

控制与决策

Control and Decision

敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制算法设计与PLEXE仿真

左磊, 刘小敏, 闫茂德, 张野

引用本文:

左磊, 刘小敏, 闫茂德, 等. 敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制算法设计与PLEXE仿真[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2095–2102.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1268>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

大规模固定翼无人机集群编队控制方法

Formation control of large-scale fixed-wing unmanned aerial vehicle swarms

控制与决策. 2021, 36(9): 2063–2073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0076>

车辆跟随控制策略的状态可达集建模及验证方法

A modeling and verification method of state reachable set for vehicle following control strategy

控制与决策. 2021, 36(7): 1679–1685 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1562>

四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti-interference trajectory tracking control of quadrotor UAV

控制与决策. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

控制与决策. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

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>

敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制算法设计与 PLEXE 仿真

左磊[†], 刘小敏, 闫茂德, 张野

(长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064)

摘要: 研究在敏感度函数未知下面向多无人驾驶车辆队列的非均匀直线覆盖控制问题. 非均匀直线覆盖控制是指利用一组无人驾驶车辆, 根据目标直线(即道路)上的敏感信息分布状态(即敏感度函数), 合理地布置无人驾驶车辆, 使得该目标直线上敏感度较高的区域得到更多的关注. 针对目标直线上敏感度函数未知的情况, 设计一种基于曲线拟合与空间相关性的估计算法近似该敏感度函数. 在此基础上, 提出一种分布式覆盖控制律, 能够有效地使无人驾驶车辆行驶到目标路径上的最佳位置, 并严格分析所提出的覆盖控制系统的稳定性和覆盖效果. 此外, 为了验证所提出的覆盖控制算法, 利用专业的车辆队列仿真软件(PLEXE)验证所提算法的可行性和有效性.

关键词: 非均匀直线覆盖; 未知环境; 环境估计; Voronoi 区域分配; 无人驾驶车辆队列

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1268

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 左磊, 刘小敏, 闫茂德, 等. 敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制算法设计与 PLEXE 仿真[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2095-2102.

Nonuniform line coverage control for a group of unmanned vehicles with unknown density function and its simulation in PLEXE

ZUO Lei[†], LIU Xiao-min, YAN Mao-de, ZHANG Ye

(School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: This paper investigates the nonuniform line coverage control problems for a group of unmanned vehicles in unknown environment. The objective of nonuniform line coverage control is to deploy the vehicles to the optimal locations, such that the regions with higher density can get more attention from the vehicles. For the unknown distribution of interested information (density function), a spatial estimation algorithm is presented to approximate the density function. Then, based on the estimated density function, a distributed line coverage control scheme is proposed such that the vehicles can converge to the optimal deployment. The stability and feasibility of the proposed coverage control system are strictly analyzed. Finally, numerical simulations in PLEXE are performed to verify the effectiveness of the proposed approaches.

Keywords: nonuniform line coverage; unknown density function; environment estimation; Voronoi partition; vehicle platoon

0 引言

近年来,多智能体覆盖控制得到了广泛的应用,包括环境监测、区域监视以及工业控制等领域^[1-3]. 覆盖控制的目的是将多智能体合理部署,使得目标区域内信息敏感度较高的区域能够获得更多的关注,其中目标区域内的敏感度分布状态通常由敏感度函数描述,而目标区域的空间特性也决定了每个智能体的覆盖类型. 根据目标区域的空间类型,现有的覆盖控

制文献可以分为3个方面:三维覆盖(3D覆盖)、二维覆盖(平面覆盖)和一维覆盖(直线覆盖).

一般情况下,覆盖控制的基本控制策略和主要限制条件是类似的. 例如,敏感度函数未知下覆盖控制的主要解决思想是:首先设计空间估计算法用来估计敏感度函数;然后根据估计的敏感度函数设计相应的覆盖控制律. 具体的,文献[4]研究了三维空间中一组无人飞行器的覆盖控制,其中任务区域内的敏感

收稿日期: 2019-09-07; 修回日期: 2020-02-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51909008, 61803040); 陕西省自然科学基金青年项目(2018JQ6098); 陕西省科技厅重点研发项目(2019GY-218).

责任编辑: 郭戈.

[†]通讯作者. E-mail: l_zuo@chd.edu.cn.

度函数是未知的;针对二维空间中的覆盖控制,文献[5]提出了一种分散式的自适应空间估计算法近似逼近目标区域内的敏感度函数;文献[6]提出了一种基于高斯估计的预测算法,并结合一致性理论提高了该估计算法的稳定性.

特别地,针对敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制问题,文献[7]研究了敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制,在其估计算法中考虑了采样噪声;文献[8]研究了异构移动传感器网络的非均匀直线覆盖控制,并且考虑了移动传感器的控制输入约束;文献[9]仅根据每个智能体的局部采样值,为目标直线上的一组智能体提出了相应的覆盖控制律.从上述文献中可以看出,敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制的一般思想同样是先利用各种算法估计出目标直线上的敏感度函数,然后结合智能体的动力学模型,设计相应的覆盖控制律.此外,其他限制条件下的覆盖控制也存在一些研究成果.例如,文献[10]研究了一组水面自主无人船(ASV)的覆盖控制.移动传感器感知能力丧失下的持续感知覆盖控制在文献[11]中进行了研究.更多关于覆盖控制的研究成果可参考文献[12-15].

无人驾驶车辆队列控制是智能交通领域内的热点问题,主要通过车辆交互与协同控制等方法,使得多无人驾驶车辆形成期望的车辆队列,以达到减少能源消耗和增强交通安全的目的.目前,国内外学者在这一方面已经取得了一定的研究成果.如文献[16]针对非线性无人驾驶车辆提出了一种基于反演法的控制算法,并验证了该车辆队列的队列稳定性;文献[17]在确保车辆队列稳定的前提下,分析了不同通信拓扑结构下该系统的暂态性能与稳态性能;在考虑通信时延的情况下,文献[18]提出了一种基于马尔可夫采样模型的队列稳定性分析框架;针对车辆队列控制中的传感器故障问题,文献[19]建立了一种新的采样数据切换模型,并基于此模型提出了一种状态反馈控制方法.更多关于车辆队列控制的内容可参考文献[20-22].

由上述研究现状分析可知,敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制仍然是覆盖控制领域内的一个开放性问题,尤其是在多无人驾驶车辆队列控制、验证平台构建与方法设计等方面,仍需开展大量的研究.因此,本文进一步研究多无人驾驶车辆队列在敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制及其仿真验证方法,主要贡献包括:

1)为了估计目标直线上的敏感度函数,本文提出

基于曲线拟合理论的分布式自适应估计算法.该估计算法包含两个调节项,第1项是一组基于曲线拟合的基函数线性组合,第2项是用于补偿每个无人驾驶车辆采样数据的估计误差.相对于一般的曲线拟合算法,该算法可以提高估计的准确性和效率.

2)根据上述敏感度函数估计算法,本文设计相应的分布式覆盖控制方法,证明该覆盖控制系统的稳定性,并利用PELEX仿真软件验证本文所提覆盖控制方法的有效性和可行性.

1 问题描述

考虑一条直线 \mathcal{L} 上随机分布的 n 个无人驾驶车辆,其运动模型可描述为

$$\dot{p}_i = u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

其中 p_i 和 u_i 分别表示第 i 个车辆的位置和控制输入.

假设每个车辆都具有存储、通信、计算和采样的功能.定义多车辆队列之间的通讯拓扑为 \mathcal{G} ,其中 $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, n\}$ 为该通讯拓扑的顶点, $\mathcal{E} = \{e_{ij}, i, j \in n\}$ 为该通讯拓扑的边.若 $e_{ij} = 1$,则第 i 个顶点和第 j 个顶点能够通讯.本文定义每个车辆为其通讯拓扑的一个顶点,则当第 i 个车辆和第 j 个车辆能够通讯时, $e_{ij} = 1$,且称其互为邻居.针对非均匀直线覆盖控制问题,受限于多无人驾驶车辆的航行空间和通讯范围,假设每个无人驾驶车辆只能与相邻无人驾驶车辆通讯.

非均匀直线上的敏感度信息分布由函数 $\phi(q) : \mathcal{L} \rightarrow \mathbf{R}^+$ 表示,其中 $q \in \mathcal{L}$ 表示目标区域内的任意一点.由覆盖控制的概念可知,非均匀直线覆盖控制的目标在于动态调节无人驾驶车辆的位置分布,使得目标区域内敏感度函数 $\phi(q)$ 较高的区域能够分布更多的车辆,进而提升覆盖网络的响应效率.为了量化表述该覆盖网络的覆盖效果,定义如下代价函数:

$$H(P) = \sum_{i=1}^n \int_{W_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq. \quad (2)$$

其中: $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ 为多车辆的位置向量, W_i 为第 i 个无人驾驶车辆的分配区域.

由式(2)可知,非均匀直线覆盖控制的控制目标为:根据目标区域内的敏感度函数 $\phi(q)$,为每个车辆分配合适的覆盖区域 W_i ,并在此区域内找到合适的 p_i ,使得该代价函数 $H(P)$ 达到最小值.此外,由于目标区域内的敏感度函数 $\phi(q)$ 通常是未知的,还需设计相应的敏感度函数估计算法,预测目标直线上的敏感信息分布状态.

注1 在代价函数 $H(P)$ 中,本文以 $\|p_i - q\|^2$ 描

述车辆在目标区域内的能量消耗度量标准,也可以将该度量标准用另一种测量量描述. 例如,文献[9-10]以智能体移动到区域边界的最短时间 t^* 用作度量标准. 需要注意的是,所采用的度量标准必须是符合实际应用中的物理描述. 本质上,当智能体的最大速度有限时,本文采用的 $\|p_i - q\|^2$ 度量标准与文献[10]中的度量标准 t^* 所表达的物理效果相同,即能够使多无人驾驶车辆队列实现同样的最优分布结果.

2 敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制

2.1 非均匀直线上的敏感度函数估计

令 $\bar{y}_i(k)$ 表示第 i 个车辆在 k 时刻的采样值,则第 i 个无人驾驶车辆得到的采样信息为

$$y_i(k) = [\bar{y}_j(k), \bar{y}_i(k)], j \in \mathcal{N}_i,$$

其中 \mathcal{N}_i 为第 i 个车辆的邻居集合.

在估计敏感度函数的过程中,利用每个车辆从 k 到 $k + N$ 时刻的采样信息,其整体采样集合可表示为

$$\mathcal{Y}_i = [y_i(k), y_i(k+1), \dots, y_i(k+N)]^T.$$

为了提高敏感度函数的估计精度,在目标直线上定义如下空间协方差函数:

$$C_{ij}(p_i(t_i), p_j(t_j)) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{(p_i - p_j)^2}{2\sigma_s^2}\right) + \delta_{ij}.$$

其中: σ_f^2 为输出增益; σ_s^2 为空间灵敏度系数; δ_{ij} 为克罗内克函数,满足

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j; \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

由曲线拟合定理可知,每个车辆的采样信息都可以由一组基函数的线性组合表示,即

$$\mathcal{Y}_i = F_i^T \beta.$$

其中: β 为基函数的理想权重系数; F_i 为基函数在采样位置处的基函数矩阵,具体表示为

$$F_i = \begin{bmatrix} f_1(p_j(k)) & f_1(p_j(k+1)) & \dots & f_1(p_j(k+N)) \\ f_2(p_j(k)) & f_2(p_j(k+1)) & \dots & f_2(p_j(k+N)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_r(p_j(k)) & f_r(p_j(k+1)) & \dots & f_r(p_j(k+N)) \end{bmatrix},$$

其中 $f = [f_1, f_2, \dots, f_r]^T$ 为基函数向量组.

在此基础上,设计车辆对其目标区域内敏感度函数的估计算法为

$$\hat{\phi}_i = f(q)^T \hat{\beta}_i - k_i^T C^{-1} (F_i^T \hat{\beta}_i - \mathcal{Y}_i),$$

$$\hat{\beta}_i = -F_i^T C^{-1} (F_i^T \hat{\beta}_i - \mathcal{Y}_i). \quad (3)$$

其中: $\hat{\phi}_i$ 为第 i 个无人驾驶车辆的敏感度函数估计值, $\hat{\beta}_i$ 为第 i 个无人驾驶车辆的权重系数估计值, $k_i \triangleq C_i(q, \mathcal{P}_i)$, $C_{ij} \triangleq C_i(q, \mathcal{P}_j)$ 为矩阵 C 的第 ij 个元素.

由此可知,第 i 个无人驾驶车辆的敏感度函数估计误差 $\tilde{\phi}_i(q)$ 可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\phi}_i(q) &= \hat{\phi}_i(q) - \phi(q) = \\ &= f(q)^T \hat{\beta}_i - k_i^T C^{-1} (F_i^T \hat{\beta}_i - \mathcal{Y}_i) - f(q)^T \beta = \\ &= f(q)^T \tilde{\beta}_i - k_i^T C^{-1} F_i^T \tilde{\beta}_i, \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\tilde{\beta}_i = \hat{\beta}_i - \beta$.

定理1 假设一组无人驾驶车辆队列能够在目标直线上测量其位置处的敏感度函数值,则在式(3)的作用下,每个无人驾驶车辆都能够有效地估计出目标直线上的敏感度函数.

证明 考虑如下估计误差函数:

$$J = \sum_{q \in \mathcal{L}} \frac{1}{2} \tilde{\phi}_i^2(q) \geq 0. \quad (5)$$

令 $J_q = \frac{1}{2} \tilde{\phi}_i^2(q)$ 并对 J_q 求导可得

$$\dot{J}_q = \tilde{\phi}_i(q) \dot{\tilde{\phi}}_i(q). \quad (6)$$

结合式(4), \dot{J}_q 可表示为

$$\dot{J}_q = (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T) \tilde{\beta}_i (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T) \dot{\tilde{\beta}}_i.$$

由于敏感度函数在目标区域内保持不变(即 $\dot{\beta} = 0$), $\dot{\tilde{\beta}}_i$ 可表示为 $\dot{\tilde{\beta}}_i = \dot{\hat{\beta}}_i$. 在此基础上,将式(3)中的估计算法代入 \dot{J}_q 可得

$$\begin{aligned} \dot{J}_q &= -\tilde{\beta}_i^T (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T)^T (f(q)^T - \\ &= k^T C^{-1} F_i^T) F_i^T C^{-1} (F_i^T \hat{\beta}_i - \mathcal{Y}_i) = \\ &= -\tilde{\beta}_i^T (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T)^T F_i C^{-1} \times \\ &= F_i^T (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T) \tilde{\beta}_i. \end{aligned} \quad (7)$$

由于空间协方差矩阵 C 为对称正定矩阵,则 C^{-1} 满足

$$C^{-1} = U \Lambda U^T, \quad (8)$$

其中 $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_1, \dots, \lambda_{Nl}\}$ 为矩阵 C^{-1} 的特征根矩阵, U 为相应的转移矩阵.

令 $G \triangleq F_i^T \tilde{\beta}_i (f(q)^T - k^T C^{-1} F_i^T) U$,并将式(8)代入(7)可得

$$\dot{J}_q = -G^T \Lambda G \leq 0. \quad (9)$$

由此可得,式(5)中的敏感度函数估计误差将在估计算法(3)的作用下逐渐趋近于零. \square

由上述证明可知,式(3)中的估计算法由两个部

分组成: $f(q)^T \hat{\beta}_i$ 和 $k_i^T C^{-1}(F^T \hat{\beta}_i - \mathcal{Y}_i)$. 其中: 第1项是用于初步估计敏感度函数; 第2项通过增加采样数据的估计误差与目标点 q 之间相关性的方法, 设计相应的补偿估计误差, 进而提高敏感度函数估计算法的快速性和精确度. 此外, 关于该敏感度函数估计算法中使用的协方差函数 $C(\mathcal{P}_i, \mathcal{P}_i)$ 和 $k(q, \mathcal{P}_i)$, 其作用是量化无人驾驶车辆采样信息在空间上的相关性. 例如, $k(q, \mathcal{P}_i)$ 表示采样位置 \mathcal{P}_i 与点 q 之间的空间与时间相关性. 值得注意的是, 此类协方差函数是通过灵敏度系数 σ_s 衡量目标区域内任意两点空间的相关性. σ_s 越小表示该协方差相关性函数对距离越敏感. 此外, 克罗内克函数 δ_{ij} 用于防止在计算 C^{-1} 时出现奇点.

2.2 非均匀直线覆盖控制算法

由式(2)中的代价函数可知, 多无人驾驶车辆队列在目标直线上的最优覆盖结果取决于两部分内容: 每个无人驾驶车辆的覆盖区域以及其在覆盖区域内的最优位置. 因此, 为了确定多无人驾驶车辆队列在目标直线上的最优覆盖策略, 引入如下引理.

引理1 在某一有限区域内, 多无人驾驶车辆队列在该区域内的最优区域分配原则为 Voronoi 区域分布, 即

$$V_i = \{q \in \mathcal{L} \mid \|p_i - q\| \leq \|p_j - q\|, \forall j \in n, j \neq i\},$$

其中 V_i 称为第 i 个无人驾驶车辆的 Voronoi 区域.

在此基础上, 多无人驾驶车辆覆盖网络的代价函数可表示为

$$H(P, \mathcal{V}) = \sum_{i=1}^n \int_{V_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq, \quad (10)$$

其中 $\mathcal{V} = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$.

在式(10)中, 其变量仅为多无人驾驶车辆的位置 p_i . 因此, 利用优化理论, 令 $H(P, \mathcal{V})$ 沿该无人驾驶车辆的航行轨迹的偏导为0, 可使得 $H(P, \mathcal{V})$ 达到最小值, 即

$$\frac{\partial H}{\partial p_i} = M_{V_i}(p_i^* - C_{V_i}) = 0. \quad (11)$$

其中: p_i^* 为第 i 个无人驾驶车辆在目标区域内的最优位置; M_{V_i} 和 C_{V_i} 分别称为该 Voronoi 区域的质量和质心, 具体表示为

$$M_{V_i} = \int_{V_i} \phi(q) dq, \quad C_{V_i} = \int_{V_i} q \phi(q) dq / \int_{V_i} \phi(q) dq.$$

在此基础上, 设计每个无人驾驶车辆在目标区域内的控制输入

$$u_i = k_g(\hat{C}_{V_i} - p_i), \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (12)$$

其中: $k_g > 0$ 为控制增益, \hat{C}_{V_i} 为估计敏感度函数下的质心位置.

结合式(1)中无人驾驶车辆的运动学模型以及定理1中的敏感度函数估计算法, 给出如下多无人驾驶车辆队列最优覆盖控制算法.

定理2 考虑一组随机分布在目标直线上的无人驾驶车辆队列, 其运动学模型可由式(1)描述. 目标直线上的敏感度函数由式(3)进行估计. 在此基础上, 利用分布式控制律(12), 使得多无人驾驶车辆的位置满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|p_i - \hat{C}_{V_i}\| = 0,$$

即多无人驾驶车辆队列将从目标区域内的任意位置逐渐收敛到最优覆盖位置.

证明 考虑如下 Lyapunov 函数:

$$V = \sum_{i=1}^n \int_{V_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq.$$

由于敏感度函数 $\phi(q)$ 满足 $\phi(q) : \mathcal{L} \rightarrow \mathbf{R}^+, \forall q \in \mathcal{L}$, 该 Lyapunov 函数 V 始终为正且具有下确界. 对 V 求导可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sum_{i=1}^n \frac{d \int_{V_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{dt} = \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\partial \int_{V_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i} \dot{p}_i. \end{aligned} \quad (13)$$

令 $H_i = \frac{\partial \int_{V_i} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i}$, 则 H_i 可表示为

$$H_i = \frac{\partial}{\partial p_i} \left(\int_{V_i^l} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq + \int_{V_i^r} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq \right). \quad (14)$$

其中: V_i^l 为每个无人驾驶车辆 Voronoi 区域的内点, V_i^l 和 V_i^r 分别为该 Voronoi 区域的左边界点和右边界点.

由于 V_i 是一条直线, 它的边界是相互单独的点, 每个无人驾驶车辆的 Voronoi 区域边界点满足

$$\frac{\partial \int_{V_i^l} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i} = 2(p_i - V_i^l) \phi(V_i^l). \quad (15)$$

假设 V_j 与 V_i 相邻, 则可知 $V_j^r = V_i^l$. 因此, 在式(13)中, 将 H_i 的左边界点与 H_j 的右边界点相加可得

$$H_i^l + H_j^r = \frac{\partial \int_{V_i^l} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i} +$$

$$\frac{\partial \int_{V_j^r} \|p_j - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_j} = 2(p_i - V_i^l) \phi(V_i^l) + 2(p_j - V_j^r) \phi(V_j^r) = 2(p_i + p_j - 2V_i^l) \phi(V_i^l). \quad (16)$$

其中

$$H_i^l = \frac{\partial \int_{V_i^l} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i},$$

$$H_j^r = \frac{\partial \int_{V_j^r} \|p_j - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_j}.$$

由 Voronoi 区域分割策略的定义可知, $V_i^r = \frac{p_i + p_j}{2}$. 结合式(16)可得 $H_i^l + H_j^r = 0$. 由此可知, 式(13)中每个无人驾驶车辆的 Voronoi 区域边界点的偏导将与其邻居 Voronoi 区域的边界点偏导相抵消. 因此, 式(13)可重新表述为

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \int_{V_i^l} \|p_i - q\|^2 \phi(q) dq}{\partial p_i} \dot{p}_i = \sum_{i=1}^n [(M_{V_i} p_i - L_{V_i}) \dot{p}_i] = \sum_{i=1}^n [(M_{V_i} p_i - M_{V_i} C_{V_i}) \dot{p}_i].$$

将 $C_{V_i} = \hat{C}_{V_i} - \tilde{C}_{V_i}$ 代入 \dot{V} 可得

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^n [M_{V_i} (p_i - \hat{C}_{V_i}) \dot{p}_i + (\tilde{L}_{V_i} - \tilde{M}_{V_i} \hat{C}_{V_i}) \dot{p}_i]. \quad (17)$$

其中: $\tilde{L}_{V_i} = \int_{V_i} q \tilde{\phi}(q) dq$, $\tilde{M}_{V_i} = \int_{V_i} \tilde{\phi}(q) dq$.

在此基础上, 根据式(12)中的控制律, 式(17)可写为

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^n [-M_{V_i} (\hat{C}_{V_i} - p_i) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) + (\tilde{L}_{V_i} - \tilde{M}_{V_i} \hat{C}_{V_i}) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i)]. \quad (18)$$

此外, 根据定理1中的敏感度函数估计误差为

$$\tilde{\phi}_{V_i} = \int_{V_i} (f(q)^T \tilde{\beta}_i - k^T C^{-1} F^T \tilde{\beta}_i),$$

\dot{V} 可推导为

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^n \left[-M_{V_i} (\hat{C}_{V_i} - p_i) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) + \int_{V_i} (f(q)^T \tilde{\beta}_i - k^T C^{-1} F^T \tilde{\beta}_i) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) \right] = \sum_{i=1}^n \left[-M_{V_i} (\hat{C}_{V_i} - p_i) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) + \int_{V_i} (f(q)^T - k^T C^{-1} F^T) \tilde{\beta}_i k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) \right]. \quad (19)$$

针对式(19)中的第2项, 由于定理1中的 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{\beta}_i = 0$, 该项可表述为

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \int_{V_i} (f(q)^T - k^T C^{-1} F^T) \tilde{\beta}_i k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) = 0.$$

针对式(19)中的第1项, 由于 M_{V_i} 和 k_g 均为正实数, 该项可使 \dot{V} 满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V} = \sum_{i=1}^n \left[-M_{V_i} (\hat{C}_{V_i} - p_i) k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) + \int_{V_i} (f(q)^T - k^T C^{-1} F^T) \tilde{\beta}_i k_g (\hat{C}_{V_i} - p_i) \right] \leq 0.$$

综上所述, $V > 0, \dot{V} \leq 0$, 根据 LaSalle 不变集定理, 多无人驾驶车辆队列的覆盖位置满足 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|p_i - \hat{C}_{V_i}\| = 0$, 即该多无人驾驶车辆队列将逐渐稳定趋向于其最优覆盖位置. \square

注2 覆盖系统的收敛性是指多无人驾驶车辆队列从目标直线的任意位置收敛到计算出的最优覆盖位置, 使得目标区域内的任意一点都能最快得到响应. 在这一概念的指引下, 本文根据 LaSalle 不变集理论证明覆盖系统的收敛性: 首先给出一个正定的 Lyapunov 函数 V ; 其次设计相应的覆盖控制律 u , 使得多无人驾驶车辆系统在控制律 u 的作用下, 令 Lyapunov 函数满足 $\dot{V} \leq 0$; 再结合 LaSalle 不变集理论, 确定系统的收敛范围, 该稳态收敛范围为每个无人驾驶车辆在其覆盖区域内的质心位置. 即多无人驾驶车辆队列能够从目标直线的任意位置逐渐收敛到最优覆盖位置.

3 仿真实验

3.1 PLEXE 仿真软件简介

由于数值仿真是用来验证算法有效性的重要方法, 在本文中采用专业的车辆队列仿真软件 PLEXE 进行仿真验证. PLEXE 仿真软件是由 Michele Segate 基于 OMNeT++、SUMO 和 Veins 开发的车联网仿真平台, 具有较强的开放性与场景模拟能力, 并能利用 IEEE 802.11p 通讯协议真实模拟车辆之间的无线网络.

3.2 参数配置

本文利用专业的车辆队列仿真软件 PLEXE 进行验证. 考虑9个无人驾驶车辆随机分布在目标直线 $\mathcal{L} (\mathcal{L} = 100 \text{ km})$ 上, 每个无人驾驶车辆的运动学模型由式(1)描述, 其通讯拓扑图 \mathcal{G} 的邻接矩阵 A 表示为

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

在此基础上,假设目标直线上敏感度函数的真实分布为

$$\phi(q) = 5 \exp\left(-\frac{q}{2}\right), \quad q \in (0, 100),$$

其中 q 为目标直线 \mathcal{L} 上的任意位置. 在估计算法中, 设基函数向量组的维数为 $m = 9$, 每个基函数的定义为

$$f(q, c_i) = \bar{\sigma}_f^2 \exp\left(-\frac{q - c_i}{2\bar{\sigma}_s^2}\right).$$

其中: 基函数中增益 $\bar{\sigma}_f^2 = 7.5$; 空间灵敏度 $\bar{\sigma}_s^2 = 1.4$; $c_i \in [c_1, c_2, \dots, c_m]$ 为基函数的中心点, 它的取值为 $[c_1, c_2, \dots, c_m] = [10, 30, 50, 70, 80, 90, 93, 97, 100]$. 此外, 对于采样值 \mathcal{Y}_i , 令 $N = 10$, 协方差函数中的相关参数为 $\sigma_f^2 = 1.2, \sigma_s^2 = 1.5, \sigma_t^2 = 0.8$.

3.3 仿真结果

图1为敏感度函数的估计值与其真实值的相对平均误差变化曲线, 其具体数学表达式表示为

$$\tilde{\phi}_r = \frac{\int_{\mathcal{L}} \|\hat{\phi}(q) - \phi(q)\| dq}{\int_{\mathcal{L}} \phi(q) dq},$$

其中 q 为直线 \mathcal{L} 的任意位置.

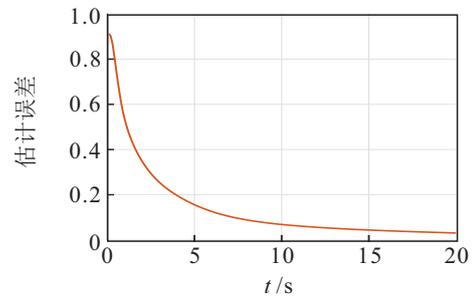


图1 多无人驾驶车辆队列对目标直线上敏感度分布状态的相对平均估计误差

由图1的仿真结果可知, 敏感度函数的相对平均估计误差普遍在0.2以下, 并且该估计误差逐渐趋向于零. 因此, 本文提出的敏感度函数估计算法可以准确地估计出目标直线上的敏感度分布状态.

在PLEXE仿真软件中, 多无人驾驶车辆队列在目标直线 \mathcal{L} 上进行最优覆盖的仿真结果如图2所示.

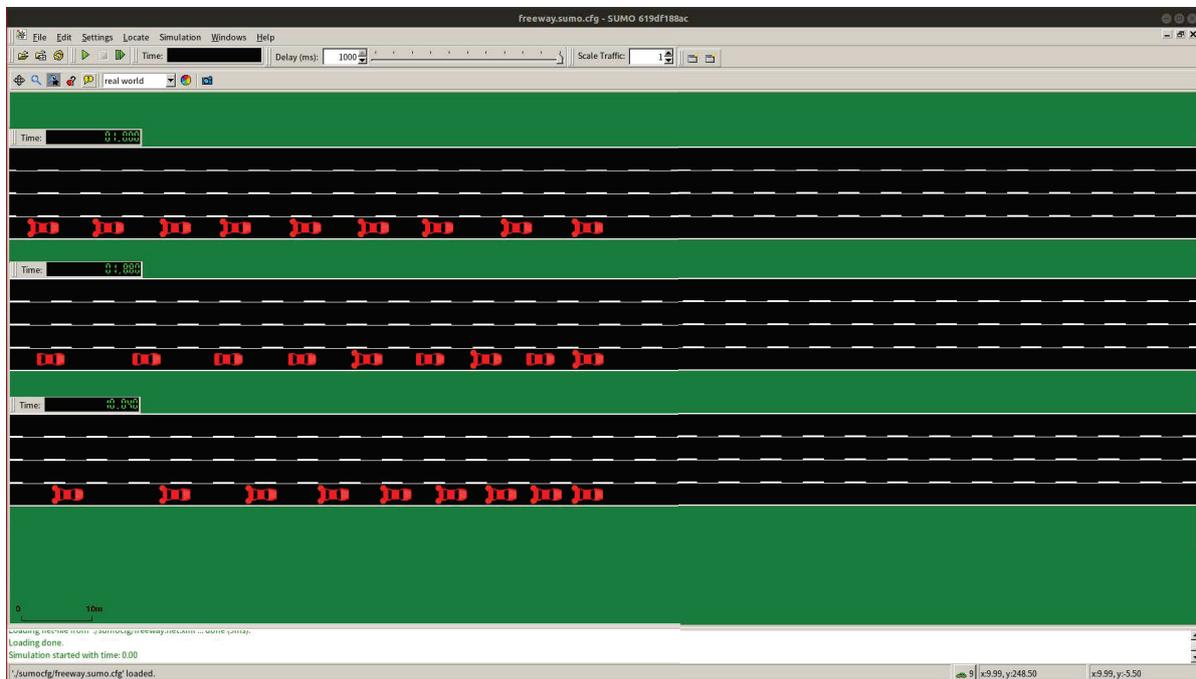


图2 PLEXE下多无人驾驶车辆队列在目标直线上进行最优覆盖的仿真模拟效果

由该仿真结果可知, 多无人驾驶车辆队列初始时刻在目标直线上的分布是随机的, 经过控制律(12)的作用, 一段时间后在GUI界面上呈现对高敏感度区域的聚集现象, 即多无人驾驶车辆队列逐渐趋向于目

标直线上敏感度函数较高的区域. 从最优覆盖的定义这一角度进行分析, 在式(12)的作用下, 多无人驾驶车辆队列根据目标直线内的敏感度分布状态, 实现了对该目标直线上敏感度函数较高区域的重点关

注. 具体的仿真结果如图3~图5所示.

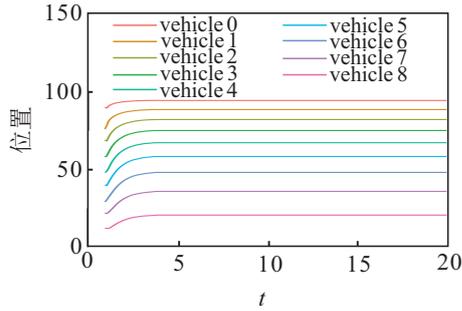


图3 多无人驾驶车辆队列的位置变化

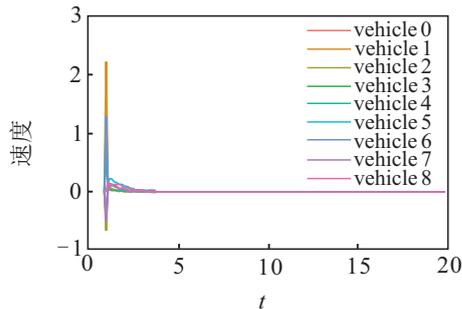


图4 多无人驾驶车辆队列的速度变化

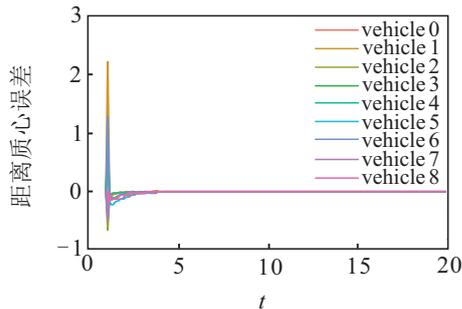


图5 无人驾驶车辆距其质心的距离变化

图3为敏感度函数未知下的9个无人驾驶车辆在给定直线中的位置变化曲线,其中 x 轴为覆盖时间, y 轴为无人驾驶车辆在目标直线中的位置,不同的无人驾驶车辆由不同的颜色表示.如图3所示,无人驾驶车辆的初始位置随机分布在目标直线上.然后通过式(12)中的覆盖控制律,无人驾驶车辆逐渐收敛向敏感度较高的区域靠拢,直至最终达到最优覆盖位置.

图4和图5分别为多无人驾驶车辆的速度变化曲线和每个无人驾驶车辆与其估计 Voronoi 质心 \hat{C}_{V_i} 之间的跟踪误差变化曲线.由图4中的仿真结果可知,多无人驾驶车辆队列的行驶速度在开始阶段变化剧烈,尤其是当车辆距其质心 \hat{C}_{V_i} 较远时(见图5),其行驶速度也较大.随着覆盖程序的推移,每个无人驾驶车辆的速度及其与质心 \hat{C}_{V_i} 之间的距离都逐渐趋向于零.这一结果表明多无人驾驶车辆在控制率(12)的作用下,将逐渐趋向于最优覆盖分布.值得注意的

是,此结果中的 Voronoi 质心 \hat{C}_{V_i} 是通过估计的敏感度函数计算获得,更进一步验证了本文设计的估计敏感度函数算法的收敛性和可行性.

4 结论

本文研究了敏感度函数未知下的多无人驾驶车辆队列非均匀直线覆盖控制问题.根据覆盖控制的控制目标,结合目标直线上的敏感度分布状态和消耗度量函数,提出了一种针对非均匀直线覆盖控制的覆盖效果评价函数.对于目标直线上的敏感度分布状态,首先利用多无人驾驶车辆队列的采样信息,设计了一种分布式的自适应估计算法.在此基础上,结合无人驾驶车辆的运动学模型,提出了一种基于估计敏感度函数的分布式覆盖控制律,使得多无人驾驶车辆队列能够从目标直线上的任意位置逐渐收敛到最优覆盖位置,并严格分析了该非均匀直线覆盖系统的稳定性.此外,利用专业的车辆队列仿真软件(PLEXE),验证了本文所提算法的可行性和有效性.

参考文献(References)

- [1] Bullo F, Carli R, Frasca P. Gossip coverage control for robotic networks: Dynamical systems on the space of partitions[J]. SIAM Journal on Control and Optimization, 2012, 50(1): 419-447.
- [2] Ru Y, Martinez S. Coverage control in constant flow environments based on a mixed energy-time metric[J]. Automatica, 2013, 49(9): 2632-2640.
- [3] Cheng T M, Savkin A V. Self-deployment of mobile robotic sensor networks for multilevel barrier coverage[J]. Robotica, 2012, 30(4): 661-669.
- [4] Renzaglia A, Doitsidis L, Martinelli A, et al. Multi-robot 3d coverage of unknown terrains[C]. Proceedings of the 2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Piscataway: IEEE, 2011: 2046-2051.
- [5] Schwager M, Rus D, Slotine J J. Decentralized, adaptive coverage control for networked robots[J]. The International Journal of Robotics Research, 2009, 28(3): 357-375.
- [6] Zuo L, Yan W S, Yan M D. Efficient coverage algorithm for mobile sensor network with unknown density function[J]. IET Control Theory & Applications, 2017, 11(6): 791-798.
- [7] Davison P, Leonard N E, Olshevsky A, et al. Nonuniform line coverage from noisy scalar measurements[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(7): 1975-1980.
- [8] Dou L P, Song C, Wang X F, et al. Nonuniform coverage

- control for heterogeneous mobile sensor networks on the line[J]. *Automatica*, 2017, 81: 464-470.
- [9] Leonard N E, Olshevsky A. Nonuniform coverage control on the line[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(11): 2743-2755.
- [10] Zuo L, Yan W S, Cui R X, et al. A coverage algorithm for multiple autonomous surface vehicles in flowing environments[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2016, 14(2): 540-548.
- [11] Song C, Liu L, Feng G, et al. Persistent awareness coverage control for mobile sensor networks[J]. *Automatica*, 2013, 49(6): 1867-1873.
- [12] Ammari H M, Das S K. Critical density for coverage and connectivity in three-dimensional wireless sensor networks using continuum percolation[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2009, 20(6): 872-885.
- [13] Nazarzehi V, Savkin A V. Decentralized control of mobile three-dimensional sensor networks for complete coverage self-deployment and forming specific shapes[C]. *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*. Piscataway: IEEE, 2015: 127-132.
- [14] Laventall K, Cortés J. Coverage control by multi-robot networks with limited-range anisotropic sensory[J]. *International Journal of Control*, 2009, 82(6): 1113-1121.
- [15] Zuo L, Chen J C, Yan W S, et al. Time-optimal coverage control for multiple unicycles in a drift field[J]. *Information Sciences*, 2016, 373: 571-580.
- [16] Guo G, Wang Q. Fuel-efficient en route speed planning and tracking control of truck platoons[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(8): 3091-3103.
- [17] Guo G, Li D. Adaptive sliding mode control of vehicular platoons with prescribed tracking performance[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(8): 7511-7520.
- [18] Wen S X, Guo G. Sampled-data control for connected vehicles with Markovian switching topologies and communication delay[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(7): 2930-2943.
- [19] Guo G, Yue W. Sampled-data cooperative adaptive cruise control of vehicles with sensor failures[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(6): 2404-2418.
- [20] Guo G, Wang L Y. Control over medium-constrained vehicular networks with fading channels and random access protocol: A networked systems approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(8): 3347-3358.
- [21] Li S E, Zheng Y, Li K Q, et al. Dynamical modeling and distributed control of connected and automated vehicles: Challenges and opportunities[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2017, 9(3): 46-58.
- [22] Li S, Li K, Rajamani R, et al. Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, 19(3): 556-566.

作者简介

左磊(1989—),男,讲师,博士,从事多智能体协同控制、覆盖控制以及车辆队列控制等研究, E-mail: l_zuo@chd.edu.cn;

刘小敏(1996—),男,硕士生,从事智能网联车辆编队控制及其仿真实验的研究, E-mail: xiaominliu@chd.edu.cn;

闫茂德(1974—),男,教授,博士,从事非线性控制理论及应用、交通信息物理融合系统、自主车队建模与队形控制、交通信息集成技术等研究, E-mail: mdyan@chd.edu.cn;

张野(1995—),女,硕士生,从事多智能体协同编队控制的研究, E-mail: 1114225205@qq.com.

(责任编辑: 闫妍)