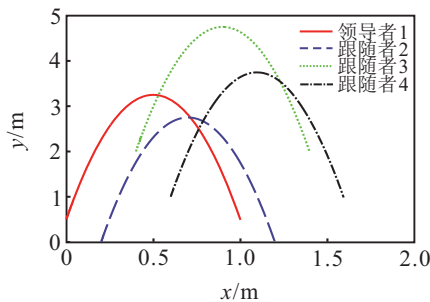


图2 不带初态学习时各智能体的编队效果

情况2 给定圆 $y_1^d = [\cos(2\pi t), \sin(2\pi t)]^T$ 作为领导者1跟踪的期望轨迹, 跟随者2~跟随者4与各自领导者的相对位置分别为 $y_{21}^d(t) = [3 + 0.01 \sin t, 0]^T, y_{32}^d(t) = [0, 3 + 0.01 \sin t]^T, y_{43}^d(t) = [-3 + 0.01 \sin t, 0]^T$, 迭代50次后各个智能体的编队情况如图3所示. 图4给出了不带初始学习时各智能体的编队效果, 其中图3和图4中横坐标和纵坐标均表示距离, 单位为m. 图5为两种情况下各智能体输出沿迭

代轴的最大跟踪误差.

由图1和图3可以看出, 在智能体存在初态偏差的条件下, 采用算法(6)和(7)激励系统, 领导者的期望轨迹无论是抛物线还是圆, 经过50次迭代后各个智能体均能达到期望的编队队形. 同时, 由图5也可以看出, 各个智能体跟踪误差的最大绝对值随迭代次数的增加都收敛到0. 而由图2和图4可以看出, 采用不带初态学习的迭代学习控制, 即只采用算法(6)激励系统, 由于存在初态偏差, 经过50次迭代后, 对于抛物线和圆均未能形成期望的编队效果.

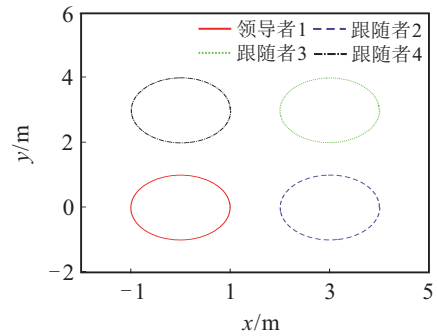


图3 带初态学习时各智能体的编队效果

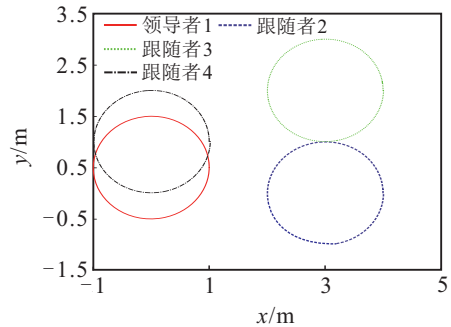


图4 不带初态学习时各智能体的编队效果

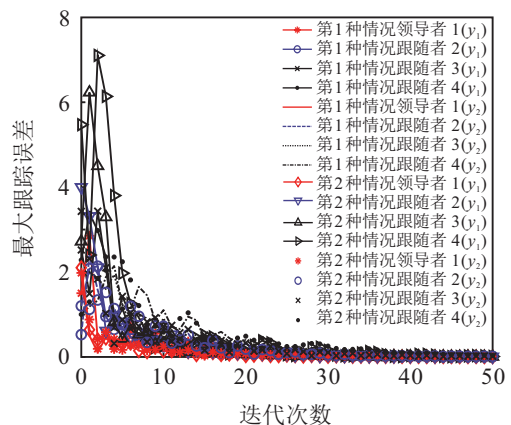


图5 各智能体输出的最大跟踪误差

4 结论

本文针对一类具有任意初始位置的部分非正则多智能体系统, 设计了一种具有初态学习的迭代学习控制算法, 并对算法的收敛性进行了严格证明, 给出了算法的收敛条件. 研究表明, 在多智能体模型信息不完全已知的情况下, 设计的控制器能够使具有

任意初始位置的各个智能体在有限时间区间内,随着迭代次数增加实现稳定编队控制. 本文控制器设计不需要智能体的精确模型信息,只是利用系统的输入和输出数据,通过简单的迭代学习便可以实现多智能体的稳定编队控制,因此所提出控制器结构简单,便于工程实现. 在以后的研究工作中,将结合最新有关研究成果,针对部分非正则多智能体系统,在有向图和切换拓扑结构下进行深入研究,以使该理论和应用得到进一步扩展.

参考文献(References)

- [1] Couzin I D, Krause J, Franks N R, et al. Effective leadership and decision-making in animal groups on the move[J]. *Nature*, 2005, 433(3): 513-516.
- [2] Luo X Y, Li S B, Guan X P. Flocking algorithm with multi-target tracking for multi-agent systems[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(9): 800-805.
- [3] Lin P, Jia Y M. Distributed rotating formation control of multi-agent systems[J]. *Systems and Control Letters*, 2010, 59(10): 587-595.
- [4] 宋莉, 伍清河, 王垚, 等. 线性多智能体系统在固定和切换拓扑下的领航跟随控制[J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1685-1690.
(Song L, Wu Q H, Wang Y, et al. Leader-following consensus of linear multi-agent systems under fixed and switching topologies[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1685-1690.)
- [5] Anderson B, Yu C, Fidan B, et al. Rigid graph control architecture for autonomous formation[J]. *IEEE Control System Magazine*, 2008, 28(6): 48-63.
- [6] 王祥科, 李迅, 郑志强. 多智能体系统编队控制相关问题研究综述[J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1601-1613.
(Wang X K, Li X, Zheng Z Q. Survey of developments on multi-agent formation control related problems[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1601-1613.)
- [7] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robots by learning[J]. *J of Robotic Systems*, 1984, 1(2): 123-140.
- [8] Shen D, Wang Y Q. Iterative learning control for networked stochastic systems with random packet losses[J]. *Int J of Control*, 2015, 88(5): 959-968.
- [9] Xiong W, Yu X, Patel R, et al. Iterative learning control for discrete-time systems with event-triggered transmission strategy and quantization[J]. *Automatica*, 2016, 72(1): 84-91.
- [10] Hou Z. Adaptive iterative learning control for nonlinearly parameterised systems with unknown time-varying delays and input saturations[J]. *Int J of Control*, 2015, 88(6): 1133-1141.
- [11] Sun H, Alleyne A G. A computationally efficient norm optimal iterative learning control approach for LTV systems[J]. *Automatica*, 2014, 50(1): 141-148.
- [12] 吕庆, 方勇纯, 任道. 加速抑制随机初态误差影响的迭代学习控制[J]. *自动化学报*, 2014, 40(7): 1295-1302.
(Lü Q, Fang Y C, Ren X. Iterative learning control for accelerated inhibition effect of initial state random error[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(7): 1295-1302.)
- [13] 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.
(Wu Q F, Liu S. Iterative learning control of multi-agent consensus with initial error correction[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(1): 29-35.)
- [14] 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.
- [15] Meng D Y, Jia Y M. Finite-time consensus for multi-agent systems via terminal feedback iterative learning[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2011, 5(18): 2098-2110.
- [16] Meng D Y, Jia Y M. Iterative learning approaches to design finitetime consensus protocols for multi-agent systems[J]. *Systems and Control Letters*, 2012, 61(1): 187-194.
- [17] 吴垠, 刘忠信, 陈增强, 等. 迭代学习在多智能体编队中的控制研究[J]. *上海理工大学学报*, 2016, 38(1): 87-92.
(Wu Y, Liu Z X, Chen Z Q, et al. Multi-agent formation in the iterative learning control[J]. *J University of Shanghai for Science and Technology*, 2016, 38(1): 87-92.)
- [18] Meng D Y, Jia Y M. Formation control for multi-agent systems through an iterative learning design approach[J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 2014, 24(2): 340-361.
- [19] Ahn H S, Chen Y Q. Iterative learning control for multi-agent formation[C]. *Proc of the ICCAS-SICE Int Joint Conf. Fukuoka: IEEE*, 2009: 3111-3116.
- [20] Liu Y, Jia Y M. An iterative learning approach to formation control of multi-agent systems[J]. *Systems and Control Letters*, 2012, 61(1): 148-154.
- [21] 孙明轩, 黄宝健. 迭代学习控制[J]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 271.
(Sun M X, Huang B J. *Iterative learning control*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999: 271.)

(责任编辑: 孙艺红)