

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307073

基于自适应迭代学习的多智能体系统编队控制*

蔡 军 潘锡山

(重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

摘要:针对带未知时变参数的非线性多智能体系统的编队问题,提出一种分布式自适应迭代学习控制策略。首先,通过傅里叶级数对系统的不确定参数进行展开,采用一个收敛级数序列处理傅里叶级数展开产生的截断误差,结合多智能体运行过程中的编队误差推导自适应迭代学习控制律和参数更新律;其次,针对领导者动态对大部分智能体都是未知的情况,设计新的辅助控制来补偿未知动态和避免未知有界干扰;然后,基于李亚普诺夫能量函数证明了在所设计控制律作用下多智能体系统编队误差随着迭代次数的增加在有限时间内趋于0;最后,将该控制策略运用到多无人机编队系统中,并通过搭建半物理实验平台,验证了控制方法的有效性。实验结果表明该控制方法可以确保多智能体快速形成所需编队,并且每个智能体在有限时间内可以精确跟踪期望轨迹。所提方法充分考虑了多智能体系统的参数不确定性以及抗干扰的能力,为实际应用中复杂多智能体系统的精确控制提供了有效的方法。

关键词:多智能体系统;自适应迭代学习控制;时变参数;多无人机编队系统

中图分类号: TP13; TN911.4

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 410.15

Formation control of multi-agent systems based on adaptive iterative learning

Cai Jun Pan Xishan

(College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A distributed adaptive iterative learning control strategy is proposed for the formation problem of nonlinear multi-agent systems with unknown time-varying parameters. Firstly, the uncertain parameters of the system are expanded through Fourier series, and a convergent series sequence is employed to handle the truncation error resulting from the Fourier series expansion. Combined with the formation error during the operation of the multi-agent system, the adaptive iterative learning control law and parameter update law are derived. Secondly, for scenarios where the dynamics of the leader are unknown to most agents, a new auxiliary control is designed to compensate for the unknown dynamics and avoid unknown bounded interference. Then, based on the Lyapunov energy function, it is proved that the formation error of the multi-agent system tends to be zero within a limited time as the number of iterations increases under the action of the designed control law. Finally, this control strategy is applied to multi-UAV formation systems, and its effectiveness is validated through the construction of a semi-physical experimental platform. Experimental results demonstrate that this control method can ensure rapid formation of the required formation by multiple agents, and each agent can accurately track the desired trajectory within a limited time. The proposed method fully considers the parameter uncertainty and anti-interference ability of multi-agent systems, providing an effective approach for the precise control of complex multi-agent systems in practical applications.

Keywords: multi-agent systems; adaptive iterative learning control; time-varying parameters; multi-UAV formation systems

0 引言

自然界涌现出多群体智能行为,例如蚁群觅食、鱼群洄游和鸟群迁徙等,推动了大量学者去分析其形成机理并将其进一步应用到多智能体系统中^[1-2]。多四旋翼无人机作为多智能体系统中的重要应用分支,已经被广泛的应用在农业、物流、巡检等多个领域。近年来,随着科学技术的发展,对于无人机编队控制的性能提出了更高的要求^[3-4]。

在一些特殊的场景下,比如森林火灾或者无人勘察,四旋翼无人机需要在有限时间内多次执行重复任务,迭代学习控制正是处理这一问题较好的方法^[5-6]。然而,在无人机实际飞行的过程中,可能会受到风的干扰,并且这种干扰具有随机性和非线性特征^[7-8]。同时,无人机在高速飞行过程中,空气阻力会对无人机的飞行造成影响,空气阻尼系数会因为环境的快速变换而发生轻微改变^[9-10]。因此,常规的迭代学习控制难以应用于无人机的复杂飞行控制。

针对多四旋翼无人机研究^[11],许多学者与研究人员深入研究并提出了许多有效的控制方法^[12]。Zhang等^[13]提出了一种基于反步法的协同制导控制方法,以快速形成所需编队,达到多无人机稳态。Wang等^[14]研究了具有动态输入领导者的多无人机系统时变编队跟踪控制问题,利用滑模控制理论,提出连续时间和离散时间分布式编队跟踪协议。Zhen等^[15]研究了多变量自适应控制的无人机编队一致飞行方法,考虑了领导者的动态不确定性和未知外部扰动,设计一种基于多变量模型参考自适应控制的方案,使得跟随无人机能够跟踪引导无人机达到一致飞行。

自适应迭代学习是自适应控制与迭代学习控制的结合^[16],能够有效消除系统不确定性导致的影响,并且保留了系统在有限时间的收敛性能^[17]。在一些关于存在参数不确定性的系统研究中,很多学者提出了一些新的自适应迭代学习控制(AILC)方案,Yu等^[18]针对具有状态和输入约束的非线性系统,将障碍复合能量函数结合到学习控制律中,所提出的AILC可以灵活地将系统的状态和输入分别控制到预先约束的范围内。此外,Shen等^[19]设计了一种基于投影更新算法的自适应迭代学习控制策略,用于处理不满足全局Lipschitz连续条件的非线性系统。Li等^[20-21]将自适应迭代学习控制策略与多智能体系统结合起来,其设计的自适应迭代学习控制律使得多个智能体系统中的每个从节点能够在有限时间内跟踪到头节点。但上述的控制方法针对系统未知时变参数的估计值都是在迭代域下进行更新的,并且只是针对理论系统进行研究,未结合实际系统模型进行算法的验证。

本文将自适应迭代学习控制策略运用到多四旋翼无人机系统中,并结合搭建的半物理实验平台对该控制策略进行验证。

针对带未知时变参数的非线性多智能体系统的编队问题,提出了一种分布式自适应迭代学习的控制策略。首先,利用多智能体运行过程中的编队误差推导自适应迭代学习控制律和参数更新律;其次,针对领导者动态对大部分智能体都是未知的情况,设计了新的辅助控制来补偿未知动态和避免未知有界干扰;然后,通过设计李亚普诺夫能量函数证明了多智能体系统稳定性以及其编队误差在有限时间内随着迭代次数的增加趋于0。本文所提出的方法可以处理带未知时变参数复杂的模型,并采用分布式的控制模式,可以减少系统的通信量,利于工程的实现。

1 系统描述

1.1 图论

设 $G=(V,E,A)$ 表示无向图,其中 $V=\{v_1,\dots,v_n\}$ 是顶点的集合。 $E\subseteq V\times V$ 是边的集合,如果智能体 i 和 j 之间存在一条边,即 $(v_i,v_j)\in E$ 。 $A=[a_{ij}]\in R^{n\times n}$ 是图 G 的加权邻接矩阵。图 G 的拉普拉斯矩阵为 $L=D-A$,其中 $D=diag\{d_1,\dots,d_n\}$, $d_i=\sum_{j=1}^n a_{ij}$ 。对于无向图 G ,加权邻接矩阵 A 是对称的,如果任意两个顶点之间存在路径,则图 G 是连通的^[22]。

将领导者加入由 n 个追随者组成连通图 G 中,其图用 $\bar{G}$ 表示。连通图 G 中至少有一个智能体可以从领导者那里获得信息,则图 $\bar{G}$ 是连通。 b_i 表示智能体 i 与领导者之间的连接权值。如果第 i 个追随者可以从领导者那里获得信息,则 $b_i>0$;否则 $b_i=0$ 。 $H=L+B$ 是与图 $\bar{G}$ 相关的权重对称矩阵,其中 L 是图 G 的拉普拉斯矩阵, $B=diag\{b_1,\dots,b_n\}$ 。

1.2 问题提出

考虑领导者-跟随者系统,其通信拓扑用 $\bar{G}$ 表示,每个跟随者的动力学方程为:

$$\dot{x}_i^k(t) = u_i^k + G_i(t)\varphi_i(x_i^k(t),t) + d_i^k(t) \quad (1)$$

其中, k 表示迭代次数, $x_i^k(t)\in R$ 表示第 i 个智能体的状态, $u_i^k(t)\in R$ 表示第 i 个智能体的控制输入。 $G_i(t)\in R$ 是未知的时变参数, $\varphi_i(x_i^k(t),t)$ 是已知满足Lipschitz条件的函数。 $d_i^k(t)$ 是未知的有界干扰并满足 $\|d_i^k(t)\|\leq d_i^*$ 。其中 d_i^* 为未知的正常数。

系统的控制目标是在有限时间 $0\sim T$ 内使其输出跟踪上期望轨迹。未知时变参数在每次迭代过程中的变化规律是相同的,故可以将动力学方程中的时变参数 $G_i(t)$

看作是周期为 T 的未知连续函数,即 $G_i(t) = G_i(t - T)$ 。将时变参数 $G_i(t)$ 通过线性参数化的傅里叶级数展开,时变参数 $G_i(t)$ 可表示为 $G_i(t) = \Phi_i^T(t)\theta_i - \sigma_i(t)$, $\|\sigma_i(t)\| \leq \|\bar{\sigma}_i\| = s_i$ 。其中 $\theta_i = [\theta_{i1}, \theta_{i2}, \dots, \theta_{iq}]^T \in R^q$ 是由 $G_i(t)$ 傅里叶级数展开其系数组成的常向量。 $\sigma_i(t)$ 是傅里叶级数展开后的截断误差,通过增大 q 的值,截断误差的绝对值可以任意小。 $\Phi_i(t) = [\Phi_{i1}(t), \Phi_{i2}(t), \dots, \Phi_{iq}(t)]^T$, $\Phi_{i1}(t) = 1, \Phi_{i2}(t) = \sin(2\pi t/T)$, $\Phi_{i(2a+1)}(t) = \cos(2\pi at/T), a = 1, \dots, (q-1/2)$ 。则式(1)可以写成:

$$\dot{x}_i^k(t) = u_i^k + (\Phi_i^T \theta_i^k - \sigma_i^k) \varphi_i(x_i^k(t), t) + d_i^k(t) \quad (2)$$

领导者的状态为 x_0 , 其动力学方程为:

$$\dot{x}_0 = f(x_0(t), t) \quad (3)$$

假设 1: 领导者的未知动力学方程 $f(x_0(t), t)$ 是有界的, $\|f(x_0(t), t)\| \leq M, \forall t \in [0, T]$, M 是一个未知的实常数。

假设 2: 对于每个智能体在任意次迭代的初始状态都应满足 $x_i^k(0) = x_0(0)$ 。

定义多智能体 i 的编队误差为:

$$\delta_i^k(t) = \bar{x}_i^k(t) - x_0^k(t) \quad (4)$$

其中, $\bar{x}_i^k(t) = x_i^k(t) - \chi_i(t)$, $\chi_i(t)$ 表示第 i 个从节点与主节点之间的距离偏差并满足 $\|\chi_i(t)\| \leq \chi_i^*$ 。其中 χ_i^* 为未知的正常数。

定义多智能体 i 通用编队误差为:

$$e_i^k(t) = \sum_{j \in N_i} a_{ij}(\bar{x}_j^k(t) - \bar{x}_i^k(t)) + b_i(x_0(t) - \bar{x}_i^k(t)) \quad (5)$$

式(4)的编队误差可作用于每个智能体 i , 式(5)的通用编队误差是一个全局量, 不能在每个节点局部计算。

根据 $e_i^k(t)$ 的定义, 图 $\bar{G}$ 的误差向量可用式(6)表示

$$e^k = -(L + B)(\bar{x}k - 1_n x_0) = -H\delta^k \quad (6)$$

其中, $e^k = [e_1^k, e_2^k, \dots, e_n^k]^T \in R^n$, $\delta^k = (\bar{x}k - 1_n x_0) \in R^n$, $I_n = [1, 1, \dots, 1]^T$ 。

2 控制器设计

本文所研究的问题是为每个智能体设计控制律, 使得每个智能体在有限时间区间上可以随迭代次数 k 趋于无穷时精确跟踪目标轨迹, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\delta^k\|_2 = 0$ 。

由式(2)和(6), 得到通用编队误差的导数为:

$$\dot{e}^k = -H(\bar{x}k - 1_n \dot{x}_0) = -H(u^k + \varphi^k \xi^k + \varphi^k \sigma^k - \chi(t) + d^k(t) - 1_n f(x_0, t)) \quad (7)$$

其中, $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)^T$, $\xi_i^k = (\Phi_i^k)^T \theta_i^k$, $\varphi^k = \text{diag}(\varphi_1^k, \varphi_2^k, \dots, \varphi_n^k)$, $\sigma^k = (\sigma_1^k, \sigma_2^k, \dots, \sigma_n^k)^T$, $\chi(t) = (\chi_1(t), \chi_2(t), \dots, \chi_n(t))^T$, $d^k(t) = (d_1^k(t), d_2^k(t), \dots,$

$d_n^k(t))^T$ 。

根据控制器设计的需要, 给出收敛级数序列的定义和相关引理。

定义 1: 收敛级数序列 $\{\Delta_k\}$ 定义为:

$$\Delta_k = b/k^l \quad (8)$$

其中, $k \in Z_+$, b 和 l 是带设计的常数参数, 并满足 $a > 0, b \geq 2$ 。

设计智能体 i 在第 k 次迭代时的控制律为:

$$u_i^k(t) = c_i e_i^k(t) - \varphi_i^k \hat{\xi}_i^k + \frac{1}{\Delta_{k1}} (\hat{S}_i^k(\varphi_i)^2 e_i^k(t)) + v_i^k \quad (9)$$

其中, c_i 是设计的常数, $\hat{\xi}_i^k$ 是对 ξ_i^k 的估计, $\hat{S}_i^k$ 是对 S_i^k 的估计, v_i^k 是用于补偿领导者动力学方程 $f(x_0(t), t)$ 和避免未知有界干扰的辅助控制信号。

上式的向量形式可以写成

$$u^k(t) = C e^k(t) - \varphi^k \hat{\xi}^k + 1/\Delta_k (\hat{S}^k(\varphi^k)^2 e^k(t)) + v^k \quad (10)$$

其中, $C = \text{diag}(c_1, c_2, \dots, c_n)$, $v^k = [v_1^k, v_2^k, \dots, v_n^k]^T$,

$\hat{S}^k = \text{diag}(\hat{S}_1^k, \hat{S}_2^k, \dots, \hat{S}_n^k)$ 。

由上式可以得到:

$$\dot{e}^k = -H(C e^k(t) - \varphi^k \hat{\xi}^k + \frac{1}{\Delta_k} \hat{S}^k(\varphi^k)^2 e^k(t) - \varphi^k \sigma^k + v^k - \chi(t) + d^k(t) - 1_n f(x_0, t)) \quad (11)$$

其中, $\hat{\xi}^k = (\hat{\xi}_1^k, \hat{\xi}_2^k, \dots, \hat{\xi}_n^k)^T$, $\hat{\xi}_i^k = (\Phi_i^k)^T \hat{\theta}_i^k$, $\hat{\xi}_i^k = \xi_i^k - \hat{\xi}_i^k$, $\hat{\theta}_i^k = \theta_i^k - \hat{\theta}_i^k$ 。

辅助控制信号 v_i^k 设计为:

$$v_i^k = \hat{P}_i^k \tanh\left(\frac{\hat{P}_i^k e_i^k(t)}{\Delta_{k2}}\right) \quad (12)$$

其中, $\hat{P}_i^k$ 是对智能体 i 的 P_i 的估计, $P_i = M + d_i^* + \chi_i^*$, 下面给出最终的控制律。

$$u_i^k(t) = c_i e_i^k(t) - \varphi_i^k \hat{\xi}_i^k + \frac{1}{\Delta_{k1}} (\hat{S}_i^k(\varphi_i)^2 e_i^k(t)) + \hat{P}_i^k \tanh\left(\frac{\hat{P}_i^k e_i^k(t)}{\Delta_{k2}}\right) \quad (13)$$

下面给出 $\hat{S}_i^k, \theta_i^k, \hat{P}_i^k$ 的参数自适应律。

$$\begin{cases} \dot{\hat{\theta}}_i^k(t) = -\Gamma_i \Phi_i^k \varphi_i e_i^k(t) \\ \hat{\theta}_i^k(0) = \hat{\theta}_i^{k-1}(T) \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{S}}_i^k(t) = \gamma_i (e_i^k(t))^2 (\varphi_i)^2 / \Delta_{k1} \\ \hat{S}_i^k(0) = \hat{S}_i^{k-1}(T) \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \hat{P}_i^k(t) = r_i |e_i^k(t)| \\ \hat{P}_i^k(0) = \hat{P}_i^{k-1}(T), \hat{P}_i^0(0) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中, Γ_i 是待设计的向量参数, $\gamma_i > 0, r_i > 0$ 是待设计的常参数。自适应迭代学习的控制策略的结构图如图 1 所示。

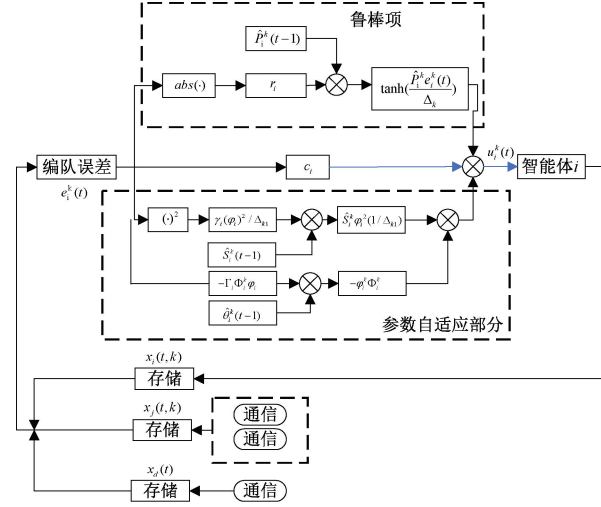


图 1 多智能体自适应迭代学习算法结构图

Fig. 1 The structure chart of AILC

为了验证算法的稳定性,定义第 k 次迭代时的复合能量函数定义为:

$$V_k = \frac{1}{2} (e^k(t))^T H^{-1} e^k(t) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\tilde{\theta}_i^k \Gamma_i^{-1} \tilde{\theta}_i^k + \gamma_i (\tilde{S}_i^k)^2 + r_i (\tilde{P}_i^k)^2) \quad (17)$$

其中, $\tilde{\theta}_i^k = \theta_i^k - \hat{\theta}_i^k, \tilde{S}_i^k = S_i^k - \hat{S}_i^k, \tilde{P}_i^k = P_i^k - \hat{P}_i^k$ 。

$$\begin{aligned} \dot{V}_k &= (e^k(t))^T H^{-1} \dot{e}^k(t) - \sum_{i=1}^n (\tilde{\theta}_i^k \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_i^k + \tilde{S}_i^k \dot{\tilde{S}}_i^k + \tilde{P}_i^k \dot{\tilde{P}}_i^k) \\ \dot{\tilde{P}}_i^k &= - (e^k(t))^T (u^k + \varphi^k \xi^k - \varphi^k \sigma^k - \mathbf{I}_n f(x_0, t)) - \\ &\sum_{i=1}^n (\tilde{\theta}_i^k \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_i^k + \tilde{S}_i^k \dot{\tilde{S}}_i^k + \tilde{P}_i^k \dot{\tilde{P}}_i^k) \leq \\ &- (e^k(t))^T (u^k + \varphi^k \xi^k - \mathbf{I}_n f(x_0, t)) + \\ &\sum_{i=1}^n (\|e_i^k(t)\| \varphi_i^k \|\sigma_i^k\|) - \sum_{i=1}^n (\tilde{\theta}_i^k \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_i^k + \tilde{S}_i^k \dot{\tilde{S}}_i^k + \tilde{P}_i^k \dot{\tilde{P}}_i^k) \leq \\ &- (e^k(t))^T (u^k + \varphi^k \xi^k - d^k(t) - \chi(t) - \mathbf{I}_n f(x_0, t)) + \\ &\sum_{i=1}^n (\frac{1}{\Delta_{k1}} (e_i^k(t))^2 (\varphi_i^k)^2 s^2 + \frac{1}{4} \Delta_{k1}) - \\ &\sum_{i=1}^n (\tilde{\theta}_i^k \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_i^k + \tilde{S}_i^k \dot{\tilde{S}}_i^k + \tilde{P}_i^k \dot{\tilde{P}}_i^k) \end{aligned} \quad (18)$$

将控制律和相应的自适应律代入式(18),可得:

$$\dot{V}_k \leq - (e^k(t))^T C e^k(t) + \frac{n}{4} \Delta_{k1} +$$

$$\sum_{i=1}^n (|e_i^k(t)| |\hat{P}_i^k - e_i^k(t) v_i^k|) \quad (19)$$

其中,根据定义 1 可以得到:

$$\sum_{i=1}^n (|e_i^k(t)| |\hat{P}_i^k - e_i^k(t) v_i^k|) = \sum_{i=1}^n (|e_i^k(t)| |\hat{P}_i^k - e_i^k(t) \hat{P}_i^k \tanh(\frac{\hat{P}_i^k e_i^k(t)}{\Delta_{k2}})|) \leq n \delta \Delta_{k2} \quad (20)$$

因此,可以得到:

$$\dot{V}_k \leq -\min(c_i) \sum_{i=1}^n (e_i^k(t))^2 + \frac{n}{4} \Delta_{k1} + n \delta \Delta_{k2} \quad (21)$$

根据假设 2, $\|e^k(0)\|^2 = 0 \leq \|e^k(T)\|^2$,得到:

$$V_k(e^k(0), \hat{\theta}^k(T), \hat{S}^k(T), \hat{P}^k(T)) \leq V_k(e^k(0), \hat{\theta}^k(0), \hat{S}^k(0), \hat{P}^k(0)) + \int_0^T \dot{V}_k dt \quad (22)$$

将式(21)代入式(22),得到:

$$\begin{aligned} V_k(e^k(0), \hat{\theta}^k(T), \hat{S}^k(T), \hat{P}^k(T)) &\leq V_1(e^1(0), \hat{\theta}^1(0), \hat{S}^1(0), \hat{P}^1(0)) + \\ &\sum_{j=1}^k (\int_0^T -\min(c_i) \sum_{i=1}^n (e_i^j(t))^2 dt) + \\ &\frac{n}{4} T \sum_{j=1}^k \Delta_{j1} + n T \delta \sum_{j=1}^k \Delta_{j2} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \text{令 } V_0(k) &= V_1(e^1(0), \hat{\theta}^1(0), \hat{S}^1(0), \hat{P}^1(0)) + \\ &\frac{n}{4} T \sum_{j=1}^k \Delta_{j1} + n T \delta \sum_{j=1}^k \Delta_{j2} \text{ 则式(23)可以写为:} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^k (\int_0^T -\min(c_i) \sum_{i=1}^n (e_i^j(t))^2 dt) &\leq V_0(k) + \\ V_k(e^k(0), \hat{\theta}^k(T), \hat{S}^k(T), \hat{P}^k(T)) \end{aligned} \quad (24)$$

引理 1: 对于给定的序列 $\{\frac{b}{k^l}\}$, 下列不等式成立

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^k \frac{b}{i^l} \leq 2b \quad (25)$$

根据引理 1 可得:

$$\begin{aligned} V_0(k) &\leq V_1(e^1(0), \hat{\theta}^1(0), \hat{S}^1(0), \hat{P}^1(0)) + \frac{n}{2} T b_1 \\ &+ 2n T \delta b_2 \text{ 即 } V_0(k) \text{ 有界。又因 } V_k(e^k(0), \hat{\theta}^k(T), \\ &\hat{S}^k(T), \hat{P}^k(T)) \geq 0, \text{ 可以保证序列 } \sum_{j=1}^k (\int_0^T - \\ &\min(c_i) \sum_{i=1}^n (e_i^j(t))^2 dt) \text{ 是收敛的, 很容易可以推出} \\ &\lim_{k \rightarrow \infty} \|e^k\|_2 = 0, \text{ 进一步可以得到 } \lim_{k \rightarrow \infty} \|\delta^k\|_2 = 0. \end{aligned}$$

3 实验验证

3.1 半物理实验平台搭建

本次仿真实验采用半物理仿真的形式, 采用由

每个智能体与虚拟领导者的期望偏差分别为:

$$\mathbf{Y}_{d1}(t) = [\sin(t), \cos(t), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d2}(t) = [\sin(t + 2\pi/3), \cos(t + 2\pi/3), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d3}(t) = [\sin(t + 4\pi/3), \cos(t + 4\pi/3), 0, 0]^T$$

每个智能体初始状态分别为:

$$\mathbf{x}_{1,0}(t) = [0, 1, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{2,0}(t) = [\sin(2\pi/3), -1/2, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{3,0}(t) = [\sin(4\pi/3), -1/2, 0, \pi/30]^T$$

其中,参考轨迹以及系统状态向量表示为 $[x, y, z, \psi]^T$ 。

在实例仿真中,设置跟踪时间为 $[0, 6.28]$ s, 选择 $\mathbf{C} = [8, 6, 10]$, $\boldsymbol{\gamma} = [0.1, 0.2, 0.3]$, $\mathbf{r} = [0.1, 0.1, 0.1]$, $\mathbf{F}_1 = \text{diag}(0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.01, 0.01, 0.01)$, $\mathbf{F}_2 = \text{diag}(0.6, 0.6, 0.6, 0.6, 0.01, 0.01, 0.01)$, $\mathbf{F}_3 = \text{diag}(0.6, 0.6, 0.6, 0.6, 0.01, 0.01, 0.01)$ 。

系统的整体控制框图如图6所示,采用双闭环控制结构设计控制器,外环是位置子系统,内环是姿态子系统。其中位置子系统控制器采用的是本文所提出的自适应迭代学习控制算法,向内环传递俯仰角和偏转角信号,内环则通过内环控制器实现对这两个目标的跟踪控制,最后通过位置子系统输出期望的位置数据。

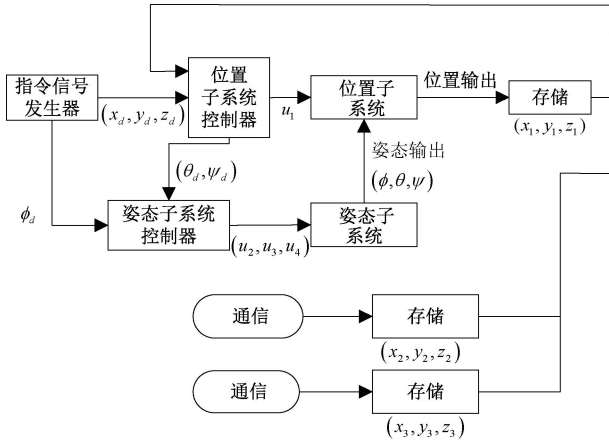


图6 多旋翼无人机控制结构框图

Fig. 6 Multi-rotor UAV control structure block diagram

图7展示了每个无人机的编队误差随着迭代次数增加的变化情况,在迭代次数 $k = 10$ 时,每个无人机的编队误差都接近于0。图8和9展示了无人机系统在第5次迭代和第40次迭代时候的轨迹的平面跟踪效果,由图9可知,在迭代次数 $k = 40$ 时,无人机系统已基本形成所需编队。图10展示了迭代次数 $k = 40$ 时,每个无人机的实际飞行轨迹已经跟踪上各自期望的飞行轨迹。图11、12、13展示了每个无人机自适应参数随迭代次数的变换情况,每个自适应参数最终都可以收敛到一个常值。

为了更充分的验证算法的可行性和可扩展性,考虑

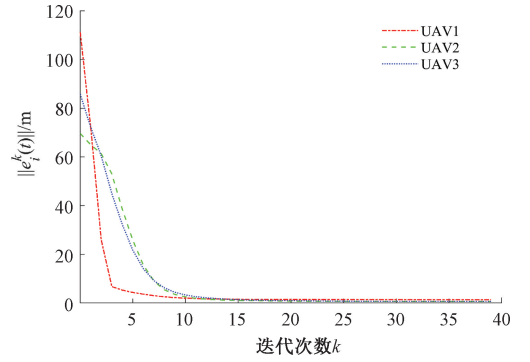


图7 $k = 40$ 时每个无人机的编队误差

Fig. 7 The formation error of each UAV when $k = 40$

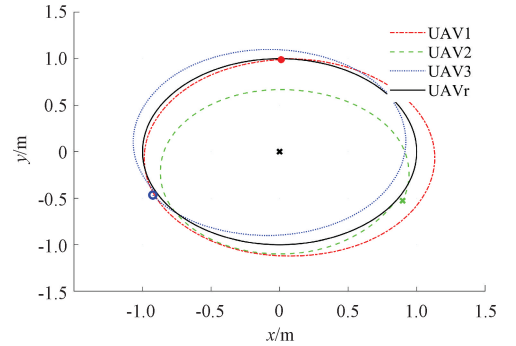


图8 $k = 5$ 时每个无人机水平位置跟踪图

Fig. 8 The horizontal position tracking diagram of each UAV when $k = 5$

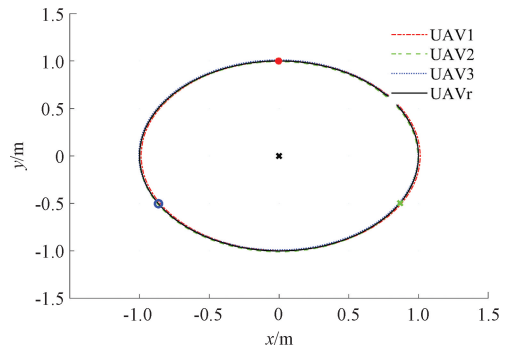


图9 $k = 40$ 时每个无人机水平位置跟踪图

Fig. 9 The horizontal position tracking diagram of each UAV when $k = 40$

六个智能体和领导者组成的多智能体系统,其中加权邻接矩阵为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

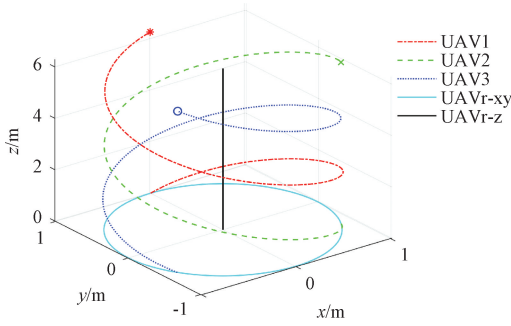
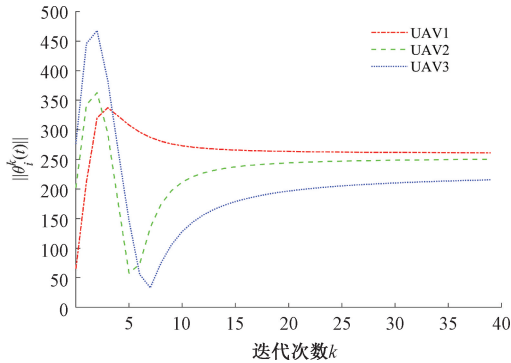
图 10 $k = 40$ 时每个无人机轨迹跟踪图Fig. 10 The tracking diagram of each UAV when $k = 40$ 

图 11 系统内部信号 1 的曲线变换图

Fig. 11 Curve transformation diagram of system internal signal 1

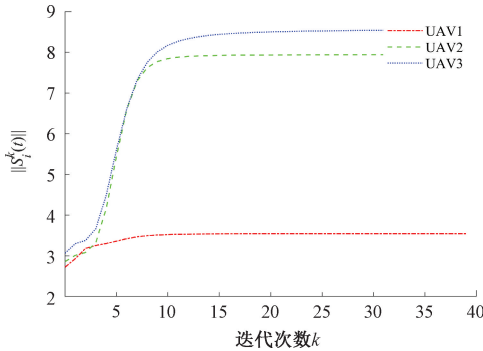


图 12 系统内部信号 2 的曲线变换图

Fig. 12 Curve transformation diagram of system internal signal 2

对角矩阵 $\mathbf{B} = \text{diag}(3, 0, 0, 0, 0, 0)$ 。每个智能体与虚拟领导者的期望偏差分别为:

$$\mathbf{Y}_{d1}(t) = [\sin(t), \cos(t), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d2}(t) = [\sin(t + \pi/3), \cos(t + \pi/3), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d3}(t) = [\sin(t + 2\pi/3), \cos(t + 2\pi/3), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d4}(t) = [\sin(t + 3\pi/3), \cos(t + 3\pi/3), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d5}(t) = [\sin(t + 4\pi/3), \cos(t + 4\pi/3), 0, 0]^T$$

$$\mathbf{Y}_{d6}(t) = [\sin(t + 5\pi/3), \cos(t + 5\pi/3), 0, 0]^T$$

每个智能体初始状态分别为:

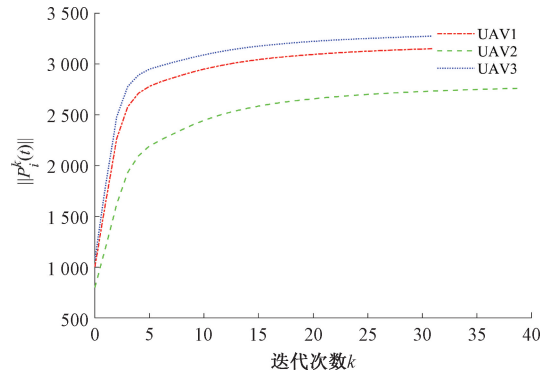


图 13 系统内部信号 3 的曲线变换图

Fig. 13 Curve transformation diagram of system internal signal 3

$$\mathbf{x}_{1,0}(t) = [0, 1, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{2,0}(t) = [\sin(\pi/3), 1/2, 0, \pi/30]^T$$

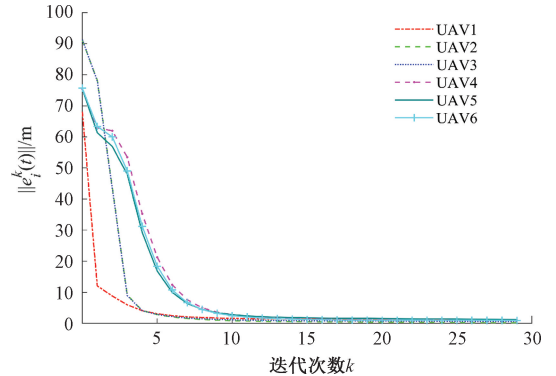
$$\mathbf{x}_{3,0}(t) = [\sin(2\pi/3), -1/2, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{4,0}(t) = [0, -1, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{5,0}(t) = [\sin(4\pi/3), -1/2, 0, \pi/30]^T$$

$$\mathbf{x}_{6,0}(t) = [\sin(5\pi/3), 1/2, 0, \pi/30]^T$$

在实例仿真中,设置跟踪时间为 $[0, 6.28]$ s,通过设计合理的参数,通过分布式控制律式(13)和自适应律式(14)~(16),得到每个无人机的编队误差曲线变化图,如图 14 所示。每个无人机的编队误差在迭代次数较小时会快速减小,在迭代次数 $k = 20$ 时,多四旋翼无人机系统已经基本形成所需编队,在后续迭代过程中,系统不断更新控制律,最终每个无人机可以精确跟踪期望轨迹。图 15 展示了迭代次数 $k = 30$ 时,每个无人机的实际飞行轨迹已经跟踪上各自期望的飞行轨迹。

图 14 $k = 30$ 时每个无人机的编队误差Fig. 14 The formation error of each UAV when $k = 30$

4 结 论

针对带未知时变参数的非线性多智能体系统的编队问题,本文提出一种分布式自适应迭代学习的控制算法。

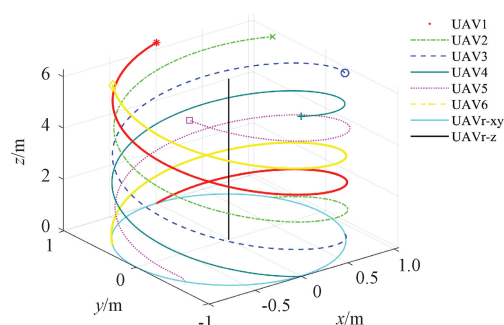


图 15 $k = 30$ 时每个无人机轨迹跟踪图

Fig. 15 The tracking diagram of each UAV when $k = 30$

然后,将该算法运用到多四旋翼无人机的系统中,并进行半物理实验仿真。实验结果表明所提分布式自适应迭代学习控制算法能使得所有跟随者在有限时间区间内能精确的跟踪期望轨迹。由于本文方法采用分布式的控制算法,可以降低系统对通信带宽的要求。同时,本文考虑了系统的未知参数和有界干扰,实验更能贴近实际应用的结果。

参考文献

- [1] 杨艳华, 吕童, 柴利. 基于 ESKF-MPC 的四旋翼无人机轨迹跟踪控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 24-32.
YANG Y H, LYU T, CHAI L. Path tracking control for a quadrotor UAV based on ESKF-MPC[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 24-32.
- [2] YUAN C, LIU Z, ZHANG Y. Aerial images-based forest fire detection for firefighting using optical remote sensing techniques and unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 88: 635-654.
- [3] SHEN D, WANG Y. Survey on stochastic iterative learning control[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(12): 64-77.
- [4] 陈红梅, 常林江, 叶文. 复杂环境下 GNSS/INS/UWB 紧组合的无人机协同导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(7): 98-107.
CHEN H M, CHANG L J, YE W. UAV collaborative navigation algorithm based on tight combination of GNSS/INS/UWB in complex environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(7): 98-107.
- [5] SHEN D. Iterative learning control with incomplete information: A survey [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(5): 885-901.
- [6] YUAN C, LIU Z, ZHANG Y. Aerial images-based forest fire detection for firefighting using optical remote sensing

- techniques and unmanned aerial vehicles [J]. Intell Robot Syst, 2017, 88(2): 1-20.
- [7] QIAN L, LIU H. Path-following control of a quadrotor UAV with a cable-suspended payload under wind disturbances [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(3): 2021-2029.
- [8] GUZEY H M, DIERKS T, JAGANNATHAN S. Modified consensus-based output feedback control of quadrotor UAV formations using neural networks [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 94: 283-300.
- [9] LIU K, WANG R, ZHENG S. Fixed-time disturbance observer-based robust fault-tolerant tracking control for uncertain quadrotor UAV subject to input delay [J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 107(3): 2363-2390.
- [10] ZHAO Z, WANG J, CHEN Y. Iterative learning-based formation control for multiple quadrotor unmanned aerial vehicles [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(2): 115-120.
- [11] DONG X, ZHOU Y, REN Z. Time-varying formation tracking for second-order multi-agent systems subjected to switching topologies with application to quadrotor formation flying [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 64(6): 5014-5024.
- [12] WANG L, WANG K, PAN C. Multi-agent deep reinforcement learning-based trajectory planning for multi-UAV assisted mobile edge computing [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 7(1): 73-84.
- [13] ZHANG J, YAN J, ZHANG P. Multi-UAV formation control based on a novel back-stepping approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 2437-2448.
- [14] WANG J, HAN L, DONG X. Distributed sliding mode control for time-varying formation tracking of multi-UAV system with a dynamic leader [J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 111(1): 106-549.
- [15] ZHEN Z, TAO G, XU Y. Multivariable adaptive control based consensus flight control system for UAVs formation [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 93: 105-336.
- [16] LI X D, XIAO T F, ZHENG H X. Adaptive discrete-time iterative learning control for non-linear multiple input multiple output systems with iteration-varying initial error and reference trajectory [J]. IET Control Theory & Applications, 2011, 5(9): 1131-1139.
- [17] YU M, LI C. Robust adaptive iterative learning control for discrete-time nonlinear systems with time-iteration-

- varying parameters[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47 (7): 1737-1745.
- [18] YU Q, HOU Z, CHI R. Adaptive iterative learning control for nonlinear uncertain systems with both state and input constraints[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 353(15): 3920-3943.
- [19] SHEN D, XU J X. Adaptive learning control for nonlinear systems with randomly varying iteration lengths[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 30(4): 1119-1132.
- [20] LI J S, LI J M. Adaptive iterative learning control for consensus of multi-agent systems[J]. IET Control Theory & Applications, 2013, 7(1): 136-142.
- [21] LI J S, LI J M. Adaptive iterative learning control for coordination of second-order multi-agent systems [J]. International Journal of Robust & Nonlinear Control, 2014, 24(18): 3282-3299.
- [22] DONG J, HU J, ZHAO Y, et al. Opinion formation analysis for expressed and private opinions (EPOs) models: Reasoning private opinions from behaviors in group decision-making systems[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 236: 121-292.

作者简介



蔡军, 2000 年于电子科技大学获得学士学位, 2007 年于重庆邮电大学获得硕士学位, 现为重庆邮电大学自动化学院教授, 主要研究方向为控制理论与控制工程、机器人技术应用。

E-mail: caijun@cqupt.edu.cn

Cai Jun received his B. Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2000, M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2007. Now he is a professor in College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include.



潘锡山 (通信作者), 2021 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为自适应迭代学习控制与多智能体系统研究。

E-mail: panxscq@foxmail.com

Pan Xishan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include adaptive iterative learning control and multi-agent system research.