

复杂环境下多无人机协作式地面移动目标跟踪

王 林¹, 彭 辉^{1,2}, 朱华勇¹, 沈林成¹

(1. 国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073; 2. 解放军理工大学 指挥自动化学院, 江苏 南京 210007)

摘要: 针对多无人机(UAV)协同地面移动目标跟踪问题展开研究. 提出一种基于主动感知的问题求解框架, 建立多UAV协同目标跟踪问题模型; 在此基础上, 采用分布式无色信息滤波实现目标状态融合估计与预测; 然后, 基于预测目标状态, 结合滚动时域控制与遗传算法设计一种多UAV在线协同航迹规划算法. 仿真结果表明: 结合预测目标状态在线优化UAV航迹能够获得更好的目标跟踪性能.

关键词: 无人机; 地面移动目标; 协作式目标跟踪; 分布式估计; 在线航迹规划

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Cooperative tracking of ground moving target using unmanned aerial vehicles in cluttered environment

WANG Lin¹, PENG Hui^{1,2}, ZHU Hua-yong¹, SHEN Lin-cheng¹

(1. College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China;
2. Institute of Command and Automation, PLA University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: We investigate the cooperative tracking of a ground moving target in a cluttered environment by using unmanned aerial vehicles(UAV). Firstly, a model the cooperative target tracking by UAV is developed based on active sensing; secondly, a distributed unscented information filter is built for the estimation fusion and the prediction of target states. Finally, an online trajectory planning algorithm based on the receding horizon control and the genetic algorithm is designed and implemented, with the predicted target states as the inputs to this planning algorithm. Numerical simulations demonstrate that the proposed method effectively improves the performance of target tracking.

Key words: unmanned aerial vehicle(UAV); ground moving target; cooperative target tracking; distributed estimating; on-line trajectory planning

1 引言(Introduction)

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)是执行枯燥、恶劣或危险任务的最佳选择^[1]. 在UAV很多应用中, 如战场侦察、对地打击、城市反恐、以及海上搜救等, 都包含了目标跟踪任务. 在复杂环境特别是城市环境下, 由于传感器视线遮挡、飞行空域限制等因素的影响, 单架UAV通常不足以实现对目标的持续跟踪, 需要多架UAV协作以维持目标跟踪任务的鲁棒性, 并获得更高的目标定位精度. 然而多UAV协作跟踪在具备上述优点的同时, 也对现有的方法带来了挑战^[2], 其主要困难来自于两个方面: 1) 如何有效融合来自多架UAV对目标观测以获得更准确的目标状态估计? 2) 如何对这些UAV进行运动协调以获得对目标更好的观测?

针对上述挑战, 目前国内外开展了较为广泛的研究. 在目标状态融合估计方面, 文献[3]基于卡尔曼滤波的信息形式, 提出了一种分布式信息滤波方法, 融

合来自网络多个UAV对目标的观测数据以获得目标状态的准确估计, 该方法只针对线性的传感器观测与目标运动模型; 针对非线性问题, 文献[4]基于无色变换, 提出了一种分布式sigma point信息滤波方法, 并将其用于传感器网络目标跟踪; 进一步, 文献[5]将该方法应用于多UAV协作式目标跟踪问题, 并采用排队系统对通信丢包与延迟进行处理. 在控制策略方面, 文献[6]研究了无约束环境下多UAV跟踪地面移动目标的控制策略; 文献[7]研究了障碍环境中多UAV跟踪地面移动目标的运动协调控制策略, 该研究中UAV只能以盘旋形式运动, 并且不考虑UAV的运动空间约束; 文献[2]研究了城市环境中多UAV自动跟踪移动地面目标的问题, 该研究考虑了城市环境中地形遮挡和空域限制, 将问题转换为协同运动规划问题, 以目标被UAV观测总时间作为目标函数, 采用进化计算方法规划UAV航迹. 在上述研究中, 大多将目标状态估计与UAV航迹优化分割

开来考虑. 并且在对UAV未来航迹进行优化时, 通常只考虑目标当前位置. 然而, 在实际目标跟踪过程中, UAV对目标的观测效果不仅取决于当前决策时刻的目标位置, 更与未来时刻的目标位置直接相关. 如果利用目标模型与当前观测信息对其未来位置进行预测, 据此再对UAV未来航迹进行优化, 显然更为合理. 近年来, 在传感器网络管理等研究中, 一种考虑目标状态估计的主动感知方法被提出, 它主要利用目标的先验知识, 对其未来状态进行预测, 据此, 从传感器网络中选择节点对目标进行观测. 进一步, 该思想被用于移动传感器网络的节点运动控制^[8,9].

基于文献[8,10,11]的主动感知思想, 针对城市环境下地面移动目标跟踪问题, 本文将预测目标状态引入到UAV在线航迹规划中, 提出了一种基于主动感知的多无人机协同目标跟踪方法. 其基本思想是通过实时获得的观测数据, 不断更新目标状态的估计, 并对其未来一段时间状态进行预测, 然后结合预测目标状态在线计算新的优化航迹, 实时控制UAV运动以获得新的观测, 从而提升跟踪性能.

2 多无人机协作式目标跟踪问题建模 (Problem statement of cooperative target tracking using UAVs)

本文中, 应用一组无人机协作式跟踪单个运动目标. 所有无人机都携带有传感器都能够对目标进行

测量, 但测量的精度与可靠性有限; 每架无人机可以将其本地测量与其他无人机的测量进行融合, 以获得对目标状态更精确的估计; 环境中存在静止的障碍, 能够遮挡住机载传感器对目标的观测, 或阻挡无人平台的飞行航迹.

2.1 基于主动感知的求解框架(Active sensing-based solving framework)

在控制UAV跟踪移动目标时, 通常都是基于传感器所获得当前时刻的目标测量对UAV的未来航迹进行优化, 从而使目标始终保持在其传感器探测范围内. 然而, 由于目标运动的存在, 前述方法可能会因视线遮挡等原因失效^[2], 为此, 本文提出一种基于主动感知的多UAV协作式目标跟踪问题求解框架, 如图1所示. 在此框架下, 多UAV协作式目标跟踪问题的求解过程主要包括以下步骤: 1) 每架UAV通过自身携带的传感器对目标进行测量, 并据此进行局部滤波, 将滤波结果作为输出经过通信链路传输到中心节点(UAV或地面站); 2) 中心节点根据收到所有局部滤波结果维持对目标的全局滤波估计, 在所获全局目标估计的基础上, 对目标未来的一段时刻的状态进行预测; 3) 根据目标的预测状态, 中心节点应用基于滚动时域控制的航迹优化模型实时调整未来一段时刻所有UAV的飞行计划, 并实时将调整后的飞行计划分发到每架UAV, UAV重新调整航迹, 获得观测数据, 开始下一个循环过程.

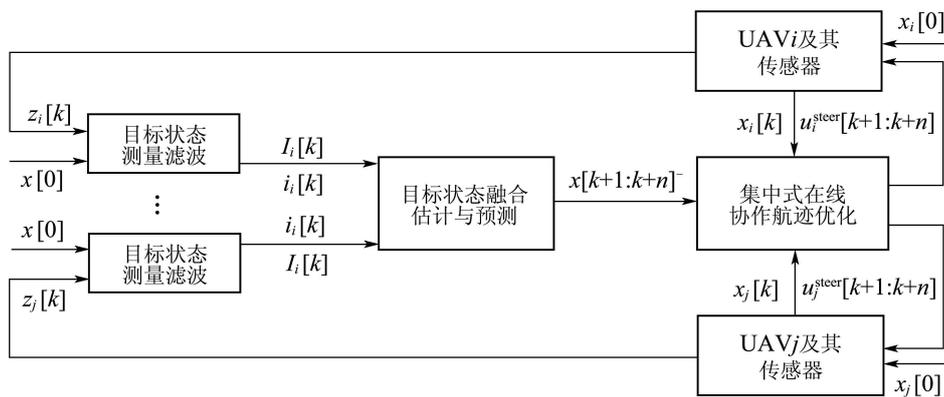


图1 基于主动感知的协作式目标跟踪求解框架

Fig. 1 Active sensing-based solving framework for cooperative target tracking

2.2 无人机模型(UAV model)

假定无人机以固定的高度飞行, 并忽略风对其运动的影响. 在惯性参考平面下, 其运动模型如下^[10]:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i \cos \varphi_i, \dot{y}_i = v_i \sin \varphi_i, \\ \dot{z}_i = 0, z_i = h_i, \\ \dot{\varphi}_i = u_i^{\text{steer}} \cdot \eta_{\max}, |u_i^{\text{steer}}| \leq 1, \\ \dot{v}_i = u_i^{\text{accel}} \cdot \mu_{\max}, |u_i^{\text{accel}}| \leq 1, \end{cases} \quad (1)$$

其中: x_i, y_i, z_i 表示第 i 架 UAV 的坐标, φ_i, v_i 表示其航向与速度, $u_i^{\text{steer}}, u_i^{\text{accel}}$ 表示其在航向与速度上的控制输入决策量, η_{\max}, μ_{\max} 为最大转弯角和最大加速度. 本文不考虑速度控制, 即令 u_i^{accel} 始终为零. 第 i 架 UAV 的状态向量记为 $\mathbf{x}_i = [x_i \ y_i \ z_i \ \dot{x}_i \ \dot{y}_i \ \dot{z}_i \ \ddot{x}_i \ \ddot{y}_i \ \ddot{z}_i]^T$.

2.3 目标模型(Target model)

假定目标在二维平面内运动. 其状态包括笛卡尔坐标系下的位置、速度与加速度, 即目标状

态 $\mathbf{x} = [x_t \ y_t \ \dot{x}_t \ \dot{y}_t \ \ddot{x}_t \ \ddot{y}_t]^T$. 系统可写成如下离散形式的时变系统:

$$\mathbf{x}[k+1] = F(\mathbf{x}[k]) + \mathbf{q}[k], \quad (2)$$

其中: $F(\cdot)$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{q}[k] \sim N(0, \mathbf{Q}[k])$ 为过程噪声. 目标模型包括常速度模型、白噪声加速度模型以及协同转弯模型等多种^[12].

2.4 传感器观测模型(Measurements model)

通常, 第 i 架 UAV 对于目标的观测模型如下:

$$\mathbf{z}_i[k] = H_i(\mathbf{x}_i[k], \mathbf{x}[k]) + \mathbf{r}_i[k], \quad (3)$$

其中: $H_i(\cdot)$ 与无人机及目标位置相关(假定传感器始终能够指向目标). $\mathbf{r}_i[k] \sim N(0, \mathbf{R}_i[k])$ 为观测噪声. 假定所有无人机都装备距离/方位传感器, 且之间观测不相关, 则三维环境中观测模型如下^[5]:

$$\mathbf{z}_i[k] = \begin{bmatrix} \rho_i[k] \\ \varphi_i[k] \\ \theta_i[k] \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{(x_{i,t}[k])^2 + (y_{i,t}[k])^2 + (z_{i,t}[k])^2} \\ \tan^{-1} \left(\frac{y_{i,t}[k]}{x_{i,t}[k]} \right) \\ \tan^{-1} \left(\frac{z_{i,t}[k]}{\sqrt{(x_{i,t}[k])^2 + (y_{i,t}[k])^2}} \right) \end{bmatrix}}_{H_i(\cdot)} + \underbrace{\begin{bmatrix} \sigma_{i,\rho}[k] \\ \sigma_{i,\varphi}[k] \\ \sigma_{i,\theta}[k] \end{bmatrix}}_{\mathbf{r}_i[k]}. \quad (4)$$

其中: $\rho_i[k]$, $\varphi_i[k]$, $\theta_i[k]$ 分别表示第 i 架 UAV 对目标的观测距离、方位角及仰角; $x_{i,t}[k]$, $y_{i,t}[k]$, $z_{i,t}[k]$ 为目标关于第 i 架 UAV 在传感器观测平面相对位置 $\mathbf{p}_{i,t}^s[k]$ 的坐标. 本文假定 UAV 携带有云台, 且能够自动指向目标, 即只要目标在传感器有效观测距离之内, 且不被遮挡, 就一定能被观测到.

2.5 环境模型(Environment model)

在城市环境中, 由于建筑等对 UAV 观测视线的遮挡, 使得目标跟踪问题由具有解析解的最优控制问题变成难以求解的复杂优化问题^[2]. 本文考虑存在高密度建筑物的复杂城市环境. 假定已知目标区域地形与地物信息, 通过计算目标的可视区域而非 UAV 的探测范围, 对问题进行简化. 定义 $X^V(\mathbf{x})$ 表示目标 \mathbf{x} 的可视区域, $X^{hV}(\mathbf{x})$ 表示 \mathbf{x} 在高度 h 的可视区域, 如图2所示, 图中的不规则椭圆及其对应的锥体分别表示目标在指定高度的可视区域 $X^{hV}(\mathbf{x})$ 及全高度可视区域. 文献^[2]中给出了一种计算目标可视区域的扫描线方法. 为便于计算, 以飞行高度最低的 UAV 的可视区域作为整个问题的约束, 即 $h = \min h_i$. 获得目标的可视区域之后, 通过判断 UAV 是否位于目标可视区域

即可确定目标是否被观测, 这对于 UAV 航迹优化尤其有利, 它不需要对所有 UAV 可能位置的观测范围, 极大的降低了计算量. 第 i 架 UAV 在给定时刻 k 位于目标可视区域 $\mathbf{x}[k]$ 内可表示为 $D\mathbf{x}_i[k] \in X_i^{h_iV}(\mathbf{x}[k])$, 其中 $D = [I_{3 \times 3} \ 0]_{3 \times (1+n)}$, h_i 对应该 UAV 飞行高度.

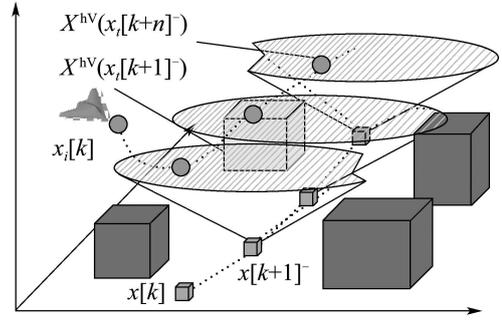


图2 目标可视区域示意图

Fig. 2 Sketch map of the moving target visibility region

环境中另一项急剧增加问题求解复杂度的重要因素是飞行空域限制. 令 $S = \{1, 2, \dots, N_s\}$ 表示相对禁止 UAV 飞越的限制空域集合. 每个单元 $s \in S$ 通过一个多面体 r^s 表示. 则

$$R_o = \bigcup_{l=1}^{N_s} r_o^s \quad (5)$$

表示所有的限制空域. 指定 UAV 的高度 h_i , 可获得相应的受限空域 $R_o^{h_i}$. 优化的 UAV 航迹是否可行, 除运动学约束以外, 还需满足以上两项约束, 即模型(1)位于目标可视范围之内, 系统(2)处于限制空域以外.

3 基于分布式无色信息滤波的目标状态融合估计与预测(DUIF-based target state fusion estimation and prediction)

有效融合来自多无人机对被跟踪目标的测量能够显著增加目标信息(降低目标不确定性), 同时可提供更高的鲁棒性. 假定有 N 架 UAV 同时对状态 \mathbf{x} 进行观测. 其系统方程可更一般性的描述如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}[k+1] &= F(\mathbf{x}[k]) + \mathbf{q}[k], \quad i = 1, \dots, N. \\ \mathbf{z}_i[k] &= H_i(\mathbf{x}[k]) + \mathbf{r}_i[k], \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{q}[k] \sim N(0, \mathbf{Q}[k])$, $\mathbf{r}_i[k] \sim N(0, \mathbf{R}_i[k])$.

本文采用图1所示的递阶融合结构, 应用一种基于无色卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)与信息滤波(information filter, IF)结合的分布式无色信息滤波方法^[4,5,13]对目标状态 \mathbf{x} 进行融合估计. 无色卡尔曼滤波是目前在非线形滤波问

题中广泛应用的一种滤波方法^[12], 其信息形式滤波机制则具有简化观测更新计算、减少平台间数据通信以及简化多传感器观测融合计算等优点^[14].

3.1 无色信息滤波(Unscented information filter)

将信息状态 $\hat{\mathbf{y}}$ 与Fisher信息 \mathbf{Y} 代替状态估计 $\hat{\mathbf{x}}$ 与协方差 \mathbf{P} , 可以获得卡尔曼滤波的信息形式, 通常称为信息滤波^[14]. 信息状态 $\hat{\mathbf{y}}$ 与信息矩阵 \mathbf{Y} 定义如下:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}}[k+l|k] &\triangleq \mathbf{P}^{-1}[k+l|k]\hat{\mathbf{x}}[k+l|k], \\ \mathbf{Y}[k+l|k] &\triangleq \mathbf{P}^{-1}[k+l|k].\end{aligned}\quad (7)$$

考虑线性系统:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}[k+1] &= \mathbf{F}[k] \cdot \mathbf{x}[k] + \mathbf{q}[k], \\ \mathbf{z}[k] &= \mathbf{H}[k] \cdot \mathbf{x}[k] + \mathbf{r}[k],\end{aligned}$$

其中 $\mathbf{r}[k] \sim N(0, \mathbf{R}[k])$. 对于 k 时刻的观测 $\mathbf{z}[k]$, 其对信息状态 $\hat{\mathbf{y}}$ 的贡献 $i[k]$ 及对Fisher信息 \mathbf{Y} 的贡献 $I[k]$ 为

$$\begin{aligned}i[k] &\triangleq \mathbf{H}^T[k]\mathbf{R}^{-1}[k]\mathbf{z}[k], \\ I[k] &\triangleq \mathbf{H}^T[k]\mathbf{R}^{-1}[k]\mathbf{H}[k].\end{aligned}\quad (8)$$

故信息滤波的预测步与更新步通过对Fisher信息与信息状态矩阵的递推计算实现.

预测步:

$$\hat{\mathbf{y}}[k]^- = \mathbf{Y}[k]^- \hat{\mathbf{x}}[k]^- , \mathbf{Y}[k]^- = (\mathbf{P}[k]^-)^{-1}. \quad (9)$$

更新步:

$$\hat{\mathbf{y}}[k] = \hat{\mathbf{y}}[k]^- + i[k], \mathbf{Y}[k] = \mathbf{Y}[k]^- + I[k]. \quad (10)$$

对于无色卡尔曼滤波, 通过类似的变换可将其改写为信息形式, 即无色信息滤波(unscented information filter, UIF). 其信息预测方程可以重写如下:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{y}}[k]^- = \mathbf{Y}[k]^- \sum_{j=0}^{2M} W_m^j \chi^j[k]^- , \\ \mathbf{Y}[k]^- = (\mathbf{P}[k]^-)^{-1}, \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\mathbf{P}[k]^-$, $\chi^j[k]^-$, W_m^j 的定义可参考文献[13].

较卡尔曼滤波而言, UKF的更新等式中没有准确的线性化测量矩阵 $\mathbf{H}[k]$. 因此不能直接采用更新等式. 文献[13, 15]给出了一种以统计误差协方差及其均值为变量的映射近似非线性测量等式的方法. 应用该方法可得

$$\mathbf{z}[k] = H(\mathbf{x}[k]) \simeq \mathbf{H}^p[k]\mathbf{x}[k] + \tilde{\mathbf{u}}[k], \quad (12)$$

其中: $\tilde{\mathbf{u}}[k] = H(\hat{\mathbf{x}}[k]^-) - \mathbf{H}^p[k]\hat{\mathbf{x}}[k]^-$ 表示测量修正项, $\mathbf{H}^p[k]$ 的详细计算可参考文献[15]. 基于式

(12), 可以得到类似于式(8)所示信息收益等式:

$$\begin{aligned}i[k] &\triangleq (\mathbf{H}^p[k])^T \mathbf{R}^{-1}[k]\mathbf{z}[k], \\ I[k] &\triangleq (\mathbf{H}^p[k])^T \mathbf{R}^{-1}[k]\mathbf{H}^p[k],\end{aligned}\quad (13)$$

即可得如式(10)所示的UIF的更新方程.

3.2 分布式无色信息滤波(Distributed unscented information filter)

结合传感器观测条件不相关这一假设, 即可为信息滤波得到一个相当简单的观测融合步^[3]. 针对图1所示的递解融合结构, 融合后全局目标状态融合估计的信息状态与信息矩阵可以改写为

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}}[k] &= \hat{\mathbf{y}}[k]^- + \sum_{i=1}^N i_i[k], \\ \mathbf{Y}[k] &= \mathbf{Y}[k]^- + \sum_{i=1}^N I_i[k],\end{aligned}\quad (14)$$

其中 $i_i[k]$ 与 $I_i[k]$ 分别对应第 i 个传感器在 k 时刻的观测对信息状态与信息矩阵的贡献. 目标的后验状态即可通过获得

$$\hat{\mathbf{x}}[k] = \mathbf{Y}^{-1}[k]\hat{\mathbf{y}}[k]. \quad (15)$$

简单的相加特性使得信息滤波在多传感器分散式(decentralized)和分布式(distributed)估计中非常适用. 每个传感器节点只需要产生信息项 $i_i[k]$, 它们在融合中心进行相加即可得到全局的信息估计. (如果要得到一个分布式的信息滤波, 只需要在每一个节点都重复中心融合算法). 对图1所示的递解融合结构, 融合估计的一般过程如下: 首先在每个节点利用本地观测计算信息收益 $i_i[k]$ 与 $I_i[k]$, 然后结合 $\hat{\mathbf{y}}_i[k]^-$ 与 $\mathbf{Y}_i[k]^-$ 产生局部估计; 同时局部滤波器的信息收益被发送到网络中的中心融合节点; 中心融合节点将接收到的信息与本地信息利用式(14)融合, 即产生目标状态的全局估计.

综上, 基于UIF的分布式融合滤波算法(DUIF-Algorithm)流程如下:

Step 1 初始化每个本地滤波器与中心融合滤波器, 指定 $\hat{\mathbf{x}}[0]$, $\mathbf{P}[0]$, $\mathbf{Y}[0]$.

Step 2 对每个本地滤波器, 进行UIF滤波, 并应用式(13)计算该模型的信息收益.

Step 3 中心滤波器执行融合估计:

Step 3.1 滤波预测: 应用UKF的预测步, 获得 $\mathbf{Y}[k]^-$, $\hat{\mathbf{y}}[k]^-$;

Step 3.2 融合更新: 应用式(14)融合来自本地滤波器的信息;

Step 3.3 应用式(15)得目标状态的融合估计.

Step 4 重复迭代Step 2, Step 3(Step 2, Step 3

表示单次融合估计过程),直至结束.

对上述算法有以下说明: 1) 假定在每次融合估计过程中,所有的UAV在同一时刻对目标进行观测,在现实中,它们之间可能存在一定的时间差. 2) 由于建筑、地形等环境因素的存在,目标在某些时刻可能被遮挡,造成当前时刻目标观测丢失,这种情况下,以最近时刻有效观测下获得的目标状态滤波值作为参考.但是当目标被遮挡时间过长时,由于误差过大,上述策略将失效,此时,需要相应的搜索策略重新搜索目标,本文不对此进行展开.

3.3 目标状态预测与期望信息收益(Target state prediction and expected information returns)

通过上述融合滤波算法,由式(15)可以得到当前测量下的目标后验状态 $\hat{\mathbf{x}}[k]$.接下来,需要从 $\hat{\mathbf{x}}[k]$ 得到 $\mathbf{x}[k+1:k+n]^-$.首先,通过UIF的预测步可以得到 $\mathbf{x}[k+1]^-$:

$$\mathbf{x}[k+1]^- = \sum_{i=0}^{2M} W_m^j \chi^j[k+1]^- \quad (16)$$

进一步,利用目标模型的先验知识可得出

$$\begin{cases} \mathbf{x}[k+2]^- = F(\mathbf{x}[k+1]^-), \\ \mathbf{x}[k+3]^- = F(\mathbf{x}[k+2]^-), \\ \vdots \\ \mathbf{x}[k+n]^- = F(\mathbf{x}[k+n-1]^-). \end{cases} \quad (17)$$

综合式(16)(17)即可得到未来 n 个决策时刻的预测目标状态 $\mathbf{x}[k+1:k+n]^-$.

根据预测目标状态,可以计算UAV候选控制序列 $u_i^{\text{steer}}[k+1:k+n]^-$ 的期望信息收益 $I_i[k+1:k+n]^-$.根据UAV模型,可得到候选控制序列 $u_i^{\text{steer}}[k+1:k+n]^-$ 下UAV的预测状态 $\mathbf{x}_i[k+1:k+n]^-$.由文献[15]可知 $H^p[k]$ 由 $\mathbf{x}[k]^-$, $\mathbf{z}[k]^-$ 决定,由式(4)可知 $\mathbf{z}[k]^-$ 由 $\mathbf{x}[k]^-$, $\mathbf{x}_i[k]^-$ 决定,因此有 $H^p[k] = H^p(\mathbf{x}[k]^-$, $\mathbf{x}_i[k]^-)$.简记为 $H^p[k]^-$.故可得期望信息收益如下:

$$\begin{cases} I_i[k+1]^- = (H^p[k+1]^-)^T \mathbf{R}^{-1}[k] H^p[k+1]^- , \\ I_i[k+2]^- = (H^p[k+2]^-)^T \mathbf{R}^{-1}[k] H^p[k+2]^- , \\ \vdots \\ I_i[k+n]^- = (H^p[k+n]^-)^T \mathbf{R}^{-1}[k] H^p[k+n]^- . \end{cases} \quad (18)$$

需要说明的是,在对目标未来状态进行预测时,其中的 $\mathbf{x}[k+2:k+n]^-$ 都只考虑了目标先验模型信息,因此,预测目标状态的误差与预测域长

度 n 成正比,期望信息收益亦如此.

4 基于滚动时域控制的在线航迹优化方法(RHC-based on-line trajectory planning algorithm)

在线航迹规划中,由于环境或目标信息不完全,常常采用滚动时域控制(receding horizon control, RHC)或模型预测控制(model predictive control, MPC)策略^[16,17].本文结合第3节对目标状态的预测结果,采用滚动时域控制策略设计了航迹优化的数学模型,并采用遗传算法对其进行求解.

4.1 滚动时域控制模型(Receding horizon control formulation)

令 $\mathbf{u}[k+1:k+T] = [\mathbf{u}[k+1], \dots, \mathbf{u}[k+T]]$ 表示从 k 时刻开始的长度为 T 的控制序列,令 $\mathbf{X}[k]$ 表示当前时刻系统状态.令 $J_{\text{rhc}}(\mathbf{X}[k], \mathbf{u}[k+1:k+T])$ 表示 k 时刻状态 $\mathbf{X}[k]$ 下通过控制序列 $\mathbf{u}[k+1:k+T]$ 可得到的目标函数. RHC方法的主要步骤如下:

1) 由 k 时刻状态 $\mathbf{x}[k]$,计算有限优化时域 T_h 内的最优控制序列:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^*[k+1:k+T_h] = \\ \arg \min J_{\text{rhc}}(\mathbf{X}[k], \mathbf{u}[k+1:k+T_h]). \end{aligned} \quad (19)$$

2) 在一个控制时域范围 T_c ($1 \leq T_c \leq T_h$)内执行最优控制输入.

3) 在 $k = k + T_c$ 时刻重复1)2)步.

在本问题中,笔者的目的是通过控制UAV的运动,控制其对目标的测量,以使得目标的不确定性最小.同时,从优化的角度还应该考虑控制代价与飞行安全代价等因素.综合有

$$J_{\text{rhc}}(\mathbf{X}[k], \mathbf{u}[k+1:k+T_h]) = J_{\text{in}} + J_{\text{u}} + J_{\text{safe}}. \quad (20)$$

综合考虑式(8)与(14),可知信息代价 J_{in} 如下:

$$\begin{aligned} J_{\text{in}} = & \left(\sum_{j=k+1}^{k+T_h} \mathbf{Y}[j] \right)^{-1} = \\ & \left(\sum_{j=k+1}^{k+T_h} [\mathbf{Y}[j]^- + \sum_{i=1}^N I_i[j]] \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (21)$$

信息代价取期望信息收益的倒数,以满足式(19)要求.考虑到环境对传感器视线的遮挡,有

$$\begin{aligned} I_i[j] = & \begin{cases} (H_i^p[j])^T \mathbf{R}_i^{-1}[j] H_i^p[j], & D\mathbf{x}_i[j] \in X^{\text{hV}}(\mathbf{x}[j]), \\ W_{\text{vis}}, & D\mathbf{x}_i[j] \notin X^{\text{hV}}(\mathbf{x}[j]). \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

令 $W_{\text{vis}} \rightarrow 0$ 则表示在所有决策时刻, 都要求目标位于全部UAV传感器视线范围之内.

控制代价 J_u 表示因控制命令改变造成的代价:

$$J_u = \sum_{j=k+1}^{k+T_h} \sum_{i=1}^N (\mathbf{u}_i[j] + \text{Los } C(\mathbf{u}_i[j], \mathbf{u}_i[j-1])), \quad (23)$$

其中:

$$\text{Los } C(\mathbf{u}_i[j], \mathbf{u}_i[j-1]) = \begin{cases} |\mathbf{u}_i[j] - \mathbf{u}_i[j-1]|, & |\mathbf{u}_i[j] - \mathbf{u}_i[j-1]| \leq \mathbf{U}_{\text{max}}, \\ W_u, & |\mathbf{u}_i[j] - \mathbf{u}_i[j-1]| > \mathbf{U}_{\text{max}} \end{cases} \quad (24)$$

为一个控制不平稳代价函数, 通过该项控制代价期望获得平滑的飞行航迹, \mathbf{U}_{max} 为指定阈值. 如果令 $W_u \rightarrow \infty$ 则可以得到一条严格平滑的飞行航迹.

安全代价 J_{safe} 表示UAV经过受限区域的代价:

$$J_{\text{safe}} = \sum_{j=k+1}^{k+T_h} \sum_{i=1}^N \text{Los } R(\mathbf{x}_i[j]), \quad (25)$$

其中

$$\text{Los } R(\mathbf{x}_i[j]) = \begin{cases} 0, & D\mathbf{x}_i[j] \notin X_i^{h_i R}, \\ W_{\text{res}}, & D\mathbf{x}_i[j] \in X_i^{h_i R}. \end{cases} \quad (26)$$

类似地, 如果令 $W_{\text{res}} \rightarrow \infty$, 可以得到一个完全不经过受限空域的飞行航迹.

4.2 遗传算法求解优化航迹(Genetic algorithm for RHC formulation)

对于形如式(19)的多步决策优化问题, 数学上通常可以采用动态规划进行求解, 针对动态规划中的“维数灾难”问题, 也有相应的基于策略迭代的近似求解方法^[17]. 此外, 一些确定搜索算法(如 A^*)也常被用于求解此类问题. 但是, 即使已经有了很多改进, 上述方法在大规模的搜索空间中, 通常还是需要高额的计算代价. 进化计算是一类公认的优化方法并且已经被证明适用于运动规划问题^[2]. 本文采用遗传算法求解问题(19), 并结合滚动时域控制模型在线优化UAV的航迹. 典型遗传算法通常包括编码、适应度评估、选择、交叉与变异等步骤^[18], 下面给出各个步骤的细节设计.

A) 编码.

对于问题(19), 其可行解为 $N \times T_h$ 维矩阵 g , 考虑UAV模型约束, g 中每一项 $u_i[k]$ 均需满足

$$u_i[k] \in [-\eta_{\text{max}}, \eta_{\text{max}}], \quad (27)$$

其中: $i = 1, \dots, N, k = 1, \dots, T_h$. 以每个可行解作为算法的一条染色体, 初始情况下可以随机得

到由 M 条染色体组成的集合: $G = \{g_1, \dots, g_M\}$.

B) 适应度评估.

集合 G 中每条染色体的适应度如式(28)所示, 包括 f_1 与 f_2 两部分:

$$f(g_m) = \underbrace{1/J_{\text{rhc}}}_{f_1} + \underbrace{f_{\text{dis}}(\mathbf{x}^-, \mathbf{x}_i^-)}_{f_2}, \quad (28)$$

其中

$$f_{\text{dis}}(\mathbf{x}^-, \mathbf{x}_i^-) = \begin{cases} \left(\sum_{j=k+1}^{k+T_h} \sum_{i=1}^N |\text{dis}(\mathbf{x}[j]^-, \mathbf{x}_i[j]^-) - d_r| \right)^{-1}, & J_{\text{in}} = 0, \\ 0, & J_{\text{in}} \neq 0. \end{cases} \quad (29)$$

上式中 f_1 为代价函数适应度, 它对应该可行解得到的代价函数的倒数. 由式(20)可知, 代价函数越高, 则解的性能越差, 即意味着染色体的适应度越低 f_2 为解空间适应度, 即当期望信息收益为零时, 控制UAV以指定距离 d_r 围绕估计目标位置作盘旋运动, $\text{dis}(\mathbf{x}[j]^-, \mathbf{x}_i[j]^-)$ 指目标与UAV之间距离, 该因素的存在使得UAV与目标保持合适距离, 避免当两者距离超出UAV传感器观测距离而造成无解.

C) 选择、交叉与变异.

在获得初始的染色体集及其适应度评估之后, 接下来通过选择、交叉与变异等进化操作对以获得更具高适应度值的染色体, 即更优的可行解^[18]. 遗传算法的详细过程不再赘述.

4.3 基于预测目标状态的在线航迹优化算法 (Predicted target state based on-line trajectory planning algorithm)

综上, 在主动感知框架下, 一个基于预测目标状态的集中式在线协作航迹优化算法(ASRTP-Algorithm)如下:

Step 1 给定初始UAV状态 $\{\mathbf{x}_i[0]\}$, 初始目标状态 $\mathbf{x}[0]$, 目标区域地形数据与限制空域 R_o .

Step 2 利用 DUIF-Algorithm 对目标测量 $\{z_i[k]\}$ 进行融合滤波, 获得后验目标状态 $\hat{\mathbf{x}}[k]$.

Step 3 应用式(16)(17)预测未来 n 个决策步的目标状态 $\mathbf{x}[k+1:k+n]^-$, 利用地形高程数据计算目标的可视区域 $X^{hV}(\mathbf{x}[k+1:k+n]^-$.

Step 4 遗传算法求解未来 n 步的最优控制序列 $\{^*u_i^{\text{steer}}[k+1:k+n]\}$.

Step 5 UAV执行 $\{^*u_i^{\text{steer}}[k+1]\}$, 获得新的观测 $\{z_i[k+1]\}$.

Step 6 重复迭代Step 2~ Step 5, 直至结束.

计算时间是上述算法在实践中是否有效的一项关键因素. 遗传算法计算时间是该算法主要时间开销, 决定遗传算法计算时间的因素包括染色体长度(本文由进行协作的UAV数目, 控制序列求解步长 n 决定), 染色体数目与算法结束条件等. 本文通过控制遗传算法最大运行时间来保证算法在每个决策周期之内完成.

5 仿真结果(Simulations and results)

为验证本文方法的有效性, 在Windows环境下建立了多UAV协同目标跟踪仿真环境, 环境基于MATLAB 7.0编程实现, 如图3所示.

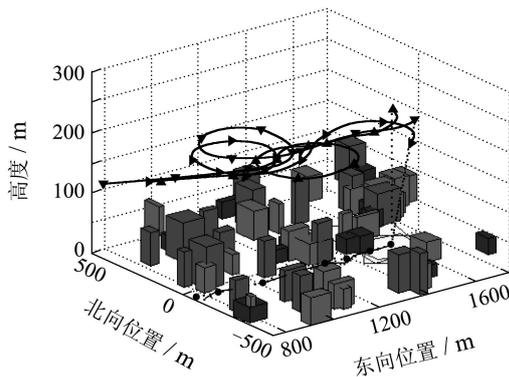


图3 3D跟踪示意图

Fig. 3 Snapshot of target tracking in 3D

仿真中采用3架UAV在城市环境中对单个移动目标进行持续的跟踪. 其中: 1) 模拟城市范围为 $3\text{ km} \times 3\text{ km}$, 城市建筑数目为400; 2) UAV采用2.2节描述的运动模型, 飞行速度 25 m/s , 最大偏航角速度 0.2 rad/s , 飞行高度分别为 200 m , 210 m 与 220 m (10 m 的高度差以实现避碰, 可视区域计算高度为 200 m), UAV携带有测向与测距传感器, 平均测量误差分别为 0.05 rad , 0.05 rad , 10 m ; 3) 目标采用离散化白噪声加速度模型, 目标初始运动速度未知, 速度噪声协方差为 1.4 m/s ; 4) 仿真总时长为 300 s , 单步决策时间间隔为 1 s , 在每个决策时刻, 如果没有视线遮挡则UAV获得对目标的观测; 5) AS RTP-Algorithm设置: $n = 5$, 即估计未来 5 s 目标的位置, 计算相应控制序列, 简记为 $k + 5$, 遗传算法的染色体数目50, 最多运行代数200, 最长运行时间小于 1 s .

图4、图5及表1为单次仿真试验获得的跟踪结果. 图4显示了3架UAV与目标的相对运动轨迹及观测角度. 图5表示融合滤波估计得到的目标位置误差. 可以看出, 目标位置误差保持在较小的水平. 表1显示了目标被观测次数, 至少被一架飞机观测的次数为296次. 上述结果表明AS RTP-Algorithm较好的实现了目标跟踪.

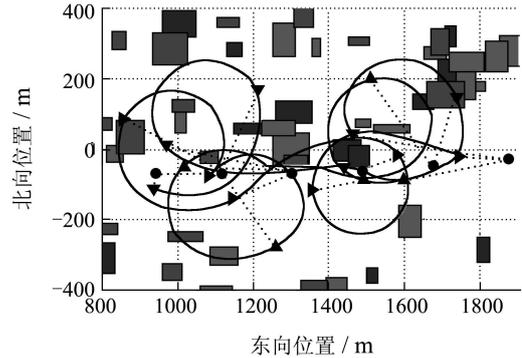


图4 UAV与目标的相对运动轨迹(局部: $k = 100\text{ s} : 200\text{ s}$)
Fig. 4 Actual trajectories of UAVs and the target (Part: $k = 100\text{ s} : 200\text{ s}$)

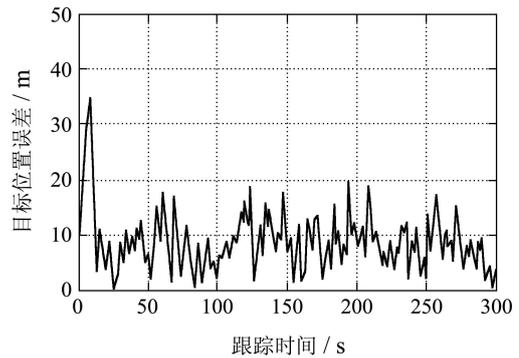


图5 目标位置融合滤波估计误差

Fig. 5 Fusion estimated target position errors

表1 UAV对目标的观测次数

Table 1 Target measured times of UAVs

总时长/s	UAV1	UAV2	UAV3	至少被一架UAV观测
300	247	233	221	296

由于目标运动的随机性和环境的不确定性, 从单次仿真结果还不足以说明本文方法的特点. 为进一步分析本文方法, 通过多次仿真, 统计所有时刻目标测量、滤波和融合滤波的位置误差均方差, 以及目标被观测的总次数. 共进行10次实验, 实验结果如图6、图7所示.

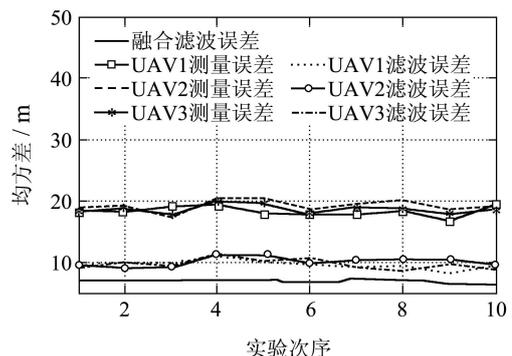


图6 测量、估计以及融合估计目标位置误差均方差
Fig. 6 RMSE of measured, estimated, and fused target position errors

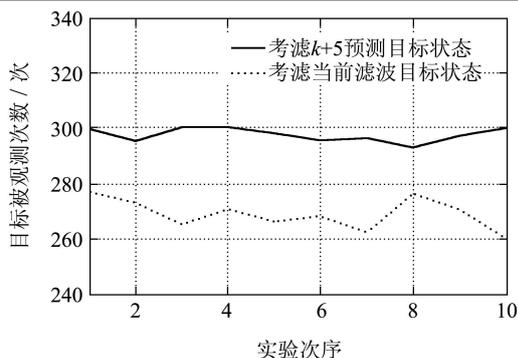


图7 目标被观测次数比较

Fig. 7 Comparison of target measured times

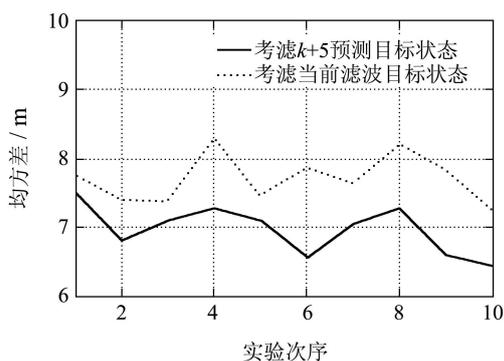


图8 目标位置融合估计误差均方差比较

Fig. 8 Comparison of RMSE of fusion estimated target position errors

从图6可以看出,融合滤波得到的目标位置平均误差保持在一个较小的水平.从图7可以看出,目标被观测的时刻数保持在298次左右,上述结果进一步表明AS RTP-Algorithm能够有效控制UAV对目标进行跟踪.

进一步,为了验证本文方法的性能,在相同的试验条件下,对采用主动感知策略的AS RTP-Algorithm与只考虑目标当前位置无主动感知跟踪(简记为 $k+0$)进行比较,比较内容为目标位置平均误差与被观测次数.实验结果如图7、图8所示.图7可以看出采用 $k+5$ 时刻目标估计位置进行航迹优化后能够提高目标被观测的次数,即目标被观测时间.图8为融合滤波估计得到的目标位置误差的均方差,可以看出,较之与 $k+0$,基于 $k+5$ 时刻目标估计位置进行航迹优化能够有效提高目标位置定位精度.

综合上述仿真结果表明本文所提出的基于主动感知方法的目标跟踪策略能够有效的实现目标跟踪,并具有更好的跟踪性能.

6 总结与展望(Conclusion)

本文提出了一种基于主动感知的多无人机协

同目标跟踪方法.采用分布式无色信息滤波实现融合目标状态估计,结合随机搜索与滚动时域控制设计了一种多UAV在线协同航迹优化算法.仿真结果表明,上述方法能够提升目标跟踪性能.

进一步研究包括:

1) 考虑UAV的速度与高度控制,本文中假定UAV以匀速定高进行运动,实际问题中,不同的UAV速度和高度会带来不同的效果.

2) 针对不同的目标运动模型,不同的目标运动模型,将会极大的影响滤波估计算法的性能,更进一步,实际中目标往往是具有复杂运动模型的机动目标,引入交互多模型方法是一种可能的解决途径.

3) 分析规划时域长度与控制时域长度对跟踪结果的影响:一方面,规划时域越长,全局航迹优化性能越好;另一方面,规划时域越长也意味着对目标状态的预测时间变长,可能带来较大的误差,在两者之间如何权衡是一个值得研究的问题.

4) 本文假定在理想的通信条件下进行,虽然基于信息的递阶融合滤波方法能够减少通信负担,但是,实际中通信延时和丢包依然存在,并将给问题带来严重影响.

参考文献(References):

- [1] Office of the Secretary of Defense of United States. *Unmanned Systems Roadmap 2007-2032*[M]. Washington: DoD of United States, 2007.
- [2] SHAFERMAN V, SHIMA T. Unmanned aerial vehicles cooperative tracking of moving ground target in urban environments[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2008, 31(5): 1360 - 1371.
- [3] RIDLEY M, NETTLETON E, GOKTOGAN A, et al. Decentralised ground target tracking with heterogeneous sensing nodes on multiple UAVs[C]//*The 2nd International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. California: Springer-Verlag, 2003: 545 - 565.
- [4] VERCAUTEREN T, WANG X. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 2997 - 3009.
- [5] CAMPBELL M E, WHEELER M. Cooperative tracking using vision measurements on seascan UAVs[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2007, 15(4): 613 - 627.
- [6] FREW E W. Cooperative standoff tracking of uncertain moving targets using active robot networks[C]//*Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2007: 3277 - 3282.
- [7] KIM J, KIM Y. Moving ground target tracking in dense obstacle areas using UAVs[C]//*The 17th IFAC World Congress*. Seoul: Elsevier, 2008.

- [8] YANG P, FREEMAN R A, LYNCH K M. Distributed cooperative active sensing using consensus filters[C] // *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2007: 405 – 410.
- [9] FREW E W. Approximating information content for active sensing tasks using the unscented transform[C] // *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. New York: IEEE, 2008: 2559 – 2564.
- [10] TRIPLETT B I, KLEIN D J, MORGANSEN K A. Cooperative estimation for coordinated target tracking in a cluttered environment[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2009, 14(3): 336 – 349.
- [11] CHUNG T H, BURDICK J W, MURRAY R M. A decentralized motion coordination strategy for dynamic target tracking[C] // *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2006: 2416 – 2422.
- [12] HARTIKAINEN J, SARKKA S. Optimal filtering with Kalman filters and smoothers—a manual for MATLAB toolbox EKF/UKF[EB/OL]. Espoo, Finland, 2008. www.lce.hut.fi/research/mm/ekfukf/.
- [13] LEE D J. Unscented information filtering for distributed estimation and multiple sensor fusion[C] // *AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*. Hawaii: AIAA, 2008.
- [14] GROCHOLSKY B. *Information-theoretic control of multiple sensor platforms*[D]. Sydney: The University of Sydney, 2002.
- [15] LEE D J. Nonlinear estimation and multiple sensor fusion using unscented information filtering[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 15(12): 861 – 864.
- [16] KUWATA Y. *Trajectory planning for unmanned vehicles using robust receding horizon control*[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [17] FREW E W, LANGELAAN J W, STACHURA M. Adaptive planning horizon based on information velocity for vision-based navigation[C] // *AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*. South Carolina: AIAA, 2007: 3822 – 3841.
- [18] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.

作者简介:

王林 (1981—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为无人系统任务控制、多无人机协同控制, E-mail: wanglinhunan@gmail.com;

彭辉 (1980—), 男, 博士, 目前研究方向为多无人机协同控制、有人/无人协同控制, E-mail: penghui.ph@gmail.com;

朱华勇 (1971—), 男, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为无人系统任务规划、任务控制, E-mail: nethead@vip.sina.com;

沈林成 (1965—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向包括无人作战系统技术、飞行器任务规划等, E-mail: lcshe@nudt.edu.cn.

(上接第299页)

- [3] 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.
- [4] LIN Z Y. *Coupled dynamic systems: from structure towards stability and stabilizability*[D]. Toronto, Canada: Department of Electrical and Computer Engineering, University of Toronto, 2006.
- [5] JIN J D, ZHENG Y F. The Consensus of multi-agent system under directed network—a matrix analysis approach[C] // *2009 7th IEEE International Conference on Control and Automation*. Piscataway, United States: IEEE Computer Society, 2010: 280 – 284.
- [6] REN W, ATKIN E. Second-order consensus protocols in multiple vehicle systems with local interactions[C] // *AIAA Guidance, and Control Conference and Exhibit*. USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics(AIAA), 2005.
- [7] WIELAND P, KIM J S, SCHEU H, et al. On consensus in multi-agent systems with linear high-order agents[C] // *Proceedings of the 17th IFAC World Congress, 2008*. Coex, South Korea: International Federation of Automatic Control(IFAC), 2008: 1541 – 1546.
- [8] JIN J D, ZHENG Y F, SHAO H B, et al. Consensus problem of second-order multi-agent system in directed network: a matrix analysis approach[C] // *Control and Decision Conference(CCDC), 2010 Chinese*. Piscataway, United States: IEEE Computer Society, 2010: 3970 – 3975.
- [9] HORN R A, JOHNSON C R. *Matrix Analysis*[M]. England: Cambridge University Press, 1985.

作者简介:

金继东 (1962—), 男, 副教授, 在职博士研究生, 目前研究方向为多个系统的基础理论与应用, E-mail: jjd@cueb.edu.cn;

郑毓蕃 (1941—), 男, 教授, 上海大学系统科学研究所所长, 墨尔本大学荣誉教授, 近年研究方向是非线性复杂性、复杂网络系统及在生命科学的应用, E-mail: yfzheng@staff.shu.edu.cn.