无人机群协同跟踪地面多目标导引方法研究

牛轶峰^{1*}, 刘俊艺¹, 熊进², 李杰¹, 沈林成¹

1. 国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073;

2. 国防大学联合作战学院, 石家庄 050084

* E-mail: niuyifeng@nudt.edu.cn

收稿日期: 2019-08-21; 接受日期: 2019-11-21; 网络版发表日期: 2020-04-03

国家自然科学基金(批准号: 61876187)资助项目

摘要 多机协同目标跟踪是无人机系统的典型任务之一. 由于军事任务的集群性, 在实际中常需要跟踪多个不同的目标. 如何使用尽量少的无人机对多个目标实施有效跟踪, 以提高系统鲁棒性和定位精度, 是一个重要的研究课题. 本文针对复杂环境下无人机群协同跟踪地面多目标过程中的关键问题进行研究, 设计了复杂环境下无人机群协同跟踪多目标系统架构, 提出了考虑遮蔽区域机群跟踪多目标动态分组算法、自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波融合算法和障碍条件下机群协同目标跟踪运动快速导引方法. 通过仿真试验和飞行试验, 验证了本文方法的有效性. 最后, 对该领域的下一步研究方向进行了展望.

关键词 无人机群, 协同控制, 多目标跟踪, 状态融合估计, 运动导引

1 引言

当前, 无人机系统(unmanned aircraft systems, UAS)的首要任务就是情报监视与侦察(intelligence, surveillance, and reconnaissance, ISR). 随着场景的日益复杂和技术的不断进步, 搭载有各种传感器的无人机群系统已被广泛应用于协同探测任务, 包括区域覆盖搜索、重大活动监视、目标跟踪定位以及应急搜救等^[1]. 在军事任务中, 目标通常具备多种作战单元协作的大规模集团式行动特征. 而无人机群系统具有很强的机动能力, 它们的空间分布能够动态改变以适应环境的变化以及目标运动. 无人机群不但需要对特定单个目标进行精确的跟踪, 更需要同时保持对多个目标

群的跟踪, 实现无人机群系统资源利用的最大化, 如图1所示. 因此, 对装备有探测类传感器的无人机群系统协同跟踪地面多目标的研究具有极高的应用价值. 然而, 设计这样一种有效的无人机群多目标跟踪系统仍然面临诸多挑战, 其难点主要集中在三个方面: (1) 战场环境的不确定性; (2) 目标状态的不确定性; (3) 传感器观测的不确定性.

战场环境的不确定性主要体现在突发威胁和障碍、通信延迟和中断以及各种支援条件的变化等. 目标状态的不确定性主要体现在目标的衍生与消失(隐蔽、伪装与欺骗)、未知的目标属性以及运动状态不确定等. 传感器观测的不确定性主要包括传感器固有的随机量测噪声, 由于无人机抖动导致的角度剧变引

引用格式: 牛轶峰, 刘俊艺, 熊进, 等. 无人机群协同跟踪地面多目标导引方法研究. 中国科学: 技术科学, 2020, 50: 403–422

Niu Y F, Liu J Y, Xiong J, et al. Research on guidance method of cooperative tracking ground multi-target using UAV group (in Chinese). Sci Sin Tech, 2020, 50: 403–422, doi: 10.1360/SST-2019-0296

图1 (网络版彩图)无人机群协同跟踪地面多类型目标示意图

Figure 1 (Color online) Illustration of UAV group cooperative tracking ground multiple types of targets.

发定位跳动, 目标检测过程中产生的虚警和漏警等。

要完成不确定性条件下无人机群协同跟踪地面多类型目标这一典型任务, 需要首先基于多传感器信息融合获取目标的运动状态, 在此基础上, 实现对无人机群的运动导引, 以使各无人机有效跟踪各目标。本文首先分析了该领域国内外研究现状和发展趋势, 然后建立了无人机群协同跟踪多目标的问题求解框架, 针对多机跟踪多目标分组、运动导引以及目标状态融合估计等关键问题进行研究, 最后通过综合仿真和飞行试验, 验证了本文方法的有效性。

2 国内外研究现状分析

2.1 无人机群协同目标状态融合估计

目标状态的精确估计是实现整个跟踪过程稳定有效且精确定位的前提, 需要对各类不确定性进行建模, 寻求最佳解决方案, 以提升无人机群协同跟踪效能。由于传感器观测误差、目标定位误差以及地面移动目标的密集性、机动性及遮蔽伪装欺骗等影响, 会导致目标的定位不准、跟踪困难, 如何采用更有效的滤波方法以提升目标定位精度, 面临巨大挑战。

文献[2]考虑到传统的无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法可能会导致诸如在非高斯系统下精度变低和噪声影响下滤波间断等问题, 提出了自适应鲁棒性UKF算法, 有助于抵消噪声对滤波估计的影响。文献[3]针对目标跟踪过程中目标可能会丢失的问题, 在UKF算法的基础上引入了衰减存储滤波器

和自适应因子, 通过关联目标丢失前的数据, 减小了估计误差并防止滤波发散。文献[4]针对非线性系统中的目标跟踪问题, 提出了基于“当前”统计模型的后向迭代容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)算法, 对目标数据跳变具有迅速响应优势, 可有效应对目标快速机动。文献[5]针对传统的交互多模型粒子滤波算法的不足, 提出了一种基于目标速度实时变化的交互多模型粒子滤波遗传算法, 可以使得目标模型的匹配性更高, 滤波更加精确。文献[6]针对目标群跟踪中基础粒子滤波算法在解决点量测的非线性非高斯问题过程中, 受测量偏差或未知分布边界误差影响而导致样本贫化的问题, 提出了基于广义似然函数加权的粒子滤波(particle filter, PF)算法, 提升运算速度, 降低运算误差。文献[7]针对目标的不确定性, 提出了交互多模型的无迹卡尔曼粒子滤波算法(unscented Kalman particle filter, UPF), 用无迹卡尔曼滤波的均值和方差做粒子滤波的最优建议密度分布函数, 指导粒子滤波进行采样, 提升滤波精度。文献[8]提出了一种基于一致性理论的事件驱动协同UKF算法, 并用于多无人机协同跟踪目标, 可以有效减轻通信带宽的压力。

综上, 关于目标状态融合估计方法的研究比较广泛, 但是在解决非高斯非线性系统中的滤波精度问题, 还有待研究, 如采用自适应交互多模型的模型匹配方法, 并结合无迹卡尔曼粒子滤波的方法或联邦滤波的目标状态融合估计方法, 可以有效提升精度。

2.2 无人机群协同目标跟踪运动导引

对地面运动目标跟踪有多种方式, 常用主要是Persistent跟踪和Standoff跟踪^[9]。Persistent跟踪是指被跟踪对象持续保持在无人机传感器的有效观测范围内, 简称为“持续跟踪”; Standoff跟踪要求无人机与目标保持一定的距离, 同时保证无人机对目标的观测覆盖, 简称为“保距跟踪”。

运动导引在目标跟踪任务是机群队形控制的重要内容。从无人机飞行控制的实现方式上, 可以分为两类: 一种是“轨迹规划/轨迹跟踪+指令跟踪和稳定控制”, 另一种是“导引律+指令跟踪和稳定控制”。前者主要解决既考虑任务时敏性要求, 又考虑路径代价的运动导引控制问题, 如目标变化和恶劣气象等; 后者主要解决需要考虑外部状态反馈的任务, 如会合、空地目标跟踪、避障、着陆等。同时, 基于导引律方式

的无人机精细时间运动导引方法, 具备计算复杂度低、实时性好等特点, 能够很好地满足无人机跟踪/规避的任务需求^[10].

针对航迹规划的求解方式, 文献[11]系统性地分析了多无人机协同目标跟踪过程中地理分散、目标不确定、任务过程时空变化以及资源有限等问题, 提出了面向Standoff跟踪的无人机群协同单目标跟踪航迹优化模型和面向Persistent跟踪的无人机群系统单目标跟踪航迹优化模型. 文献[12]分析了无人机跟踪目标过程中出现的无法相互连通的系统通信拓扑, 提出了给予有限时间预测目标状态的主动感知求解框架, 使用滚动时域控制的方法对无人机在线航迹优化进行建模. 文献[13]针对城市环境考虑了避碰和通信问题, 基于有限状态机提出了机群起飞、目标搜索、任务指派、目标跟踪等控制逻辑, 利用几何关系(相对位置、方向、速度比和最小转弯半径)设计了在线路径生成算法. 文献[14]采用基于吸引信息素的协同路径规划, 实现全局重点扫描, 目标快速定位, 并根据目标的优先级实现有效跟踪并规避威胁.

针对目标跟踪的运动导引问题, 文献[15]研究了无人机群协同跟踪移动目标群的方法, 通过 k -means聚类算法对目标进行分组, 使用向量场制导方法, 设计了可变的Standoff半径, 实现对地面目标组的跟踪. 但没有考虑环境的复杂性, 如遇到威胁区域、禁飞区域, 或者目标被遮挡等情况, 在这些情况下目标丢失的概率变大, 影响到对目标的跟踪. 文献[16]使用李雅普诺夫向量场方法建立一个导引向量场对无人机的航向进行引导, 使无人机以一定的半径绕目标飞行, 从而保证多无人机在对目标进行盘旋跟踪过程中的避碰和不同视角上的监视. 文献[17]针对有时间约束的无人机群协同Standoff跟踪需求, 基于自适应滑模控制方法构建制导矢量场, 引导无人机对目标进行定距盘旋跟踪. 文献[18]针对参考点制导律(reference point guidance, RPG)存在的参考视线与相对速度方向夹角需要保持锐角, 转弯速率在无人机运动方向远离目标情况下太小等问题, 设计了基于改进RPG方法的多机协同Standoff目标跟踪横侧向制导律和纵向制导律. 文献[19]针对地面固定目标设计了一种仅依赖于传感器的制导律, 引导无人机对地面匀速目标和变速移动目标的定距盘旋跟踪.

采用最优控制思想求解目标跟踪最优控制量的方

法也被广泛应用, 包括模型预测控制和滚动时域优化方法. 文献[20]针对两架无人机仅有角度测量的情况, 基于最大化目标位置估计精度, 提出一种协同随机运动目标Standoff跟踪控制方法, 采用非线性模型预测控制实现无人机协同分布式在线优化控制. 文献[21]采用基于学习的模型预测控制(learning based model predictive control, LBMPC)来实现在跟踪空中目标的同时以期望的几何模式形成一组多个协作无人机群, 提供安全性、稳健性和收敛性的保证. 文献[22]采用扩展信息滤波实现目标状态融合估计与预测, 建立了多无人机协同目标跟踪运动控制的滚动时域优化模型, 在提高无人机与地面站之间信息成功传输概率与降低目标状态估计不确定性之间实现折中, 以达到通信与观测的联合优化.

在不确定环境中, 无人机往往会遇到一些威胁或者障碍, 需要对其进行规避才能继续完成任务. 避障一般有两类方法^[23]: 一种是通过预先全局规划形成多个备选方案, 另一种是利用无人机机载传感器对障碍进行探测, 根据障碍状态进行航迹重规划. 文献[24]将参考点航路跟踪制导法进行改进设计障碍规避制导律, 确定了规避制导的时机和参考点的选取原则.

现阶段研究主要关注对地面单个机动目标的协同跟踪, 对多目标跟踪的研究还有待进一步深入. 跟踪多目标与单目标的区别在于, 多目标跟踪涉及目标动态分组问题, 同时无人机运动导引算法实时性要求高, 计算量大的运动导引方法很难达到实际应用要求. 而采用制导律的方法优点在于实时性高, 但是制导律控制精度还有待提高.

3 复杂环境下多机协同跟踪多目标系统设计

3.1 问题分析与系统架构

如图2所示, 在无人机目标跟踪任务过程中, 先由无人机根据预先信息对任务区域进行探测, 在发现目标后, 对目标进行定位和估计. 对目标的跟踪阶段中最主要的任务就是提供准确持续的目标状态信息.

无人机要实现持续提供准确的目标状态信息, 本文做以下几点假设:

(1) 无人机执行跟踪任务前, 通过事先侦察等方法获得目标状态的先验知识;

图2 目标跟踪任务过程

Figure 2 Task process of target tracking.

(2) 无人机携带有传感器, 并且带有云台, 可以实现全方位的探测能力;

(3) 无人机装备有自主飞行控制系统, 能够根据控制指令在线调整无人机状态。

复杂环境下无人机群协同跟踪地面多目标需要重点考虑以下三个问题。

(1) 多目标动态分组的问题。从资源优化的角度, 多目标跟踪问题的目标是以尽可能少的无人机跟踪尽可能多的目标。无人机探测范围与飞行高度以及传感器视场(受云台影响)有关, 每个时刻传感器只有一个

视角, 即只能观测一块区域。目标分组算法需要考虑如何分配各个无人机对地面多个目标的跟踪任务, 才能既保持对目标的持续跟踪, 又充分发挥无人机的效能。

(2) 目标状态融合的问题。无人机跟踪的起点是对目标的状态估计, 只有提升目标估计精度, 才能不断提升目标跟踪的准确性。在无人机探测过程中, 目标的状态估计受多种因素影响, 包括无人机姿态偏差、传感器姿态偏差、图像处理算法偏差、坐标转换偏差等。为缩小定位误差, 需要有效的目标状态分布式融合估计方法。

(3) 无人机群运动导引的问题。在任务分配完成后, 无人机需要对目标进行持续跟踪。无人机对目标的有效跟踪也反过来影响着目标定位的效果。在复杂环境下, 无人机飞行空域还存在障碍和禁飞区域等无人机无法进入的区域。无人机运动导引算法除了需要解决对目标的有效跟踪的问题, 还需要在无人机遇到无法进入的区域时保持对目标的跟踪。

针对上述三个问题, 设计了无人机群协同跟踪地面多目标系统架构, 如图3所示。其中, 多目标分组模块主要负责通过有效合理的多目标分配, 在无人机数

图3 (网络版彩图)无人机群协同跟踪地面多目标系统架构

Figure 3 (Color online) System architecture of UAV group cooperative tracking ground multi-target.

量有限的情况下覆盖更多的目标. 目标状态融合估计模块主要是融合目标的运动信息, 为后续的无人机运动导引提供依据. 无人机运动导引模块是在获得目标状态后, 对目标进行跟踪. 在分层递阶分布式目标跟踪问题求解框架中, 无人机之间通过局部信息交互, 由分布式协同控制器对全局任务进行规划和协调.

根据图3的系统架构, 对无人机群协同跟踪地面多目标的任务过程进行阐述. 首先根据已经获取的初始目标信息, 将目标进行分组. 分组完成后, 对无人机资源进行分配, 使无人机机载传感器能够覆盖尽可能多的目标. 然后使用传感器对目标进行观测, 经过信息处理, 可分别得到目标的状态信息. 对来自不同无人机的传感器信息进行融合, 得到更加精确的目标状态. 利用新的目标状态重新对目标进行分组和无人机资源分配. 最后根据目标分组信息, 实时引导无人机跟踪目标. 在对地面多个目标的跟踪过程中, 由于目标数量多, 且运动状态不确定, 导致目标的位置可能会很分散, 需要保持对目标的观测覆盖. Standoff跟踪要求无人机在目标上空盘旋跟踪, 使得无人机能够对目标组进行不同方位的观测, 目标丢失概率较低. 因此, 本文重点研究多目标的Standoff跟踪方法.

3.2 无人机群协同跟踪地面多目标要素建模

3.2.1 地面目标运动模型

对地面目标的跟踪与定位, 主要考虑建筑物、人群、车辆等静止或者速度慢但不确定性大的目标. 对目标的精确跟踪需要得到目标的精确状态, 良好的目标模型有助于得到更为精确的目标状态. 由于一般地面目标运动范围小, 可以假定目标的高度恒定. 由于

地面目标相对于无人机的大视场而言, 体积很小, 在对目标进行建模的时候可以将其看作质点. 为了更加准确地描述目标的运动状态, 需要对目标的位置、速度和加速度信息加以分析. 目标运动的状态向量为 $\mathbf{X}(k) = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{x} \ \ddot{y}]^T$, 其运动模型描述为

$$\mathbf{X}_i[k+1] = \mathbf{A}\mathbf{X}_i[k] + \mathbf{w}[k], \quad (1)$$

其中, $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{w}[k]$ 为过程噪声.

下面给出3种常见的目标运动模型^[25].

(1) 匀速运动模型: 用来描述目标在匀速直线运动时的模型, 目标加速度为0. 状态转移矩阵 $\mathbf{A}_{cv}$ 为(T 为采样周期):

$$\mathbf{A}_{cv} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

(2) 加速运动模型: 当目标作加速度不确定直线运动时, 目标加速运动过程中加速度不确定, 状态向量中包含加速度可以较准确描述加速运动周期内的状态变化. 状态转移矩阵 $\mathbf{A}_{ca}$ 为

$$\mathbf{A}_{ca} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

(3) 转弯运动模型: 用来匹配目标转弯运动状态. 状态转移矩阵 $\mathbf{A}_s$ 为(ω 为角速度):

$$\mathbf{A}_s = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\omega T)/\omega & 0 & 0 & (1 - \cos(\omega T))/\omega^2 & 0 \\ 0 & \cos(\omega T) & 0 & 0 & \sin(\omega T)/\omega & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \sin(\omega T)/\omega & 0 & (1 - \cos(\omega T))/\omega^2 \\ 0 & 0 & 0 & \cos(\omega T) & 0 & \sin(\omega T)/\omega \\ 0 & -\omega \sin(\omega T) & 0 & 0 & \cos(\omega T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega \sin(\omega T) & 0 & \cos(\omega T) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

3.2.2 任务环境中的障碍和遮蔽区域建模

在无人机飞行过程中, 可能会遇到飞行空域限制、敌方雷达探测区域或者防空武器打击区域等无人

机不能进入的区域. 在任务过程中, 障碍和禁飞区域的存在给无人机任务的顺利执行带来了很大的影响. 相对于无人机的可飞空域而言, 障碍和禁飞区域的面积

较小. 为了简化问题, 将一定高度层的障碍和禁飞区域建模为圆形:

$$R = \bigcup_i r_i, \quad (5)$$

其中, r_i 为第 i 个障碍区域或者禁飞区域的外接圆.

为便于文中所提出的算法对任务环境中的遮蔽区域进行处理, 采用遮蔽区域的外接圆来表示遮蔽区域, 其位置和半径可以通过事先得到的环境数据进行计算.

4 考虑遮蔽区域多机跟踪多目标动态分组

4.1 考虑遮蔽区域的多目标分组算法

在无人机执行跟踪任务的过程中, 经常会出现目标被遮蔽的情况, 比如被山丘、高建筑、大树等遮蔽. 在目标被遮蔽后无人机无法对目标进行观测和跟踪. 在出现目标被遮蔽的情况后, 要使无人机能够持续跟踪目标, 需要根据遮挡区域的信息做出相应的决策, 如图4所示.

本文采用基于层次聚类的目标分组算法, 在有遮蔽情况下使用最小外接圆来描述目标组. 遮蔽物的体积一般不大, 可以容纳在无人机的传感器视场之内. 因此, 由于目标进入遮蔽区域后无法对目标进行有效

观测, 本文考虑在出现目标进入遮蔽区域的情况后, 将进入遮蔽区域的目标先单独分为一个组, 其中心为遮蔽区域的中心, 其半径为遮蔽区域的半径. 然后将其与其他的目标组一起作为目标分组算法的初始状态, 继续进行求解. 如图5所示, 可以得到在目标进入遮蔽区域后, 目标组的半径计算方法.

(1) 先将处于遮蔽区域内目标的坐标设定为遮蔽区域的中心位置, 使用这个位置计算整个目标组的中心点.

(2) 计算类中心到遮蔽区域中心点的距离 $D_{i,k}$, 则包含遮蔽区域的目标组的半径为

$$R_k = R_c + D_{i,k}, \quad (6)$$

其中, R_c 为遮蔽区域的半径.

考虑遮蔽情况的多目标分组算法流程如算法1所示.

算法1 考虑遮蔽情况的目标分组算法

(1) 初始化: 若为第一次聚类, 则将每个目标归为一类, 否则, 使用上一次的聚类结果作为初始分配结果. 如目标在遮蔽区域外, 每一类的中心为目标的位置, 类的半径设为0; 若目标在遮蔽区域内, 则认为目标的坐标为遮蔽区域的中心, 其所属类中心为遮蔽区域的中心, 其半径为遮蔽区域半径.

(2) 计算每两个类中心位置的距离, 取其中的最小值, 若最小距离小于 $R_{\max}$ (机载传感器探测半径), 则将这两类合并为一类. 若最小距离大于 $R_{\max}$, 则维持原来的分组.

(3) 计算每个类的包围圆的半径大小, 若半径大于 $R_{\max}$, 则将距离圆心最远的目标分离出去, 单独分为一类. 若半径都小于 $R_{\max}$, 则维持原来分组.

(4) 重复第2步、第3步, 直到不需要再进行目标组的合并和分离, 算法结束.

4.2 基于多目标分组的无人机群调度

4.2.1 问题形式化

在目标分组完成后, 需要对每个目标组分配用于跟踪的无人机. 这是一个无人机群调度问题, 目标是使无人机到达时间最短, 且无人机观测到尽可能多的目标, 并使无人机覆盖范围最大, 以便在出现目标分离或者出现新目标的情况下, 无人机能够迅速反应. 无人机群调度优化目标如下:

图4 (网络版彩图)考虑遮蔽情况目标分组示意图

Figure 4 (Color online) Illustration of target grouping considering obscuration.

图 5 (网络版彩图)目标进入遮蔽区域情况示意图

Figure 5 (Color online) Illustration of target entering a sheltered region.

$$\min J = \sum_j \left\{ \xi_1 \cdot x_{ij} \cdot (d_{ij} - Ds_j) + \xi_2 \cdot \left(\sum_i x_{ij} - N_j \right) \cdot \varepsilon \left(N_j - \sum_i x_{ij} \right) \right\}, \quad (7)$$

其中,

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{无人机 } i \text{ 跟踪目标组 } j, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (8)$$

d_{ij} 为第 i 架无人机与第 j 个目标组中心的距离, Ds_j 为第 j 个目标组需要的跟踪半径, N_j 为第 j 个目标组的目标个数, ξ_1 和 ξ_2 为固定参数. $\varepsilon(\cdot)$ 为单位阶跃函数.

需要满足一架无人机一次只能跟踪一个目标组等限制条件(N 为无人机的数量):

$$\begin{cases} \sum_i \sum_j x_{ij} = N, \\ \sum_i x_{ij} = 1. \end{cases} \quad (9)$$

最后, 调度结果可记为一个 $m \times n$ 的矩阵 $\mathbf{B}$:

$$\mathbf{B} = [x_{ij}]_{m \times n}. \quad (10)$$

在无人机群调度过程中可能出现下面3种情况.

(1) 无人机的数量大于目标组的数量. 为了能够保证每个目标组都被探测到, 还需满足下面的约束:

$$\sum_j x_{ij} \geq 1. \quad (11)$$

上式表示一个目标组至少有一架无人机跟踪.

(2) 无人机的数量小于目标组的数量. 这种情况下一般有两种处理方式. 第一是目标位置比较分散, 在接下来一段时间内没有聚为一组的趋势. 这样无人机无法保证对所有的目标都进行持续跟踪, 则根据目标组的重要性, 丢弃不重要的目标组. 目标组的重要性可以由地面站操作人员指定, 或者事先规定. 第二是目标位置相对集中, 可以预测目标未来趋势, 若有两个组合为一组的趋势, 则可以将其当成一个组进行跟踪.

(3) 无人机数量等于目标组数量. 这种情况下只需根据无人机位置和目标组位置, 对无人机进行调度.

4.2.2 目标分离/合并的处理

在目标分组完成后, 可能出现目标组分离或者合并的情况. 一种是在目标组分离时, 目标半径减小, 传感器只需要对着目标组中心进行观测, 就可以覆盖所有目标; 另一种是在目标组合并的时候, 目标组的半径变大, 无人机需要将跟踪半径调大, 才能覆盖目标组内的所有目标. 在目标组刚合并的时候, 无人机距离目标组较近, 探测视场较小. 因此, 在目标组合并的时候, 无人机先继续跟踪原来的目标组, 在跟踪距离达到新的目标组的要求后, 无人机会载传感器对新的目标组进行跟踪.

5 复杂环境无人机群协同目标跟踪运动导引

根据上节得到的目标组以及目标状态的预测和估计值, 采用李雅普诺夫导航向量场(Lyapunov guidance vector field, LGVF)生成制导指令引导无人机对地面目标组进行Standoff跟踪, 如图6所示.

Standoff保距盘旋跟踪优势在于: (1) 无人机速度较地面目标速度快, 无法保持直线跟踪; (2) 无人机机载传感器的探测距离有限, 保距盘旋跟踪能够保证无人机对地面目标组的有效探测; (3) 跟踪能够对目标实行不同方位上的观测, 有助于增加对地面机动目标定位的精确性; (4) 保距盘旋跟踪能够降低地面机动目标对无人机的威胁程度, 降低无人机的损毁概率.

LGVF算法仅依赖于无人机和目标在当前时刻的

图 6 (网络版彩图)无人机群协同Standoff跟踪地面多目标

Figure 6 (Color online) Cooperative Standoff tracking of UAV group for ground multi-target.

位置和速度等状态信息, 算法简单、计算量低、稳定性好^[9]. 其生成的矢量场中每一个点的矢量方向为在那个点上无人机的期望航向, 结合避碰势场, 实现无人机在绕地面目标组运动的过程中及时避开障碍和禁飞区域. 由LGVF算法产生的向量场如图7所示.

图 7 (网络版彩图)Lyapunov导航向量场示意图

Figure 7 (Color online) Illustration of Lyapunov navigation vector field.

由于无人机以跟踪目标组中心的方式跟踪目标组, 因此在研究无人机运动导引算法时, 将单个目标组看成在目标组中心的单个目标. LGVF算法能够保证无人机收敛到以目标为圆心的极限环上, 但从图7可以看出, LGVF算法在引导无人机收敛到极限环的过程中, 超调量较小, 收敛速度不足. 在LGVF算法中加入了外环的PID反馈控制, 用以调节算法的收敛速度.

以两机编队保距跟踪为例, 假定其相位角分别为 φ_i 和 φ_j , 期望相对相位角为 $\varphi_{i,j,d}$, 选取如下Lyapunov函数:

$$LV_p = (\varphi_i - \varphi_j - \varphi_{i,j,d})^2. \quad (12)$$

选择角速度:

$$\begin{aligned} \dot{\varphi}_i &= V_0 / Ds, \\ \dot{\varphi}_j &= k_2(\varphi_i - \varphi_j - \varphi_{i,j,d}) + V_0 / Ds, \end{aligned} \quad (13)$$

可得

$$\frac{dLV_p}{dt} = -2 \cdot k_2 \cdot LV_p \leq 0. \quad (14)$$

由上式可知, 无人机之间的相位角会收敛到 $\varphi_{i,j,d}$. 对应

无人机的速度为

$$\begin{aligned} V_{i,0} &= V_0, \\ V_{j,0} &= k_2 \cdot (\varphi_i - \varphi_j - \varphi_{i,j,d}) \cdot Ds + V_0. \end{aligned} \quad (15)$$

则无人机加速度为

$$u_j^V(t) = -k_3 \cdot (V_j - V_{j,0}), \quad (16)$$

其中, k_3 为系数, V_j 为第 j 架无人机原有速度.

使用 LGVF 算法实现无人机群均匀分布在目标上空的时候, 同样会产生算法收敛慢的问题. 针对这个问题设计了基于无人机之间的相位角的反馈控制结构, 加上之前的保距算法, 整体结构如图 8 所示.

经过 LGVF 保角算法得到无人机期望速度后, 将期望速度输出给 LGVF 保距算法模块. LGVF 保距算法模块根据期望速度和期望跟踪距离, 计算得到无人机的期望航向. 再经过姿态解算模块解算成油门和舵偏量, 直接作用到无人机, 引导无人机进行运动. 在无人机运动后, 根据无人机现有位置和目标位置, 计算现有夹角, 与期望角度做差. 差值经过 PID 控制器后, 再进入 LGVF 保角算法模块. 这样, 根据外环的反馈控制结构, 调节 PID 控制器中的参数, 实现加快算法的收敛速度.

在实际情况中, 无人机在空域飞行时会遇到飞行空域限制、敌方雷达探测区域或者防空武器打击区域等威胁或障碍. 如果无人机无法在出现障碍物的时候

对障碍进行规避, 无人机的损毁概率增高, 并且会使无人机无法继续执行任务, 影响任务的完成. 由于无人机探测能力有限, 规避障碍最简单的方法就是在尽量不偏离原有航线的前提下绕开障碍. 无人机避碰区域和碰撞区域如图 9 所示^[26]. 无人机在执行任务的过程中需要对障碍进行规避, 而图中碰撞区域不允许障碍物进入. 考虑到无人机的速度和角度无法进行突变, 因此势场函数必须是可导的, 且导数是连续的.

6 自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波融合

目标状态信息一方面来源于无人机的实时观测结果, 另一方面也引导无人机下一步跟踪的方向. 提高目标状态的估计精度需要依靠精确的滤波方法. 无迹卡尔曼滤波方法在解决非线性、非高斯运动问题中存在较大误差, 而粒子滤波算法存在粒子退化现象, 当建议密度在粒子分布过程中不再发挥作用时, 会出现大规模的粒子退化, 不仅浪费了计算资源, 也会极大程度影响滤波精度. 因此, 结合两种滤波模型的优点的无迹卡尔曼粒子滤波方法, 用无迹卡尔曼滤波的均值和方差做粒子滤波的最优建议密度分布函数, 指导粒子滤波进行采样, 提升滤波精度. 在运动模型选择方面, Blom 和 Bar-Shalom^[27], Liu 等人^[28]提出了交互多模型方法(interacting multiple model, IMM), 已证明了交互

图 8 (网络版彩图)无人机群协同跟踪目标运动导引整体框架

Figure 8 (Color online) Motion guidance framework of UAV group cooperative tracking ground targets.

图9 无人机避碰和碰撞区域示意图

Figure 9 Illustration of UAV collision avoidance and collision area.

多模型在机动目标运动与模型匹配过程中的稳定性, 通过设计自适应多模型转换方法(adaptive IMM, AIMM), 吸收当前运动的观测信息, 进一步提升模型匹配的准确度.

6.1 自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波融合基本结构

为了提升目标状态融合估计精度, 设计了基于自

适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波的联邦滤波融合方法, 如图10所示. 每一架无人机在对目标进行感知定位之后, 对定位信息进行误差检测, 剔除不符合目标当前运动状态的信息, 对目标状态信息在机载处理器上进行自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波, 然后无人机将局部估计值 $\hat{X}_i$ 、误差协方差矩阵 P_i ($i=1,2,3$)通过电台传输给主滤波器UAV $_k$ ($k=1,2,3$), 即无人机间共享全局信息. 每架无人机都充当一个主滤波器的角色, 采用联邦滤波的方法将获得的当前时刻所有局部估计值进行融合, 得到融合后的估计值 $\hat{X}_f$ 和 P_f . 这种方法可以最大程度利用观测信息、保证充分的精度得到目标的位置和速度等状态; 随后每架无人机根据全局“信息守恒”原则将自己所在主滤波器的估计值 $\hat{X}_f$, 信息分配系数的倒数 β_m^{-1} 反馈给子滤波器, 最后, 各架无人机根据本机作为主滤波器的反馈信息进行下一时间步长的滤波更新.

6.2 自适应转弯速率的交互多模型方法设计(AI-MM)

对于地面机动目标而言, 由于跟踪问题的多样性, 目标有许多种不同的运动类型, 比如匀速、加速、急刹车、大幅度转弯、掉头等. 在这个过程中, 如果只使用一种目标运动的状态模型对目标运动进行描述显然不能满足目标跟踪精度的要求, 因此, 交互多模型算

图10 联邦自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波结构

Figure 10 Frame of federated adaptive multi-model unscented Kalman particle filter.

法采用了多个目标运动模型, 设计模型选择函数, 对目标状态进行滤波之后更新模型概率。

传统的IMM算法使用的是一条马尔可夫链, 模型之间的转换比率通过先验知识得到, 并且是固定的, 目标在进行常规运动时可能有效, 在这个过程中, 以模型匹配似然函数为基础的模型概率更新最为重要, 在一些非常规运动时模型之间的转换会有很大误差; 为了尽可能多地加大符合当前目标运动状态的运动模型比例, 本节提出了自适应多模型概率转换方法, 引入量测信息对模型转移概率进行先验计算, 利用当前的观测信息对模型转移概率进行更新, 图11给出了AIMM算法的基本原理图, 多于3个模型的算法原理与此类似。

自适应多模型的目标状态方程和观测方程为

$$\begin{cases} X(k+1) = \Phi_j X(k) + w_j(k), \\ Z(k+1) = H_j X(k) + v_j(k), \end{cases} \quad j \in M, \quad (17)$$

式中, $M=\{m_1, \dots, m_n\}$ 为目标运动模型的集合, Φ_j 为非线性条件下的状态函数, H_j 为非线性条件下的观测函数, $w_j(k)$ 与 $v_j(k)$ 为相应的过程噪声向量, 可由实验测试得到最优的协方差阵. $X(k) = [x \ x \ y \ y \ \ddot{x} \ \ddot{y}]$ 为目标运动的状态向量。

自适应交互多模型算法具体实现如下。

(1) 输入交互

假设滤波阶段采用的粒子数为 N 个, 则每个模型对应的粒子样本集为 $\{\bar{X}_i^n(k|k)\}_{n=1}^N$, 模型概率矩阵为 $U = \{\mu_{ij}(k|k)\}_{n=1}^N$ 。

$$\bar{c}_j^n = \sum_{i=1}^r \pi_{ij}^n \mu_i^n(k), \quad j = 1 \sim r, \quad (18)$$

$$\mu_{ij}^n(k|k) = \sum_{i=1}^r \pi_{ij}^n \mu_i^n(k) / \bar{c}_j^n,$$

$$\bar{X}_{0j}^n(k|k) = \sum_{i=1}^r \bar{X}_i^n(k|k) \pi_{ij}^n(k|k),$$

$$P_{0j}^n(k|k) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}^n(k|k) \left\{ P_i^n(k|k) + [\bar{X}_i^n(k|k) - \bar{X}_{0j}^n(k|k)] \cdot [\bar{X}_i^n(k|k) - \bar{X}_{0j}^n(k|k)]^T \right\},$$

其中, r 表示模型的数量, π_{ij}^n 为模型 i 到模型 j 的一步转移概率, $\mu_i^n(k)$ 为模型 i 在 k 时刻的概率, $\mu_{ij}^n(k|k)$ 为模型 i 到模型 j 的混合概率, $\bar{X}_{0j}^n(k|k)$ 为模型 j 的状态估计值, $P_{0j}^n(k|k)$ 为模型 j 的状态估计协方差。

(2) 模型滤波

对每个模型 m_n 都采用无迹卡尔曼粒子滤波方法, 以 $\bar{X}_{0j}^n(k|k)$ 和 $P_{0j}^n(k|k)$ 作为该模型的输入值, 通过滤波得到该目标运动模型条件下的目标状态估计 $\bar{X}_j^n(k|k)$ 和协方差矩阵 $P_j^n(k|k)$, 参考文献[7]中UPF所述方法。

(3) 自适应多模型概率更新

不同于基本交互多模型算法, 自适应多模型概率更新利用当前获得的模型运动观测信息对马尔可夫链进行实时修正, 提高模型转移概率的普遍性与针对性。得到每个目标运动模型所对应的似然函数:

图 11 联邦自适应多模型结构

Figure 11 Structure of federated adaptive multi model.

$$\begin{aligned}
A_j^n(k) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2} |S_j(k)|^{1/2}} \\
&\quad \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} v_j^T S_j^{-1}(k) v_j \right\}, \\
v_j^n(k+1) &= Z(k+1) - H(k+1) \bar{X}_j^n(k+1 | k), \\
S_j^n(k+1) &= H(k+1) P_j^n(k+1 | k) H(k+1)^T \\
&\quad + R(k+1).
\end{aligned} \quad (19)$$

IMM算法中模型 j 在 $k+1$ 时刻的概率为

$$\mu_j^n(k+1) = A_j^n(k+1) \bar{c}_j^n / \sum_{j=1}^r A_j^n(k+1) \bar{c}_j^n, \quad (20)$$

其中, $v_j^n(k+1)$ 和 $S_j^n(k+1)$ 分别表示模型 j 在滤波更新步中的测量残差及其协方差.

AIMM算法使用最新的量测信息对目标运动模型进行概率更新, 具体方法如下.

计算 $k+1$ 时刻模型 j 的模型概率 $\mu_j(k+1) =$

$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mu_{j,k}^n(k+1)$, 根据公式意义可以知道, $\frac{\mu_i(k)}{\mu_j(k)}$ 越大, 则子模型与机动目标当前运动状态的匹配性越高, 这种情况下其他运动模型向该运动模型的转移概率应当越高, 因此可以利用前后滤波的模型概率实时更新模型间的转移概率. 可以得到转移概率转换的自适应方法: 假设在 k 时刻子模型 j 的概率为 $\mu_j(k)$, 模型 i 切换至模型 j 的转移概率为 $\pi_{ij}(k)$, 在 $k+1$ 时刻模型 i 和模型 j 的模型概率分别为 $\mu_i(k+1)$ 和 $\mu_j(k+1)$. 由于概率不可能为负数, 则转移概率可以如下表示:

$$\pi'_{ij}(k+1) = k_{ij}(k+1) \pi_{ij}(k), \quad i, j = 1, \dots, m, \quad (21)$$

$$k_{ij}(k+1) = \frac{1 + e^{-1}}{1 + l \exp \left(-\frac{\mu_j(k+1)}{\mu_j(k)} \frac{\mu_i(k)}{\mu_i(k+1)} \right)}, \quad (22)$$

其中, l 为比例系数, 根据需要自定义, 在本文中设置为1. 由式(21)和(22)可以得到如下结论:

1) 当子模型 i 和子模型 j 的概率同时增大时,

即 $\frac{\mu_j(k+1)}{\mu_j(k)} > 1$, $\frac{\mu_i(k+1)}{\mu_i(k)} > 1$, 如果 $\pi_{ij}(k+1) = \frac{\pi'_{ij}(k+1)}{\sum_{i=1}^m \pi'_{ij}(k+1)}$, 则 $k_{ij}(k+1) > 1$, 意味着模型 j 相对于模型 i

对当前目标运动状态更加匹配, 则模型 i 向模型 j 的转移

概率应该增大. 如果 $\frac{\mu_j(k+1)}{\mu_j(k)} - \frac{\mu_i(k+1)}{\mu_i(k)} < 0$, 则表明模型 i 在当前时刻对目标运动状态更加匹配, 应该减少模型 j 对模型交互后的影响, 则 $k_{ij}(k+1)$ 会减小, 模型转移概率相应减小.

2) 当子模型 i 和子模型 j 的概率同时减小时, 即 $\frac{\mu_j(k+1)}{\mu_j(k)} < 1$, $\frac{\mu_i(k+1)}{\mu_i(k)} < 1$, 则采用与(1)相同的方法对转移概率进行处理.

3) 当子模型 j 的概率增大而子模型 i 的概率减小时, 即 $\frac{\mu_i(k)}{\mu_i(k+1)} > 1$, $\frac{\mu_j(k+1)}{\mu_j(k)} > 1$, 则意味着模型的转移概率增大, 从而增强模型 j 的作用.

4) 当子模型 j 的概率减小而子模型 i 的概率增大时, $\frac{\mu_i(k)}{\mu_i(k+1)}$ 会减小模型 i 到模型 j 的转移概率.

由于转移矩阵是对称矩阵, 并且转移概率始终 ≤ 1 , 需要对式(22)进行归一化处理, 即

$$\pi_{ij}(k+1) = \frac{\pi'_{ij}(k+1)}{\sum_{i=1}^m \pi'_{ij}(k+1)}. \quad (23)$$

(4) 交互输出

$$\bar{X}(k+1 | k+1) = \sum_{j=1}^r \bar{X}_j(k+1 | k+1) \mu_j(k+1). \quad (24)$$

由此可得到多模型交互滤波后的状态估计.

6.3 分布式融合方法

上述为单机自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波(AIMM-UPF)方法, 当有多架无人机对单个目标进行跟踪时, 将各机的探测信息进行融合, 可以有效提高跟踪的精确性和稳定性. 使用联邦式融合方法的具体实现过程如下所述.

(1) 信息分配过程

$$\begin{cases} Q_i(k) = \beta_i^{-1} Q_g(k), \\ P_i(k) = \beta_i^{-1} P_g(k), \\ \bar{X}_i(k) = \bar{X}_g(k), \\ \beta_i = \left(\|P_i(k | k)\|_F \right)^{-1} / \sum \left(\|P_i(k | k)\|_F \right)^{-1}, \\ \beta_m = 0, \end{cases} \quad (25)$$

其中, β_i 代表各局部子滤波器的信息分配系数, 根据子滤波器的误差协方差阵的Frobenius范数对信息分配的权值进行自适应调整.

(2) 一步预测和滤波

参考文献[7]中方法可得到各子滤波器进行一步预测之后的目标状态估计和协方差.

(3) 信息融合

$$\begin{cases} \hat{X}_g(k+1) = P_g(k+1) \sum P_i^{-1}(k+1) \hat{X}_i(k+1), \\ P_g(k+1) = \left(\sum P_i^{-1}(k+1) \right)^{-1}. \end{cases} \quad (26)$$

随后主滤波器将通过联邦滤波融合后的 $\hat{X}_g(k+1)$, β_i , $\mu_j(k+1)$ 反馈给本机机载的子滤波进行参数更新.

7 无人机群协同跟踪多目标实验验证

7.1 多目标分组与跟踪综合仿真实验

为验证提出的目标分组和无人机调度策略的可行性, 设计了数值仿真实验对其进行验证. 实验采用5架无人机协同跟踪6个目标. 对可能发生的4种典型情况进行综合测试, 包括目标组合并、目标组分离、目标进入遮蔽区域、无人机遇到障碍等情况. 实验条件如表1所示.

多目标跟踪实验结果如图12所示, 图12(a)为初始状态, 在预先的信息下, 指派无人机对目标进行跟踪, 无人机的调度主要考虑了目标组的状态和无人机的位置. 目标一共分为3个组, 组内目标的数量分别为1, 2,

表1 多机跟踪多目标仿真实验条件

Table 1 Simulation experimental conditions of UAV group tracking multi-target

条件	取值
目标初始位置(x, y)	(0, 10), (900, 700), (100, 0) (900, 650), (0, 0), (500, 800)
无人机初始状态(x, y, ϕ , v)	(-200, 0, π , 25), (-200, 600, π , 25), (700, 0, π , 25), (700, 500, 0, 25), (300, 600, 0, 25)
无人机最大最小速度 (m/s)	35, 15
目标组半径设置	$R_{\max}=100$ m
跟踪距离	若目标组半径小于30 m, 对峙距离为80 m; 否则, 根据目标组半径计算
遮挡区域	中心为(450, 600), 半径为30 m
障碍	中心为(0, 370), $r_b=20$, $R_b=60$

3. 五架无人机被分配去跟踪3个目标组. 其中, 拥有3个目标的目标组1由3架无人机跟踪, 其余两组各1架无人机跟踪. 图12(b)为进入正常的跟踪状态. 图12(c)中目标组2进入到遮蔽区域. 目标组进入遮蔽区域后, 无人机需要覆盖整个遮蔽区域, 因此UAV5的盘旋半径变大. 原有目标组1中有一个目标分离出去, 分离出去的目标被单独分为目标组4. UAV1则被分配去跟踪目标组4. UAV2和UAV3继续跟踪目标组1. 图12(d)中目标组2离开遮蔽区域. UAV5的盘旋半径相应减小到原来的值. 同时原有目标组3里的两个目标距离不断变大, 有分离成两个目标组的趋势. 为了保持对目标的持续跟踪, UAV3向新的目标组飞行, 对其进行观测, UAV2继续跟踪目标组1. 图12(e)中UAV3跟踪新产生的目标组5. 并且UAV1在跟踪目标组4的期间遇到障碍物, 对障碍进行了及时规避. 图12(f)为进入正常的跟踪状态. 图12(g)中, 原有目标组1和目标组3进行了合并. 合并之后UAV4和UAV2同时对新的目标组进行跟踪. 合并之后的目标组半径变大, UAV4和UAV2的盘旋半径变大. 实验结果表明了目标分组算法和无人机调度策略在目标跟踪中的可行性.

7.2 多机跟踪非线性运动目标

针对复杂环境下无人机群协同目标跟踪运动导引算法, 验证改进的算法在跟踪非线性运动目标时的性能, 对多机跟踪非线性运动目标进行了仿真实验, 分别使用原始LGVF算法、改进LGVF保距算法和改进LGVF保角保距算法进行实验, 结果如图13所示.

从图13中可以看到, 在跟踪地面非线性运动目标时, 改进算法在跟踪距离和保持相位角方面的性能同样比原始算法优越. 在距离保持方面, 与跟踪地面匀速运动目标时相差不大. 但是在相位角保持方面, 改进的算法相位角误差振幅约在10°. 相比跟踪地面匀速运动目标时的相位角误差大一些, 表明在地面目标进行转弯时, 对无人机之间保持相应相位角有一定的影响.

7.3 多目标跟踪飞行实验

采用3架小型固定翼无人机协同Standoff跟踪地面多个车辆目标为想定开展飞行实验研究, 以验证多机协同多目标跟踪方法的有效性.

固定翼无人机如图14(a)所示, 其中搭载了通信设

图 12 (网络版彩图)无人机群跟踪多目标分组仿真实验结果。(a) 初始状态; (b) 进入跟踪状态; (c) 目标进入遮蔽区域; (d) 目标组分离; (e) 无人机搜索/跟踪新的目标组; (f) 进入新的跟踪状态; (g) 目标组合并

Figure 12 (Color online) Simulation results of multi-target grouping for UAV group tracking. (a) Initial state; (b) entering tracking state; (c) target get into obscured areas; (d) target group separation; (e) UAV searching/tracking new target groups; (f) entering a new tracking state; (g) target group combination.

备、电源和自动驾驶仪等设备。无人机采用GPS进行定位导航, 采用P900进行对地通信。无人机搭载的在线感知模块如图14(b)所示, 采用带有万向节的摄像头对目标进行在线感知定位。系统采用的地面控制站如图14(c)所示, 是由一台六屏便携式计算机、数传电台等组成。构建了多机协同目标跟踪综合实验系统, 如图14(d)所示。系统由地面控制站、无人机平台、通信系统、机载任务控制主机等几个主要部件构成。其中,

地面控制站主要负责监控无人机状态以及信息的接受和转发。任务控制主机通过电台与地面控制站通信, 主要负责目标状态解算、协同运动导引等算法软件。目标解算算法通过无人机状态、图像传感器状态和图像中目标的位置解算出目标的位置。协同运动导引算法通过无人机位置和姿态以及目标位置计算出无人机的理想偏航和理想速度, 引导无人机绕着目标运动。

目标运动速度约为6 m/s, 目标运动模型为分段直

图 13 (网络版彩图)无人机群跟踪非线性运动目标下无人机轨迹图。(a) 原始算法结果; (b) 改进保距算法结果; (c) 改进保角保距算法; (d) UAV1跟踪距离误差; (e) UAV2跟踪距离误差; (f) 两架无人机间的相位角

Figure 13 (Color online) Trajectories of UAV group under tracking nonlinear moving targets. (a) Results of original algorithm; (b) results of improved standoff algorithm; (c) results of improved conformal standoff algorithm; (d) tracking distance error of UAV1; (e) tracking distance error of UAV2; (f) phase angle between two UAVs.

线运动。无人机飞行高度为100 m, 为了保证实验过程中无人机的安全, 3架无人机保持一定的高度差。三架无人机从同一个地方起飞, 经过同一个盘旋点后进入跟踪模式。Standoff跟踪距离为110 m, 飞机巡航速度为18 m/s, 最低速设置为13 m/s, 最高速设置为23 m/s, 最大转弯角为30°。无人机之间的观测相位角设定为120°。

首先完成无人机群多目标分组飞行实验, 3架无人机在空中对某一区域进行覆盖搜索, 搜寻存在的目标, 并实现对地面各目标的检测识别与定位(算法另文研究); 基于无人机的状态完成目标的初步分组, 如图15(a)所示(全部为第三视角), 其中正方形白框为目

标组标识, 圆形为无人机标识; 多个目标处于不同的运动状态, 两机完成分散跟踪, 目标出现交汇情况如图15(b)所示, 其中白色圆圈圈出了无人机, 通过白色线段连接了地面目标, 图中左右上角小图为机载图像; 当两个目标接近并一个方向运动, 目标组合并, 两机实现对同一目标组跟踪, 如图15(c)所示; 当两个目标分离后, 分别调度最佳无人机完成目标的持续跟踪, 如图15(d)所示。

为了验证目标跟踪融合估计的效果, 进行了无人机群跟踪地面目标的飞行实验, 3架无人机以最佳相位差实现对目标协同跟踪与定位, 如图16(a)所示。目标的运动线路分为3个直线段, 期间进行了两次转弯。

图 14 (网络版彩图)无人机群协同目标跟踪飞行试验. (a) 小型固定翼无人机; (b) 机载传感器; (c) 多屏地面站; (d) 试验验证系统

Figure 14 (Color online) Flight test system of UAV group cooperative tracking multi-target. (a) Small fixed-wing UAV; (b) airborne sensor; (c) multi-screen ground station; (d) experimental testing system.

图 15 (网络版彩图)多目标跟踪分组飞行实验结果. (a) 目标分组初始状态; (b) 目标交汇跟踪; (c) 目标合并跟踪; (d) 目标分离跟踪

Figure 15 (Color online) Flight results of multi-target grouping for UAV group tracking. (a) Initial state of target grouping; (b) intersection of target tracking; (c) merge of target tracking; (d) separation of target tracking.

图 16 (网络版彩图)无人机群跟踪地面目标飞行实验结果. (a) 三机单目标跟踪(第三视角); (b) 目标直线运动(地面站); (c) 目标转弯运动(地面站); (d) 目标第二次转弯运动(地面站)

Figure 16 (Color online) Flight results of UAV group cooperative tracking a ground target. (a) Three UAV tracking single target (third perspective); (b) target linear motion (ground station); (c) target turning movement (ground station); (d) target second turn movement (ground station).

可以看到无人机能够较好地跟踪目标, 并且无人机之间保持了一定的相位角。

在获取3架无人机分别对目标进行探测、识别与定位的数据之后, 进行目标状态估计融合, 并将目标位置反馈至机载控制器。由于感知端对目标的识别定位每秒处理5次, 因此数据量很大, 为了显示简洁, 如图17(a)所示, 显示其中两架无人机单机感知算法的定位数据(感知数据)、采用融合算法的定位数据(融合数据)与目标自带差分GPS的定位数据(真值)之间误差的对比。

从图17(a)中可以看出, 单架无人机对目标的定位误差处在0~20 m的范围内, 由于飞行过程中同一时刻无人机对目标的观测角度、飞行高度以及自身的传感器误差不同, 因此在相同时刻的误差也不同, 通过采用自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波融合方法, 对所有无人机的探测信息进行融合, 可以有效提升目标的定位精度, 目标定位的精度控制在10 m之内, 并且数据的稳定性更好, 不会出现大幅度的跳变。

选取UAV4对目标的感知处理结果与融合后的处理结果进行对比, X轴和Y轴的误差对比如图17(b)和(c)所示。从实验结果可以得到融合后的数据在目标估计精度上提升了40%以上, 并且目标融合状态估计的稳定性更好。

基于无人机状态和目标状态信息, 分析目标跟踪的效果如图18所示。图18(a)为三机跟踪地面单目标时的无人机与目标的轨迹图。从图中可以看到, 三架无人机都能有效跟踪地面目标, 并且保持指定距离。图18(b)为无人机与目标之间的跟踪距离图。可以看到, 三机协同跟踪地面单目标时, 无人机与目标的距离都能收敛到期望距离, 并且3架飞机的跟踪距离误差在10 m以内。但是由于无人机的转弯半径限制, 跟踪距离误差会随着目标速度增大而变大。图18(c)为无人机之间的相位角图。可以看到, 无人机之间的相位角的值能够收敛到期望角度附近, 误差幅度约为20°, 略大于仿真结果。但是在目标转弯的时候, 由于无人机的速

图 17 (网络版彩图)目标状态融合估计结果。(a) 融合、感知与差分的数据对比; (b) 融合与感知的数据X轴误差对比; (c) 融合与感知数据Y轴误差对比

Figure 17 (Color online) Results of target state fusion estimation. (a) Data comparison of fusion, perception and difference; (b) X-axis error comparison of fusion and perception data; (c) Y-axis error comparison of fusion and perception data.

图 18 (网络版彩图)无人机群协同目标跟踪状态分析. (a) 无人机与地面目标轨迹; (b) 无人机与地面目标距离; (c) 无人机组间的相位角

Figure 18 (Color online) State analysis of UAV group cooperative tracking ground target. (a) Trajectories UAVs and ground target; (b) distance among UAVs and ground target; (c) phase angle among UAVs.

度变化幅度有限, 误差幅度增大到大约 30° . 实验结果表明, 加入负反馈结构的LGVF无人机制导算法稳定性强, 且能够有效加快跟踪距离和相位角的收敛速度.

8 结论

本文针对复杂环境下无人机群协同跟踪地面多目标的导引方法进行研究, 建立了复杂环境下无人机群协同跟踪地面多目标的系统框架. 提出了考虑遮蔽区域多机跟踪多目标动态分组方法, 通过引入层次聚类的多目标聚类方法, 设计了目标进入遮蔽区域后的策略和目标组的半径计算方法, 可以有效地实现目标的动态分组. 在此基础上, 根据目标和无人机的数量比, 设计了无人机群调度的最佳策略. 针对无人机群观测信息融合问题, 设计了自适应多模型无迹卡尔曼粒子滤波融合算法, 提出了根据当前量测信息对目标运动模型进行自适应匹配的方法, 采用联邦滤波的结构,

对滤波过后的数据进行融合. 提出了复杂环境下无人机群协同地面目标跟踪运动导引方法, 引入Lyapunov制导算法引导无人机对地面机动目标进行Standoff跟踪, 针对无人机飞行空域中存在障碍的情况, 设计了障碍避碰势场; 针对原有Lyapunov制导算法收敛速度慢的问题, 设计了基于目标跟踪距离和无人机相位角的负反馈结构, 有效解决了原有制导算法收敛速度慢的问题. 依靠外场试验条件, 设计了以三机协同目标跟踪为想定的实验验证系统, 对提出的部分关键算法进行了飞行试验验证, 验证了本文提出的运动导引和滤波融合算法的有效性.

虽然在综合仿真和飞行试验验证中, 算法取得了比较好的效果, 但还存在一定不足. 下一步需要贴近实际, 考虑在对抗环境中对多目标进行探测和跟踪, 当目标机动性强或者与无人机跟踪相对抗的场景, 同时要进一步考虑通信延迟、非全局通信拓扑以及异构传感器情况下的目标状态融合估计.

参考文献

- 1 Shen L C, Niu Y F, Zhu H Y. Theories and Methods of Autonomous Cooperative Control for Multiple UAVs (in Chinese). 2nd ed. Beijing:

- National Defense Industry Press, 2018 [沈林成, 牛轶峰, 朱华勇. 多无人机自主协同控制理论与方法. 第2版. 北京: 国防工业出版社, 2018]
- 2 Shi Y, Han C Z. Adaptive UKF method with applications to target tracking (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2011, 37: 755–759 [石勇, 韩崇昭. 自适应UKF算法在目标跟踪中的应用. *自动化学报*, 2011, 37: 755–759]
  - 3 Khalaf W, Chouaib I, Wainakh M. Novel adaptive UKF for tightly-coupled INS/GPS integration with experimental validation on an UAV. *Gyroscopy Navig*, 2017, 8: 259–269
  - 4 Gopinath G R, Das S P. Sensorless control of permanent magnet synchronous motor using square-root cubature Kalman filter. In: *Power Electronics & Motion Control Conference*. Hefei, 2016
  - 5 Keshavarz-Mohammadiyan A, Khaloozadeh H. Adaptive IMMPF for bearing-only maneuvering target tracking in wireless sensor networks. In: *International Conference on Control*. Qazvin, 2016
  - 6 Li Z X, Liu J M, Li S, et al. Group targets tracking algorithm based on box particle filter (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2015, 41: 785–798 [李振兴, 刘进忙, 李松, 等. 基于箱式粒子滤波的群目标跟踪算法. *自动化学报*, 2015, 41: 785–798]
  - 7 Miao S S, Zhou F. IMM iterated unscented Kalman particle filter algorithm for target tracking (in Chinese). *J Chongqing Univ Posts Telecommun (Nat Sci Ed)*, 2015, 27: 44–48 [苗少帅, 周峰. IMM迭代无迹Kalman粒子滤波目标跟踪算法. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2015, 27: 44–48]
  - 8 Song W H, Wang J N, Zhao S Y, et al. Event-triggered cooperative unscented Kalman filtering and its application in multi-UAV systems. *Automatica*, 2019, 105: 264–273
  - 9 Zhang M F, Liu H H T. Cooperative tracking a moving target using multiple fixed-wing UAVs. *J Intell Robot Syst*, 2016, 81: 505–529
  - 10 Niu Y F, Ling L H. Adaptive motion guidance method of avoiding or tracking aerial targets for unmanned aerial vehicles (in Chinese). *J Natl Univ Defense Tech*, 2017, 39: 116–124 [牛轶峰, 凌黎华. 无人机规避或跟踪空中目标的自适应运动导引方法. *国防科技大学学报*, 2017, 39: 116–124]
  - 11 Wang L. Modeling and optimization for multi-UAVs cooperative target tracking (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2011 [王林. 多无人机协同目标跟踪问题建模与优化技术研究. 博士学位论文. 长沙: 国防科学技术大学, 2011]
  - 12 Wang X. An unmanned aerial vehicle autonomously tracking ground moving targets: Algorithm and experiments (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2012 [王勋. 无人机自主跟踪地面运动目标方法与试验研究. 硕士学位论文. 长沙: 国防科学技术大学, 2012]
  - 13 Meng W, He Z R, Su R, et al. Decentralized multi-UAV flight autonomy for moving convoys search and track. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2017, 25: 1480–1487
  - 14 Mahmud I, Cho Y Z. Detection avoidance and priority-aware target tracking for UAV group reconnaissance operations. *J Intell Robot Syst*, 2018, 92: 381–392
  - 15 Oh H, Kim S, Shin H S, et al. Coordinated Standoff tracking of moving target groups using multiple UAVs. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2015, 51: 1501–1514
  - 16 Lim S, Kim Y, Lee D, et al. Standoff target tracking using a vector field for multiple unmanned aircrafts. *J Intell Robot Syst*, 2013, 69: 347–360
  - 17 Oh H, Kim S, Tsourdos A, et al. Decentralised Standoff tracking of moving targets using adaptive sliding mode control for UAVs. *J Intell Robot Syst*, 2014, 76: 169–183
  - 18 Zhao C C, Liang H Q, Zhu M, et al. MUAVs coordinated Standoff target tracking by improved RPG method (in Chinese). *Acta Aeronaut Astron Sin*, 2016, 37: 1644–1656 [赵长春, 梁浩全, 祝明, 等. 基于改进RPG方法的MUAVs协同目标跟踪. *航空学报*, 2016, 37: 1644–1656]
  - 19 Zhang M, Tian P F, Chen X. UAV guidance law for circumnavigating and tracking ground target and its stability proof (in Chinese). *Acta Aeronaut Astron Sin*, 2016, 37: 3425–3434 [张民, 田鹏飞, 陈欣. 一种无人机定距盘旋跟踪制导律及稳定性证明. *航空学报*, 2016, 37: 3425–3434]
  - 20 Zhu Q, Zhou R, Dong Z N, et al. Coordinated Standoff target tracking using two UAVs with only bearing measurement (in Chinese). *J Beijing Univ Aeronaut Astron*, 2015, 41: 2116–2123 [朱黔, 周锐, 董卓宁, 等. 角度测量下双机协同Standoff目标跟踪. *北京航空航天大学学报*, 2015, 41: 2116–2123]
  - 21 Hafez A T, Givigi S N, Ghamry K A, et al. Multiple cooperative UAVs target tracking using learning based model predictive control. In: *Proceedings of 2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. Denver: IEEE, 2015. 1017–1024
  - 22 Liu Z, Gao X G, Fu X W. Co-optimization of communication and observation for multiple UAVs in cooperative target tracking (in Chinese).

- Control Decision, 2018, 33: 1747–1756 [刘重, 高晓光, 符小卫. 基于通信与观测联合优化的多无人机协同目标跟踪控制. 控制与决策, 2018, 33: 1747–1756]
- 23 Mujumdar A, Padhi R. Evolving philosophies on autonomous obstacle/collision avoidance of unmanned aerial vehicles. *J Aerosp Comput Inf Commun*, 2011, 8: 17–41
- 24 Wei R X, Zhou K, Wang S L, et al. UAV guidance law for obstacle avoidance in unknown environment (in Chinese). *Syst Eng Electron*, 2015, 37: 2096–2101 [魏瑞轩, 周凯, 王树磊, 等. 面向未知环境的无人机障碍规避制导律设计. 系统工程与电子技术, 2015, 37: 2096–2101]
- 25 Pan Q, Liang Y, Yang F, et al. *Modern Target Tracking and Information Fusion* (in Chinese). Beijing: National Defense Industry Press, 2009. 32–34 [潘泉, 梁彦, 杨峰, 等. 现代目标跟踪与信息融合. 北京: 国防工业出版社, 2009. 32–34]
- 26 Xiong J, Niu Y F. Guidance law for multi-UAVs collaborative ground target tracking under obstacle environment. In: *Proceedings of 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC 2017)*. Chongqing, 2017. 7219–7223
- 27 Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. *IEEE Trans Automat Contr*, 1988, 33: 780–783
- 28 Liu J Y, Xiong J, Niu Y F, et al. A fusion estimation method for multi-UAV geosynchronous target perception. In: *Proceedings of 13th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA 2018)*. Changsha: IEEE, 2018. 967–972

Research on guidance method of cooperative tracking ground multi-target using UAV group

NIU YiFeng¹, LIU JunYi¹, XIONG Jin², LI Jie¹ & SHEN LinCheng¹

¹ College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

² Joint Operation College, National Defense University, Shijiazhuang 050084, China

Multi-UAV (unmanned aerial vehicle) cooperative tracking target is one of the standard exercises for unmanned aircraft systems, it is important to track multiple targets in actual missions due to the clustering of military missions. It is of great research interest and more difficult to use fewer multi-UAV to track more targets effectively, the aim of which is to be more efficient in tracking, and high precision positioning. This paper explores the key issues in the complex environment of UAV community cooperative multi-target monitoring. The architecture of the UAV group cooperative the multi-target tracking system is built in a complex environment firstly. Then a proposal was made for a dynamic grouping algorithm for multi-target UAV group tracking in an occlusion region, an adaptive multi-model unscented Kalman particle filter fusion algorithm, and a fast guidance method for cooperative target tracking in a restricted environment. The feasibility of the proposed method is validated by simulation and flight test evaluations. Finally, there is a prospect for the next course of research in this field.

unmanned aerial vehicle (UAV) group, cooperative control, multi-target tracking, state fusion estimation, motion guidance

doi: [10.1360/SST-2019-0296](https://doi.org/10.1360/SST-2019-0296)