基于化学反应优化的多无人机地面移动目标协同观测航迹规划

王道波^{①*}, 王寅^②, 蒋婉玥^①, 蒲黄中^③

① 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016;

② 南京航空航天大学航天学院, 南京 210016;

③ 南京航空航天大学无人机研究院, 南京 210016

* E-mail: dbwangpe@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2015-04-05; 接受日期: 2015-05-06

中央高校基本科研业务费专项资金(编号: NS21014090)资助项目

摘要 随着无人机技术的飞跃式发展, 利用无人机跟踪地面目标在军事和民用领域得到了广泛的应用. 鉴于目标所在环境以及运动状态的不确定性, 单一无人机已不能胜任日益复杂的应用环境, 利用多无人机协同跟踪目标成为改善目标跟踪任务鲁棒性的一种有效手段. 本文针对多无人机协同跟踪观测航路难以求解的特点, 提出了一种基于进化算法的近似求解方法, 以解决多无人机对被跟踪目标观测航路的时空优化问题. 本文通过分析以机身以固定安装角连接的传感器在地面有效观测区域模型, 提出了包括目标观测时间和航路安全在内的控制方案, 并采用了一种基于化学反应优化(chemical reaction optimization, CRO)理论框架的启发式求解策略, 规划无人机的最优协同观测航路. 仿真的结果表明, 本文所提出的方法能够实现多无人机协同跟踪地面移动目标的要求, 在满足无人机性能约束和飞行安全的情况下, 具有更长的对目标监测时间.

关键词

无人机
多机协同
持续跟踪
进化算法

1 引言

近年来随着电子技术的飞跃式发展, 无人机在军事和民用领域内得到了极为广泛的应用. 相对于大型无人机研制、使用以及维护成本高, 需要专门的场地用于无人机的起降的特点, 小型无人机具有成本低、起降场地适应性强等优势, 在执行小区域内的目标监测、战场态势评估以及信号中继等任务时表现出了很强的灵活性.

无人机的目标跟踪问题一直是学术界研究的热点和难点, 涉及传感器信息融合、图像处理以及无人机航路规划等多个领域的理论与方法. 小型无人机由于其结构尺寸较小, 带载能力相对有限, 在执行目标跟踪任务时往往无法安装稳定平台, 而直接将传感器设备以预设的安装角固定在机体上, 从而减小无人机的起飞重量和功耗, 延长无人机的续航时间. 由于传感器与机身固连, 在无人机机动时传感器对地的可观测区域也随之变化, 使得被观测对象在一定时间内离开传感器的视场, 减少了无人机对目标的观测时间, 甚至造成目标的永久性丢失. 这种现象

引用格式: 王道波, 王寅, 蒋婉玥, 等. 基于化学反应优化的多无人机地面移动目标协同观测航迹规划. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 583–594
Wang D B, Wang Y, Jiang W Y, et al. Unmanned aerial vehicles cooperative path planning for ground target tracking via chemical reaction optimization (in Chinese). Sci Sin Tech, 2015, 45: 583–594, doi: 10.1360/N092015-00126

在使用单一无人机执行此类任务时显得尤为突出. 如果使用多个无人机协同跟踪同一目标, 可以根据无人机之间的信息共享, 分配各个无人机的工作窗口, 从而提高目标被传感器覆盖时间.

一般来说, 多无人机的协同控制可分为集中式控制和分布式控制两类方法. 集中控制方法用于无人机协同控制的显著特征是具有一个中心节点, 该节点能够根据各无人机的个体信息和无人机所在环境的全局信息, 向个体无人机分派任务并发送相应的控制指令. 与之相反, 分布式的协同控制策略不设核心节点, 而是仅仅依靠个体和其邻域内的其他无人机交互所获得局部信息完成相应任务. 无人机协同跟踪主要涉及目标状态估计和观测轨迹优化两个子问题, 本文所研究的主要内容是基于集中式控制的无人机协同观测轨迹的问题, 因此若无特别说明, 均假设被观测目标在无人机传感器覆盖范围内时, 其运动轨迹已知.

协同跟踪的目的是保持被观测对象始终处于无人机观测传感器的覆盖下. 罗健^[1]采用 Lyapunov 向量场(Lyapunov vector field control, LVC)的航向控制使各无人机收敛到位于目标上空的极限环, 并通过相位控制使无人机均匀分布在极限环上, 实现对目标的协同跟踪. 然而, 这种跟踪方式没有考虑到目标周围环境对跟踪的影响, 且要求目标运动轨迹完全已知. 针对这一局限性, Belkhouche^[2]对环境中的障碍物采取主动避让的策略, 计算出无人机相对于障碍物的速度和位置, 选择安全的区域作为可行域. Cheng^[3]针对城市环境侦查覆盖问题, 提出一种时间最优路径规划方法. Shaferman 和 Shima^[4]针对城市环境下的协同跟踪问题, 建立了摄像机视场在地面覆盖范围的模型, 并将目标被传感器覆盖时间作为全局性的指标引入无人机协同跟踪航路规划问题. 上述方法大多需要已知目标与障碍物的位置信息, 但这类约束在实际应用中往往难以满足. 为改善无人机在被观测对象轨迹未知条件下的跟踪性能, 沈林成研究组^[5]提出了一种无人机持续跟踪问题的求解策略, 将未来时刻的预测目标状态引入航迹优化中, 结合进化算法与滚动时域模型设计了在线航迹规划算法以控制无人机对目标的持续跟踪. Steven 等学者根据无人机和目标的当前位置, 通过动态规划对无人机进行了在线路径规划^[6]. Zhang 和 Xi^[7], Frew^[8]则用滚动优化的预测控制来进行未知环境下的路径规

划. 文献[9,10]较为系统的总结了无人机协同运动规划和协同跟踪控制的几种常见策略和方法, 有兴趣的读者可以参看相关文献, 这里不再赘述.

多无人机协同跟踪的路径规划是一类的多步决策问题, 具有维数大、非线性强和耦合复杂等特点. 常规的数学规划算法在求解这类问题时往往较为困难, 容易陷入局部解, 且计算代价很大. 进化算法是一种启发式优化算法, 易于并行计算, 对需求解的问题无连续、可导等要求, 被广泛应用于解决多无人机协同和目标跟踪问题^[11~13]. 从现有的文献资料来看, 针对多无人机协同目标跟踪的研究大多没有考虑传感器对地面有效观测区域随无人机姿态而改变这一因素. 然而在使用与机体固连的传感器对目标观测时, 这一约束显得尤为重要. 本文针对这一问题, 在分析传感器地面有效观测区域随无人机姿态和位置变化规律的基础上, 结合化学反应优化(chemical reaction optimization, CRO)理论框架, 提出一种多无人机协同跟踪观测轨迹优化问题的求解策略, 以改善多无人机执行地面目标跟踪任务的鲁棒性.

2 问题描述

2.1 无人机模型

假设用于跟踪地面目标的无人机已配备有自动驾驶仪, 能够按照给定的速度、高度和姿态平稳飞行. 本文中用于协同跟踪的无人机均保持同一高度飞行, 因此, 无人机在惯性系下的运动可以简化为 Dubins 模型^[10]. Dubins 模型常用于描述二维平面内以有限角速度运动的移动物体(图 1).

不考虑无人机执行机构的作动时延, 并假设无人机始终保持速度 v_g 和高度 h 匀速飞行. 假设中心节点对无人机飞行状态的采样时间为 T_s , 无人机在惯

图 1 二维平面 Dubins 模型原理图

性系(X_I, Y_I, O_I)下的运动可以表示为

$$\begin{aligned}\dot{\psi}_i(k) &= \frac{g \tan \phi_i(k)}{v_g}, \\ x_i(k+1) &= \frac{v_g}{\dot{\psi}_i(k)} \left[\sin(\dot{\psi}_i(k) T_s + \psi_i(k)) \right. \\ &\quad \left. - \sin(\psi_i(k)) \right] + x_i(k), \\ y_i(k+1) &= \frac{v_g}{\dot{\psi}_i(k)} \left[\cos(\psi_i(k)) \right. \\ &\quad \left. - \cos(\dot{\psi}_i(k) T_s + \psi_i(k)) \right] + y_i(k), \\ \psi_i(k+1) &= \dot{\psi}_i(k) T_s + \psi_i(k).\end{aligned}\quad (1)$$

当航向变化率 $\dot{\psi}$ 为 0 时,

$$\begin{aligned}x_i(k+1) &= v T_s \cos(\dot{\psi}_i(k)) + x_i(k), \\ y_i(k+1) &= v T_s \sin(\dot{\psi}_i(k)) + y_i(k), \\ \psi_i(k+1) &= \psi_i(k),\end{aligned}\quad (2)$$

其中, $\phi_i(k)$ 表示无人机在 k 时刻滚转角, $\psi_i(k)$ 为航向角, 下标 $i(i \in N)$ 表示用于协同跟踪的 N 架无人机.

2.2 传感器地面可观测区域模型

机载对地探测传感器根据其安装方式可以分为带有自稳定云台式探测器和固定安装角式探测器两种主要类型. 带有自稳定云台的探测装置可以自动补偿由于载体姿态变化所引起的传感器对地观测角的变化, 保持探测器对地的观测区域不随无人机的姿态而改变. 而与机体以固定安装角安装的传感器系统, 其对地面的观测区域会随着无人机的运动和姿态的改变而变化. 目前, 针对多无人机协同跟踪观测航迹优化问题的研究多采用具有自稳定功能的传感器系统, 采用固定式传感器系统对地面目标跟踪的工作并不多见. 本文从降低小型无人机起飞重量和功耗的角度出发, 研究在传感器与机体固连条件下协同跟踪观测航路优化问题.

如图 2 所示, 假设传感器安装于无人机的质心处, 传感器探测中心轴线与机身所在平面垂直并指向地面. 设传感器的视场角为 θ , 当无人机以固定高度 h 平飞时, 传感器在地面的可观测区域为以 (x_v, y_v) 为圆心, 半径为 r 的圆形区域(灰色区域). 设 (x_v, y_v) 为无人机在惯性坐标系下的位置, 传感器对地可观测区域的半径 r 可表示为

$$r = h \tan \theta. \quad (3)$$

如图 3 所示, 无人机以一定滚转角 ϕ 飞行时, 传

图 2 平飞时传感器对地可探测区域

图 3 无人机转弯飞行时对地可探测区域

感器在地面的可观测范围变为椭圆形区域. 为方便表述, 定义传感器对地观测坐标系(X_c, O_c, Y_c), O_c 为可观测椭圆区域的中心, $O_c X_c$ 指向椭圆长轴方向, $O_c Y_c$ 为椭圆区域短轴方向. 该椭圆可观测区域边界轮廓上任意一点 (x_c, y_c) 可以表示为

$$\frac{x_c^2}{a^2} + \frac{y_c^2}{b^2} = 1, \quad (4)$$

其中, a 和 b 分别为椭圆区域的长轴和短轴, 可以通过下式计算

$$\begin{aligned}b &= h \tan \theta, \\ a &= 0.5h[\tan(\theta + \phi) + \tan(\theta - \phi)].\end{aligned}\quad (5)$$

传感器对地观测坐标 (x_c, y_c) 与惯性坐标 (x, y) 的转换关系为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_v \\ y_v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{oc} \\ y_{oc} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

(x_v, y_v) 为无人机在惯性系下的坐标, ψ 为无人机的航向角. (x_{oc}, y_{oc}) 为传感器椭圆可观测区域的中心在惯性系下的坐标:

$$\begin{aligned}x_{oc} &= 0.5h[\tan(\theta + \phi) - \tan(\theta - \phi)] + x_v, \\ y_{oc} &= y_v.\end{aligned}\quad (7)$$

2.3 无人机动力学约束

考虑到无人机的飞行安全和飞行性能, 无人机转弯飞行时的滚转角不宜过大, 应满足

$$\phi \in (-\phi_{\max}, \phi_{\max}), \quad (8)$$

其中, $\phi_{\max}$ 为常数. 此外, 由于无人机的状态不能突变, 因此滚转角速度的变化范围为

$$\dot{\phi} \in (-\dot{\phi}_{\max}, \dot{\phi}_{\max}). \quad (9)$$

2.4 传感器对目标覆盖时间

无人机协同跟踪要求被观测对象始终处于传感器的覆盖范围内, 即在任意时刻 t 至少有 1 架无人机能够观测到地面目标. 此外, 目标越接近传感器的视场中心, 越有利于无人机估计目标的运动状态. 假设在惯性系下目标相对于视场中心的坐标为 (x, y) , 记第 i 架无人机的传感器观测势能为 J_{si} :

$$J_{si} = \begin{cases} C - e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, & \text{当}(x, y)\text{位于相机观测区域内} \\ C, & \text{当}(x, y)\text{位于相机观测区域外} \end{cases} \quad (10)$$

其中, C 为常数, σ 为衰减速度, 一般取 $0.3r$. (10) 式表明被观测对象距离传感器覆盖范围中心越近, 其势能越小, 有利于无人机保持对目标的持续观测.

2.5 多无人机之间的安全距离

本文假设 N 架协同跟踪地面目标的无人机分布在同一高度, 以避免无人机对目标观测时相互遮挡. 为降低无人机之间发生碰撞的风险, 需确保各无人机之间保持安全距离, 即

$$Ac = \sum_{j \in \Omega(i)} \text{erfc}[k \cdot (\|x_i - x_j\| - d_{\min})], \quad (11)$$

其中, x_i 表示第 i 架无人机在惯性系中的位置, 集合 $\Omega(i)$ 表示参与协同跟踪任务的无人机. $d_{\min}$ 为各无人机之间的安全距离, k 为常值系数, erfc 表示互补误差函数, 定义为

$$\text{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^\infty e^{-t^2} dt. \quad (12)$$

2.6 目标丢失的跟踪策略

假设无人机之间的协同采用集中式的控制方式, 各无人机之间能够通过控制中心共享信息. 对于本文所研究协同跟踪问题而言, 只要有一架无人机能够观测到目标, 目标的运动就可以被其它无人机所共享, 暂时丢失目标的个体无人机可以通过共享的目标位置信息继续追踪目标. 为了使得丢失目标的无人机尽快恢复对目标的有效观测, 需要引导该无人机向目标位置飞行. 记第 i 架无人机的距离为 J_{di} :

$$J_{di} = c_1 \times d_{it} \quad (13)$$

其中, c_1 为常值系数, d_{it} 为第 i 架无人机与目标之间的欧氏距离. 当参与协同跟踪的无人机均丢失跟踪目标时, 中心节点根据目标在最后一可被观测时段内的轨迹预测其可能出现的位置, 以此引导无人机向潜在目标区域飞行. 当目标重新出现在无人机传感器的覆盖区域内时, 各无人机按照目标航迹已知的条件跟踪被观测对象.

2.7 协同跟踪航路代价函数

将无人机的协同控制策略与单架无人机的控制策略相结合, 综合(10)~(12)式, 则多无人机协同跟踪观测航迹优化指标为

$$J = \min \left(\sum_{i=1}^M J_{si} + c_1 \sum_{J_{si} \neq C} J_{di} + c_2 Ac \right), \quad (14)$$

其中, c_1, c_2 为常值系数, M 表示协同跟踪的时间. 指标函数的第一项与传感器对被观测目标的覆盖时间有关, 是多无人机协同观测航路规划的全局性指标. 第二项用于引导丢失目标的无人机向目标飞行, 利用了多无人机观测目标时所获得的共享信息. (14) 式中的指标函数为多步决策优化问题, 由于解的空间大, 常用的数学规划算法和搜索算法在求解此类问题时需要大量的计算资源. 进化算法是一种并行化的启发式寻优方法, 在大规模寻优问题上表现出了优良的性质. 本文采用一种新型的进化算法求解这类优化问题.

3 基于 CRO 优化的多无人机协同跟踪

本文主要针对多无人机协同跟踪中所涉及的观测航迹优化子问题进行研究, 因此我们假设当目标位于无人机传感器的观测范围以内时, 被跟踪对象的运动轨迹能够被准确估计. 为解决多无人机协同跟踪地面目标的航迹时空优化问题, 本文将被跟踪对象的预测轨迹引入航迹优化中, 提出一种基于 CRO 算法的在线观测航迹优化算法, 实时控制无人机实现对地面目标的持续观测.

3.1 CRO 算法

CRO 是一种启发式优化方法, 模拟了分子在容器中发生反应的碰撞与能量分配的过程. 与遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群优化(particle swarm

optimization, PSO)和差分进化(differential evolution, DE)等群智能优化算法相比, CRO 算法具有更强寻求全局解的能力.

简单来说, CRO 算法的基本运算单元由具有势能(PE_{ω})和动能(KE_{ω})的分子(ω), 以及发生化学反应所在环境的容器壁(buffer)组成. 优化的过程中, CRO 算法满足 2 个热力学定律和 4 种基本反应过程(即单分子与容器壁的无效碰撞、单分子的分解反应、分子间的无效碰撞以及分子间的化合反应). 在化学反应的过程中, 参与反应的各个分子经过过渡状态转换为系统势能更小、更稳定的生成物. 因此, CRO 可以理解为使系统势能达到最小的寻优过程.

根据能量守恒定律和 4 种基本化学反应过程, CRO 算法求解优化问题的一般步骤如表 1 所示.

InitialKE 是一个非负实数, 表示分子的初始动能, 体现了分子搜索局部解空间的能力. PopSize 为常数, 表示参与化学反应过程的全分子数量.

每一次迭代, 首先随机选择发生单分子反应和多分子间反应分子的比例, 即随机生成 $b \in [0,1]$ 并将其与 MoleColl 比较. 其中 MoleColl 作为门限值, 用于选择发生单个分子反应的分子.

若发生为单分子反应, 则根据该分子内部参数 Numhit 和 Minhit, Numhit 为该分子进行过的单分子

反应次数, Minhit 为其分子势能更新到最小(找到个体最优)的次数. 若 $\text{Numhit} - \text{Minhit} > \alpha$ (为一预设常数), 则发生分解, 否则进行无效碰撞.

若发生为分子间反应, 则依据发生反应的每个分子的能量值, 若其动能均小于一个固定值 β , 则发生化合反应, 否则进行分子间的无效碰撞. 分子的势能表示所求得解的好坏, 可以根据(14)式计算.

3.2 基于 CRO 的多无人机协同跟踪观测路径规划

当被观测对象处于无人机传感器覆盖区域内部时, 其运动轨迹能够通过无人机自身姿态和速度以及传感器对目标的测量信息实时估计^[14], 因此在这段时间内目标运动轨迹可以被以有限误差预测^[15]. 通过将这一信息引入多无人机协同跟踪观测航路优化问题中, 可以提高跟踪航路对目标运动不确定性的鲁棒性.

本文所提出基于 CRO 优化的多无人机协同跟踪航路规划的基本过程如表 2 所示. 首先, 在 t 时刻, 根据无人机对目标的观测可以预测其未来 $t+K$ 时间内运动轨迹. 第二, 以无人机当前时刻的位置和目标的预测轨迹为初始条件, 根据(14)式中的指标函数规划 $(t, t+K)$ 时段内的最优观测轨迹. 然后, 根据规划的观测航迹更新无人机的位置, 并记录无人机传感器对被观测对象的覆盖情况. 第四, 重复以上步骤实现无人机对目标的协同跟踪. 需要指出的是, 虽然算法 2 中对目标的运动轨迹进行了多步预测从而得到相应的最优航迹, 但在每一时刻优化所得的无人机多步控制量仅执行第一步. 因此, 对于目标运动轨迹的预测时间是有限的, 目标位置的预测误差不会随着迭代次数的增加而发散.

3.2.1 编码

CRO 算法的基本单元是分子, 每个分子表示待优化问题的一个解, 在本文所研究的问题中, 每个分

表 1 算法 1 基于 CRO 的多无人机协同跟踪航路规划算法

```

1: 初始化参数 KELossRate, MoleColl, buffer, InitialKE, PopSize
2: while not converge
3: 产生随机数  $b \in [0,1]$ 
4: if  $b > \text{MoleColl}$ 
5: 随机选择一个分子
6: if 满足分解条件
7: 执行单分子分解过程
8: else
9: 执行单分子与容器壁碰撞过程
10: end
11: else
12: 随机选择任意两个分子
13: if 满足分子间化合反应条件
14: 执行两个分子间化合反应过程
15: else
16: 执行两个分子间无效碰撞过程
17: end
18: end
19: 更新全局最优解
20: end while
21: 输出最优解

```

表 2 算法 2 多无人机协同跟踪航路规划算法

```

1: 在  $t$  时刻, 预测被观测对象在  $(t, t+K)$  时段内的运动轨迹
2: 求解无人机在  $(t, t+K)$  时段内的最优观测航迹:

```

$$J = \min \left(\sum_{i=1}^M J_{si} + c_1 \sum_{J_{u \neq C}} J_{di} + c_2 A_t \right)$$

```

3: 根据规划航迹更新无人机与目标位置
4: 在下一预测周期内重复步骤 1~3

```


子表示某一段时间内各个无人机的控制量. 如图 4 所示, 每个分子为 $N \times K$ 维, 其中 N 为用于协同跟踪任务的无人机个数, K 为对被跟踪对象运动轨迹的预测步数. 本文将无人机的滚转角给定作为控制量, 令 $\phi(j)$ 表示第 i 个无人机在第 j 个时刻时的滚转角, 并满足 (8) 和 (9) 式对滚转角和滚转角速度的约束.

3.2.2 单分子与容器壁的无效碰撞

单分子与容器壁的无效碰撞是指分子与容器壁发生碰撞而改变其动能和势能的过程. 如图 5 所示, 在发生碰撞后, 由于分子结构的改变(由 ω 变化到 ω' , 灰色部分表示分子结构发生变化的位置), 新的分子势能变为 $PE_{\omega'} = f(\omega')$, 其中 $f(\cdot)$ 为 (14) 式所表示的目标函数.

此外, 与容器壁的碰撞还会使分子损失一部分能量, 这部分能量将转移到容器壁 buffer 中.

$$KE_{\omega'} = (PE_{\omega} - PE_{\omega'} + KE_{\omega}) \times \alpha, \quad (15)$$

其中, $\alpha \in [\text{KELossRate}, 1]$ 为随机值, KELossRate 为常数. 这一过程可以理解为 CRO 算法对问题空间的一种局部搜索.

3.2.3 单分子的分解反应

如图 6 所示, 单个分子的分解反应是指分子碰撞

图 4 CRO 算法编码示意图

图 5 单分子与容器壁的无效碰撞

图 6 单分子的分解反应

容器壁时动能较大而发生分解, 灰色部分表示分子结构发生变化的部分. 简单起见, 认为单个分子仅分解为两个新的分子, 即 $\omega \rightarrow \omega_1' + \omega_2'$. 发生单分子分解反应前后的能量差为

$$E_{\text{dec}} = (PE_{\omega} + KE_{\omega} + \delta_1 \times \delta_2 \times \text{buffer}) - (PE_{\omega_1'} + PE_{\omega_2'}), \quad (16)$$

其中 δ_1, δ_2 在 $[0, 1]$ 一致分布. 将 E_{dec} 随机分配给 2 个新的分子:

$$\begin{aligned} KE_{\omega_1'} &= E_{\text{dec}} \times \delta_3; \\ KE_{\omega_2'} &= E_{\text{dec}} \times (1 - \delta_3). \end{aligned} \quad (17)$$

δ_3 为 $[0, 1]$ 区间内的随机值. 需要指出的是, 这里分解出的 2 个分子并不需要在邻域中选择, 而可能是任意的全新的分子, 即出现分子分解后的势能大于分子分解前能量的情况. 为保证反应过程前后能量的平衡, 需要从容器壁(buffer)中获取一部分能量. 这一反应过程可以理解为一种在较大范围内一种局部搜索过程.

3.2.4 分子间的无效碰撞

如图 7 所示, 分子间的无效碰撞是指两个分子发生碰撞后不发生化合反应, 而是通过交换能量生成两个新的分子, 即 $\omega_1 + \omega_2 \rightarrow \omega_1' + \omega_2'$. 这种反应和单分子与容器壁的无效碰撞相似, 新的分子可以从原分子的邻域中获得. 不同的是, 容器壁所包含的能量不参与反应, 原分子与新分子的总能量应该相同. 两个新分子的动能之和为

图7 分子间的无效碰撞

$$E_{\text{inter}} = (PE_{\omega_1} + PE_{\omega_2} + KE_{\omega_1} + KE_{\omega_2}) - (PE_{\omega'_1} + PE_{\omega'_2}). \quad (18)$$

E_{inter} 随机分配给 2 个新分子, 比例为 δ_4 . 这一过程与 GA 算法的 crossover 运算相似.

3.2.5 分子间的化合反应

如图 8 所示, 分子间的化合反应过程是指两个分子碰撞合成一个新分子的现象, 即 $\omega_1 + \omega_2 \rightarrow \omega'$, 容器壁所包含的能量不参与反应, 反应后的势能为 $PE_{\omega'} = f(\omega)$, 根据能量守恒定律, 化合反应后新分子的动能为

$$KE_{\omega'} = (PE_{\omega_1} + PE_{\omega_2} + KE_{\omega_1} + KE_{\omega_2}) - (PE_{\omega'}). \quad (19)$$

经过化合反应产生的新分子结构与之前相比结构迥异, 因此往往具有较大的分子势能, 即得到与原来大不相同的新解. 需要指出的是, 多个分子合成为一个新分子的方式可以任意选择, 不仅局限于图 8 中所列举的机制. 因此, 这一过程大大丰富了分子的多样性, 增大了分子探索新区域的能力, 从而改善 CRO 所得解的全局性.

4 仿真与分析

4.1 仿真设置和评价指标

为验证本文所提出方法的有效性, 在 MATLAB (R2010b) 环境下对多无人机协同跟踪观测轨迹进行仿真. 为提高启发式算法的运算速度, CRO 算法采用 C 语言编程, 通过 mex 方式在 MATLAB 中调用. 无

图8 分子间的化合反应

人机采用了 2.1 节描述的 Dubins 运动模型, 飞行速度 $v_g = 30 \text{ m/s}$, 飞行高度 $h=200 \text{ m}$, 最大滚转角 $\phi_{\max} = 0.785 \text{ rad}$, 最大滚转角速度 $\dot{\phi}_{\max} = 1.05 \text{ rad/s}$, 传感器视场角为 $\theta = 45^\circ$. 为保证各无人机之间的飞行安全, 无人机之间最小相对距离 $d_{\min}$ 为 50 m. 地面被跟踪目标移动速度为 $v_t = 15 \text{ m/s}$, 同样采用 Dubins 运动模型, 对于无人机而言, 地面目标的移动轨迹仅在其传感器有效观测范围内已知. 仿真总时长为 100 s, 采样周期 0.5 s. 在每个采用周期内, 如果被跟踪对象处于任何一架无人机传感器的观测区域内, 则认为目标被持续跟踪, 并通过中心节点将此信息与其它无人机共享. 目标运动轨迹的预测窗口为 $K=5 \text{ s}$.

根据文献[16]中对 CRO 算法基本参数设置的一般规律, 本文采用表 3 所示的参数配置.

无人机协同跟踪的目的是保持被观测对象始终保持在传感器的有效探测区域内, 因此本文采用协同跟踪过程中目标被传感器有效探测的时间作为评价观测航迹跟踪性能的主要指标. 此外, 无人机之间还需要保持一定的安全距离, 以防止无人机相互碰撞. 参与协同跟踪的无人机之间的相对距离是影响观测航迹好坏的另一重要因素.

表3 CRO 算法的初始参数设置

KELossRate	InitialKE	MoleColl	PopSize	
0.2	200	0.3	100	
buffer	α	β	c_1	c_2
0	500	10	0.15	2.5

4.2 仿真验证与结果分析

4.2.1 无人机的初始位置对观测航迹的影响

为分析本文所提出的航路优化算法相对于无人机与目标初始位置的关系, 本节以三架无人机协同跟踪目标为例, 研究无人机与目标之间相对初始位置对观测航路规划的影响. 理论上, 根据无人机队形以及无人机接近被观测对象方向的不同, 存在无数种无人机与观测目标的初始位置关系. 为降低问题的复杂性, 本文主要考虑了三种具有代表性初始位置条件. 如图 9(a)所示, 假设目标首先沿 X 轴方向运

动, 无人机均位于目标运动方向后方. 第二种无人机与目标的初始位置关系如图 9(b)所示, 目标位于无人机编队的内部. 图 9(c)表示第三种初始位置关系, 同样假设目标沿 X 轴方向运动, 参与协同的无人机均位于目标运动方向前方.

基于三种初始位置条件所得到的观测航迹及航迹的跟踪性能由图 10~12 所示. 当目标的初始位置位于无人机编队的内部时, 无人机按观测航迹飞行的过程中, 传感器对目标的探测时间为 94 s(图 11(b)), 无人机间最小相对距离为 48 m(图 11(c)). 在目标初始位置位于无人机编队后方的条件下, 无人机按观

图 9 无人机与目标的初始位置

(a) 目标初始位置位于无人机前方; (b) 目标初始位置位于无人机中心; (c) 目标初始位置位于无人机后方. 三角符号表示无人机, 菱形符号为目标

图 10 (网络版彩图)目标位于无人机编队前方时, 基于 CRO 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

图 11 (网络版彩图)目标位于无人机编队内部时, 基于 CRO 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

测航迹飞行的过程中, 传感器对目标的有效覆盖时间为 93 s(图 12(b)), 无人机间的最小相对距离为 63 m(图 12(c)). 对于目标初始位置位于无人机编队后方的情况, 由图 12(b)可以看到, 无人机飞行过程中传感器未探测到目标的时间段主要集中在早期. 这是因为无人机的初始位置均位于目标运动方向前方, 且无人机飞行速度大于目标运动速度, 为减小与目标的相对距离, 尽早建立传感器对目标的观测, 无人机需要大坡度的转弯飞行. 在这一过程中, 由于传感器对地有效探测区域受无人机姿态的影响较大, 因此在这一阶段传感器丢失目标的概率较大. 当无人机建立对目标的稳定观测后, 丢失目标的概率大大

图 12 (网络版彩图)目标位于无人机编队后方, 基于 CRO 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

降低.

为进一步验证所提出方法的有效性, 我们对上述过程做了 20 次重复试验, 表 4 总结了无人机协同观测航迹对目标的跟踪性能. 可以看出, 本文所提出的观测航迹规划算法对于无人机与目标的不同初始位置关系表现出了较强的鲁棒性.

4.2.2 无人机机动性能对观测航迹的影响

无人机的机动性能无疑将影响观测航迹的优化结果. 无人机的最小转弯半径与飞行速度、转弯坡度

表 4 不同初始位置关系下观测航路对目标的平均跟踪性能

目标与无人机 相对位置	平均 观测时间(s)	无人机间 平均最小距离(m)
位于无人机前方	96.3	52.3
位于无人机内部	92.8	45.8
位于无人机后方	93.2	60.7

以及最大过载等因素相关, 常用于分析无人机的横向机动性能. 下面, 我们将分析无人机最小转弯半径($R_{\min} = \{100, 200, 300, 400, 500, 600 \text{ m}\}$)为对航路规划结果影响. 图 13, 14 为最小转弯半径分别为 100 和 600 m 情况下, 无人机协同观测航迹优化的单次仿真结果. 如图 14(b)所示, 由于无人机最小转弯半径较大, 其横向机动性变差, 造成无人机对目标的持续观测性能下降, 在持续跟踪约 35 s 后完全丢失目标. 与之相比, 当无人机的最小转弯半径减小时, 能够提高无人机跟踪大机动航路的能力, 有效改善了持续观测的性能(图 13).

图 15 为在不同最小转弯半径约束下, 重复 20 次试验所得到的协同观测航路对目标的平均观测时间.

图 13 (网络版彩图)最小转弯半径为 100 m 时, 基于 CRO 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

图 14 (网络版彩图)最小转弯半径为 600 m 时, 基于 CRO 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

图 15 无人机最小转弯半径对观测航路性能的影响

可以看到, 当无人机最小转弯半径较大时, 所得到的航路不能有效的持续跟踪被观测目标. 当最小转弯半径减小到 400 m 时, 所得航路对目标的观测时间有大幅提高(达到约 87 s). 这说明, 本文所提出的协同观测航路优化方法在无人机转弯半径增大到 400 m 的条件下仍能够表现出较为优异的性能.

4.2.3 与 DE 算法的比较性分析

图 16 为使用 DE 得到了 3 架无人机协同跟踪的

图 16 (网络版彩图)基于 DE 优化的无人机协同观测三维航迹跟踪性能

观测航迹. 无人机的初始位置位于目标运动方向的后方. 无人机按此航迹飞行过程中对目标的跟踪性能如图 16 所示.

表 5 为 DE 算法 20 次重复试验所得到的观测航迹跟踪性能与同一条件下由 CRO 算法所得航迹跟踪性能的比较. 可以看到, 由本文所提出的基于 CRO 优化所得到的观测航路能够实现对目标更长时间的有效观测(平均时间), 与 DE 算法相比表现出了更强的寻优性能.

表 5 DE 与 CRO 优化所得观测航路平均跟踪性能对比

优化方法	观测时间(s)	无人机间最小距离(m)
CRO	95.1	54.5
DE	80.7	30.1

5 总结

本文针对多无人机协同跟踪中的观测航迹优化问题开展了研究, 将被跟踪对象的预测轨迹引入无人机在线航迹规划中, 在 CRO 理论框架下提出了一种多无人机协同跟踪轨迹优化的求解策略. 通过分析传感器与机体以固定安装角安装情况下其在地面有效观测区域随无人机姿态和位置变化的规律, 建立了传感器有效观测区域模型, 并将传感器对被跟踪对象的有效覆盖时间作为一个重要的因素引入观测航迹优化的指标函数中. 仿真的结果表明, 与常规的 DE 算法相比, 使用本文所提出的方法所规划的观测航迹能够有效提高了无人机传感器对目标的覆盖时间, 改善无人机对目标跟踪的鲁棒性.

参考文献

- 1 罗健. 基于 Lyapunov 导航向量场的无人机协同跟踪地面目标. 复旦学报(自然科学版), 2012, 51: 406–414
- 2 Belkhouche F. Reactive path planning in a dynamic environment. IEEE T Robot, 2009, 25: 902–911
- 3 Cheng P. Time-optimal UAV trajectory planning for 3D urban structure coverage. In: Proceeding of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France, 2008. 2750–2757

- 4 Shaferman V, Shima T. Unmanned aerial vehicles cooperative tracking of moving ground target in urban environments, *J Guid Control Dynam*, 2008, 31: 1360–1371
- 5 王林, 彭辉, 朱华勇, 等. 复杂环境下多无人机协作式地面移动目标跟踪. *控制理论与应用*, 2011, 28: 300–308
- 6 Quintero P, Papi F, Klein D J, et al. Optimal UAV coordination for target tracking using dynamic programming, In: *Proceedings of 49th IEEE Conference on Decision and Control*. Atlanta, 2010. 4541–4546
- 7 Zhang C G, Xi Y G. Robot path planning in globally unknown environments based on rolling windows. *Sci China Tech Sc*, 2001, 44: 131–139
- 8 Frew E W. Approximating information content for active sensing tasks using the unscented transform. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Nice, France, 2008. 2559–2564
- 9 Wise R A, Rysdyk R T. UAV coordination for autonomous target tracking. In: *Proceeding of AIAA Conference on Guidance, Navigation and Control*. San Diego, 2006. 1–22
- 10 Beard R W, McLain T W, Nelson D B, et al. Decentralized cooperative aerial surveillance using fixed-wing miniature UAVs. *IEEE*, 2006, 94: 1306–1324
- 11 张祥银, 段海滨, 余亚翔. 基于微分进化的多 UAV 紧密编队滚动时域控制. *中国科学: 信息科学*, 2010, 40: 569–582
- 12 唐上钦, 黄长强, 胡杰, 等. 基于威胁等效和改进 PSO 算法的 UCAV 实时航路规划方法. *系统工程与电子技术*, 2010, 32: 1706–1710
- 13 Li P, Duan H B. Path planning of unmanned aerial vehicle based on improved gravitational search algorithm. *Sci China Tech Sc*, 2012, 55: 2712–2719
- 14 Michael G, Johnston J. Ground object geo-location using UAV video camera. In: *Proceeding of IEEE 25th Conference on Digital Avionics Systems*. Portland, 2006. 1–9
- 15 Macwan A, Nejat G, Benhabib B. Target-motion prediction for robotic search and rescue in wilderness environments. *IEEE Trans Syst, Man Cybern B: Cybern*, 2011, 41: 1287–1298
- 16 Lam A Y S, Li V O K. Chemical reaction optimization: A tutorial. *Memetic Computing*, 2012, 4: 3–17

Unmanned aerial vehicles cooperative path planning for ground target tracking via chemical reaction optimization

WANG DaoBo¹, WANG Yin², JIANG WanYue¹ & PU HuangZhong³

¹ College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

² College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

³ College of Unmanned Aerial Vehicles, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Recent advance in computer science and electronics has greatly expanded the capabilities of unmanned aerial vehicles (UAV) in both military and civil applications, such as moving ground object tracking. Due to the uncertainties of the application environments and object's motion, it is difficult to maintain the tracked object always within the sensor coverage area by using a single UAV. Hence, it is necessary to deploy a group of UAVs to improve the robustness of the tracking. In this paper, we investigate the problem of tracking ground moving object from a group of UAVs using body-fixed sensors under flight dynamical and collision-free constraints. The optimal cooperative tracking path planning problem is solved using an evolutionary optimization technique based on the framework of chemical reaction optimization (CRO). The efficiency of the proposed was demonstrated through a series of comparative simulations. Experimental results show that the cooperative flyable paths determined by the new method allow for longer sensor coverage time under flight dynamical and safety conditions.

unmanned aerial vehicles, UAV cooperation, persisten tracking, evolutionary algorithm

doi: 10.1360/N092015-00126