

doi: 10.7690/bgzdh.2024.09.021

复杂环境下多无人机协同目标跟踪路径规划

罗 统, 张 氏, 梁承宇

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

摘要: 为解决多无人机在复杂环境下协同目标跟踪的路径规划问题, 提出基于模型预测控制(model predictive control, MPC)和先进自适应化学反应优化(advanced adaptive chemical reaction optimization, AACRO)算法相结合的方法。基于目标跟踪模型, 使用集中式 MPC 作为路径规划问题的实时控制框架, 设计 5 个指标成本函数在多种约束条件下优化跟踪性能, 获取无人机的最优跟踪路径; 针对上述多维问题的复杂程度, 使用一种新型智能算法解算 MPC 控制策略。仿真结果表明: 该方案具备有效性和可行性, 对无人机群协同目标跟踪具有重要的应用价值。

关键词: 模型预测控制; 高级自适应化学反应优化算法; 目标跟踪; 路径规划

中图分类号: V279 **文献标志码:** A

Path Planning for Multiple UAVs Cooperative Target Tracking in Complex Environment

Luo Tong, Zhang Min, Liang Chengyu

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In order to solve the path planning problem of multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) cooperative target tracking in complex environment, a model predictive control (MPC) and advanced adaptive chemical reaction optimization (AACRO) algorithm is proposed. Based on the target tracking model, the centralized MPC is used as the real-time control framework of the path planning problem, and five index cost functions are designed to optimize the tracking performance under various constraints, and the optimal tracking path of the UAV is obtained. In view of the complexity of the above multi-dimensional problem, a new intelligent algorithm is used to solve the MPC control strategy. The simulation results show that the scheme is effective and feasible, and has important application value for cooperative target tracking of unmanned aerial vehicle group.

Keywords: model predictive control; advanced adaptive chemical reaction optimization algorithm; target tracking; path planning

0 引言

无人机的自主导航和路径规划在军事领域与民用领域均具有良好的应用前景, 应用领域不断拓宽, 引起了许多学术与商业上的研究^[1-2]。受到自然界中的鱼群、鸟群、蚁群和蜂群等的启示, 协同控制已成为当代自主控制系统的主要研究内容之一^[3]。使用无人机群比使用单无人机执行任务具有更高的容错率和更低的效费比。相比于现有的固定翼无人机遥控侦察系统^[4], 未来的无人机将有更好的自主性。无人机的路径规划是一个非常复杂的问题, 必须在满足无人机自身物理约束、飞行环境约束等前提下, 规划出一条从无人机起点到目标终点的最优轨迹, 核心就是设计最符合实际的环境模型和路径规划算法。其核心研究的先进程度, 直接影响无人机的性能。

无人机为提高任务效率和任务完成度, 必须优

先考虑安全性, 规划的路径必须避免与其他无人机相撞, 且有足够的灵活性去躲避障碍物和其他干扰区域, 还需考虑最短路径问题, 即消耗最少能量。由于执行任务的环境复杂多变, 如何提高无人机的避障、避撞和跟踪精确度是当前研究的重点^[5-6]。路径规划问题可以转换成求解全局最优化问题, 运用智能算法解算已成为了热门。文献[7]提出一种改进的粒子群优化算法的避障路径规划方法; 文献[8]提出一种利用粒子群算法对 A*算法和人工势场法涉及的参数进行寻优的方法; 文献[9]提出一种基于改进遗传算法的无人机路径规划方法。上述 3 种方法都存在一个共同的问题, 就是容易陷入局部最优且代价较高。文献[10]针对固定翼无人机, 提出一种基于状态扩展的双反馈模型预测控制理论对控制器进行设计, 用以解决跟踪问题。文献[11]提出一种用于跟踪编队飞行的分布式模型预测控制器, 上述

收稿日期: 2024-05-17; 修回日期: 2024-06-20

基金项目: 上海航天科技创新基金(SAST2021-053)

第一作者: 罗 统(1996—), 男, 江西人, 硕士。

2种方法最大的缺陷就是计算量太大,求解的时间过长,而智能优化算法已被证明可有效解决计算量大的运动规划问题。

笔者以多无人机协同目标跟踪为研究对象,采用 MPC 方案作为协同目标跟踪控制器,实时预测并且规划出最优的无人机轨迹,运用 AACRO 作为 MPC 的求解器。对主要的关键技术进行分析,用以验证方案的可行性。

1 问题描述

1.1 无人机模型

假设有 N 架相同的固定翼无人机协同跟踪地面目标,第 i 架无人机的模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i \cos \psi_i \\ \dot{y}_i = v_i \sin \psi_i \\ \dot{v}_i = a_{ui} \\ \dot{\psi}_i = \frac{g \tan \phi_{ui}}{v_i} \end{cases} \quad i=1, \dots, N, N \geq 2. \quad (1)$$

式中: $P_i: [x_i, y_i]^T$ 为第 i 架无人机 2 维平面的位置坐标; ψ_i 为航向角; v_i 为无人机速度; a_{ui}, ϕ_{ui} 为控制输入,分别为加速度和滚转角。考虑到无人机的性能问题,应该满足以下约束条件:

$$\left. \begin{cases} v_{\min} \leq v_i \leq v_{\max} \\ |a_{ui}| \leq a_{\max} \\ |\phi_{ui}| \leq \phi_{\max} \end{cases} \right\}. \quad (2)$$

式中: v_{\min} 、 v_{\max} 为无人机最小速度和最大速度; a_{\max} 、 ϕ_{\max} 为无人机最大加速度和最大滚转角。

1.2 目标模型

假设地面目标为变速曲线运动,且无人机上安装了一个地面移动目标指示器(ground moving target indication, GMTI),能够提供目标的相关位置信息。

$$\begin{bmatrix} x_t(k+1) \\ y_t(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t(k) \\ y_t(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{xt} \\ v_{yt} \end{bmatrix} \Delta T. \quad (3)$$

式中: $[x_t(k+1), y_t(k+1)]^T, [x_t(k), y_t(k)]^T$ 分别为 $k+1$ 和 k 时刻目标对应的坐标位置信息; $v_t = \sqrt{v_{xt}^2 + v_{yt}^2}$ 为目标的运动速度,假设采样时间为 ΔT 。

2 基于 MPC 的控制框架

模型预测控制(MPC)法属于优化和控制多领

域范畴,近年来,微处理器、算法理论的发展推动着 MPC 控制器的纵向发展,逐渐对控制系统提出更高的预测性要求,增强了无人机群的协作能力,大大提高了跟踪性能,在战场环境中集中式 MPC 用于协同控制多无人机持续跟踪地面目标,为协同打击做好充分的准备工作。

2.1 MPC 协同控制

在战场环境中,鉴于目标运动状态可能是变化的;因此,笔者采用 MPC 法预测出最佳的飞行路径,当无人机数量不多时,为减轻对无人机处理器的处理能力要求,使用集中式 MPC 的架构来完成预测,指挥无人机(commander)作为中心节点负责收集战术无人机(subordinator)、目标和环境的综合信息,通过求解指标成本函数的最优控制序列,发送给其他战术无人机。

MPC 法中最重要的是其滚动时域窗口的设计,在 k 时刻,预测步长为 M ,控制序列为 $u[k:k+M-1]$,多无人机与目标的状态为 $X_i(k)$ 和 $X_t(k)$ 。多无人机的协同目标跟踪问题等价成轨迹优化问题,即求解 $u^*[k+1:k+M] = \operatorname{argmin} J_{\text{total}}(X_i(k), X_t(k), u[k:k+M-1])$,其中 J_{total} 为设计的指标成本函数,求得的 u^* 中只有第一项会作用于无人机,而 u^* 会作为下一个式子中的 u 量来计算新的控制序列。值得注意的是,预测步长 M 的大小与目标跟踪的性能息息相关,如果 M 太大,无人机未来的估计状态就越多加入到下一时刻的解算中,使得计算时间显著增加,导致路径规划的实时性变差,而如果 M 太小,则未能很好地考虑无人机未来的运动状态,导致路径规划的精确度变差,因此选择合适的 M 至关重要。

如果 GMTI 失效且目标未在各个无人机的探测范围内时,无人机应该继续飞行到上一时刻预测的目标位置。

2.2 指标成本函数设计

基于 MPC 法解决多无人机协同跟踪地面目标的制导策略,需考虑 3 个主要问题:1) 无人机的跟踪;2) 无人机之间的协同;3) 无人机的避障。针对这些问题,引入指标成本函数。指标成本函数是对无人机在协同目标跟踪问题的某些指标完成度的建模,当对应指标完成度越高时,其指标成本函数值越小,现提出目标跟踪、路径光滑、机间避撞、机间通信和避障成本函数,分别记为 J_t 、 J_u 、 J_{col} 、 J_{com} 和 J_{obt} ,解决上述 3 个主要问题。整个问题的指

标成本函数定义为:

$$J_{\text{total}}=J_t+J_u+J_{\text{col}}+J_{\text{com}}+J_{\text{obt}} \quad (4)$$

1) 目标跟踪成本函数。

目标跟踪距离是最重要的评估指标, 所以 J_t 必须优先考虑, 距离越远, 指标成本越高, 反之指标成本越低, 无人机群应尽快飞到目标附近位置。函数设计如下:

$$J_t = \zeta_t \sum_{j=k}^{k+M-1} \sum_{i=1}^N d_{x_i x_t} \quad (5)$$

式中: ζ_t 为目标跟踪成本权重系数; $d_{x_i x_t}$ 为第 i 架无人机与目标之间的距离; M 为预测步数。

2) 路径光滑成本函数。

目标跟踪过程中, 如果只考虑距离成本, 所求解的路径一般极其曲折, 而为了无人机飞行稳定, 飞行过程必须平滑, 如果控制输入变化太大, 将导致求得的路径非常差, 不符合实际飞行情况, 所以 J_u 必须考虑, 路径越曲折, 指标成本越高, 反之指标成本越低, 无人机应尽量平稳飞行。函数设计如下:

$$J_u = \zeta_u \sum_{j=k}^{k+M-1} \sum_{i=1}^N (u_i(j) - u_i(j-1))^2 \quad (6)$$

式中: ζ_u 为路径光滑成本权重系数, ζ_u 越大, 跟踪路径越光滑; $u_i(j) = [a_{ui}, \phi_{ui}]^T$ 为第 i 架无人机的控制输入。

3) 机间避撞成本函数。

机间避撞也是一个重要指标, 目标跟踪过程中, 在接近目标时, 无人机往往容易聚集在一起; 所以, 此指标成本值的变化也比较明显且影响较大, 进而严重影响 J_{total} 的数值, 使得跟踪效果变差, 故利用 Sigmoid 函数的单调有界性^[12]。设计函数设计如下:

$$J_{\text{col}} = \zeta_{\text{col}} \sum_{j=k}^{k+M-1} \sum_{i_1 \neq i_2}^N \frac{1}{1 + e^{-x_{d_{i_1 i_2}}^\alpha}}; \quad (7)$$

$$x_{d_{i_1 i_2}}^\alpha = (d_{i_1 i_2} - \Delta d / 2 - d_{\min}) / (\Delta d / 4) \quad (8)$$

式中: ζ_{col} 为机间避撞成本权重系数, ζ_{col} 越大, 机间越不易碰撞; $d_{i_1 i_2}$ 为第 i_1 与第 i_2 架无人机之间的距离; Δd 为机身预留距离, 满足 $0 < \Delta d \leq d_{\min}$ 。

4) 机间通信成本函数。

机间通信指标与机间避撞指标一样重要, 在目标跟踪过程中, 无人机之间需要进行目标信息的交换, 更高效地执行任务, 因为也涉及到相同的机间距离问题; 所以, 此指标也使用 Sigmoid 函数。函

数设计如下:

$$J_{\text{com}} = \zeta_{\text{com}} \sum_{j=k}^{k+M-1} \sum_{i_1 \neq i_2}^N \frac{e^{-x_{d_{i_1 i_2}}^\beta}}{1 + e^{-x_{d_{i_1 i_2}}^\beta}}; \quad (9)$$

$$x_{d_{i_1 i_2}}^\beta = (d_{i_1 i_2} + \Delta d / 2 - d_{\max}) / (\Delta d / 4) \quad (10)$$

式中: ζ_{com} 为机间通信成本权重系数, ζ_{com} 越大, 机间越不易碰撞; $d_{i_1 i_2}$ 为第 i_1 与第 i_2 架无人机之间的距离。

5) 避障成本函数。

战场环境中, 目标跟踪路径上往往会有一些障碍物或者雷达等干扰, 而为了无人机的安全性, 避障成本函数也是必不可少的一环, 一旦进入影响区域, 必须迅速飞离, 在安全的前提下进行跟踪。距离障碍物越近, 指标成本越高, 反之指标成本越低, 无人机应尽量平稳飞行。函数设计如下:

$$J_{\text{obt}} = \zeta_{\text{obt}} \sum_{j=k}^{k+M-1} \sum_{i=1}^N f_{\text{obt}}(x_i(j)); \quad (11)$$

$$f_{\text{obt}}(x_i(j)) = \begin{cases} 0 & d_{x_i} d_{\text{obt}_z} \geq R_z + \Delta R \\ \sum_{z=1}^Z \frac{L_{\max}}{(d_{x_i} d_{\text{obt}_z})^2} & R \leq d_{x_i} d_{\text{obt}_z} \leq R_z + \Delta R \\ +\infty & d_{x_i} d_{\text{obt}_z} \leq R_z \end{cases} \quad (12)$$

式中 ζ_{obt} 为避障成本权重系数, ζ_{obt} 越大, 进入障碍物影响区域后, 越快远离障碍物, 假定障碍物为半径 R_z 的圆, 其影响半径为 $R_z + \Delta R$ 。

3 基于 AACRO 求解器的路径规划策略

与传统的 MPC 协同控制方法不同, 笔者引入先进自适应化学反应优化 (AACRO) 算法替代动态规划进行快速求解, 当无人机群搜索的空间范围非常大时, 运用动态规划需要消耗大量的时间以得到解算量, 而智能优化算法可以提高其解算效率, 其中 CRO 算法具有参数少、搜索快、好训练等优势, 能够很好地兼顾局部和全局搜索等任务, 对于本次的路径规划制导方案非常适用。

3.1 AACRO 算法

CRO 算法运用了能量守恒定律的基本原理, 此定律来源于自然界中的化学反应, 且运用了分子在反应过程中, 总是趋于转变成系统中势能最小的分子, 以达到稳定状态的原理, 故 CRO 算法的优化过程就是系统势能达到最小的过程。

AACRO 算法继承了 James 等^[13]于 2015 年提出

的自适应化学反应优化算法 ACRO 版本中使用的大部分自适应策略, 并进行了改进。1) 为解决优化过程初期效率低的问题, 采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 的全局搜索算子作为 ACRO 的邻域算子的一部分, 并使用一个新的参数 x_{global} 来控制是全局搜索还是局部搜索, 大大增强了 ACRO 的优化效率, 但高优化效率可能导致过早收敛。2) 为防止过早收敛问题, 修改了 ACRO 的合成和分解准则, 并进行一些分子数量限制, 以确保相对较高的收敛速度。

针对以上的问题, 现给出设计的算子及算法改进:

1) 改变 ACRO 的邻域算子。

$$N_k(x) = s_{\Delta} + rc_1 \xi_1 (P_k - x_k) + rc_2 \xi_2 (G_g - x_k)。 \quad (13)$$

式中: 邻域算子 $N_k(x)$ 加入了与 PSO 中类似的搜索算子 P_k 与 G_g , 分别为粒子个体 k 与粒子群体的当前最优值; x_k 为粒子 k 的当前位置; s_{Δ} 为一个满足高斯分布产生的随机数, 即 $s_{\Delta} \sim N(\mu, \sigma^2)$, $\mu=0$, $\sigma^2 = \text{stepsize}$; r 为搜索算子的控制开关, 能够有效防止局部寻优不充分的情况, 避免过于依赖全局寻优, 它取决于随机数 $n \in [0, 1]$, 如果 $n \geq x_{\text{global}}$ 全局加权系数, $r=1$, 否则 $r=0$ 。式(13)将全局搜索算子与局部搜索算子相结合, x_{global} 可以根据实际问题进行调整, 从而提高本算法的可操作性。

2) 修改合成和分解准则。现给出改进后的算法步骤:

① 输入目标函数: function, 并且初始化参数: PopSize, x_{global} , initial KE, Buffer, CollRate and KLossRate 等。

② 当反应停止条件不满足时, 产生随机数 c , 如果 $c > \text{MoleColl}$, 那么随机挑选一个分子 M_* , 当 $\text{PopSize} \geq 0.5 \text{PopSize}_{\text{Original}}$ 且分解条件满足时, 发生分解反应, 否则发生与容器的碰撞反应; 如果 $c \leq \text{MoleColl}$, 那么随机挑选 2 个分子 M_1 和 M_2 , 当 $\text{PopSize} \leq 2 \text{PopSize}_{\text{Original}}$ 且合成条件满足时, 发生合成反应, 否则发生分子 M_1 与分子 M_2 的无效碰撞反应, 如果停止条件满足, 则停止反应进入下一步, 否则重复上一步。

③ 输出最优解: Optimal solution。

在文献[14]中给出了该算法的收敛证明和收敛速度分析, 表明其能够保持高速收敛, 其结合了 ACRO 的特性和 PSO 算法的最优性算子, 并且增加了权重因子, 来调整局部搜索和全局搜索的占比。

该算法的结构允许其在局部搜索和全局搜索之间进行无缝切换, 从而更容易搜寻最优值。

3.2 路径规划控制器设计

将无人机的初始状态和目标的状态信息输入无人机模型和目标模型中, 利用 AACRO 算法对指标成本函数进行滚动优化求解, 每次迭代相当于优化算法反应一次, 在求解量通过无人机模型解算其他状态量时都必须满足无人机约束, 利用 AACRO 算法的迭代特性进行寻优, 将输出的最优控制序列 $u_i(j) = [a_{ui}, \phi_{ui}]^T$ 作用于被控无人机对目标进行跟踪, 值得注意的是本次指标成本函数对应 AACRO 算法中的势能函数, 滚动时域窗口对应 AACRO 算法中的分子结构。模型预测的路径规划控制器如图 1 所示。

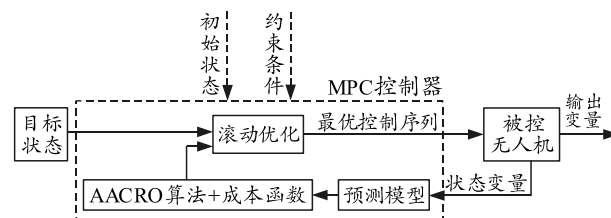


图 1 模型预测的路径规划控制器

3.3 路径规划策略步骤

结合 MPC 框架和 AACRO 求解器的路径规划, 具体步骤如下:

1) 初始化优化算法参数。种群规模 Popsizel, 动能损失率 KLossRate, 初始动能 linitial KE, 初始环境能量 Buffer, 单/多分子反应判断常数 CollRate, 分解与合成常数 α 、 β ; 滚动时域窗口参数, 迭代次数 Num, 采样时间 ΔT , 时域窗口大小 M 等。

2) 构造时域窗口。在机体约束条件范围内, 使用当前状态在合理域内进行搜索可行解, 求得控制量 u_i 的输入时域窗口, 并通过模型解算对应的状态时域窗口, 状态时域窗口中的第 1 列是无人机当前状态, 剩余 $M-1$ 列是无人机预测状态。

3) 求解本次指标成本函数值。将状态时域窗口数值带入设计好的指标成本函数中, 即对应的分子势能值。保留第 2 列时域窗口值, 作为下一时刻的初始状态量。

4) 比较指标成本函数最优解。每次迭代都是在合理域内进行搜索, 比较保留相对最优解, 当迭代完成时, 即得出当前时刻“最优控制序列”。

5) 将求得的最优控制序列中第 1 列作用于被

控无人机，同时将该时刻的状态量赋值给下一时刻状态量，重复步骤 2)~4)，直至本次目标跟踪任务结束。

路径规划寻优流程如图 2 所示。

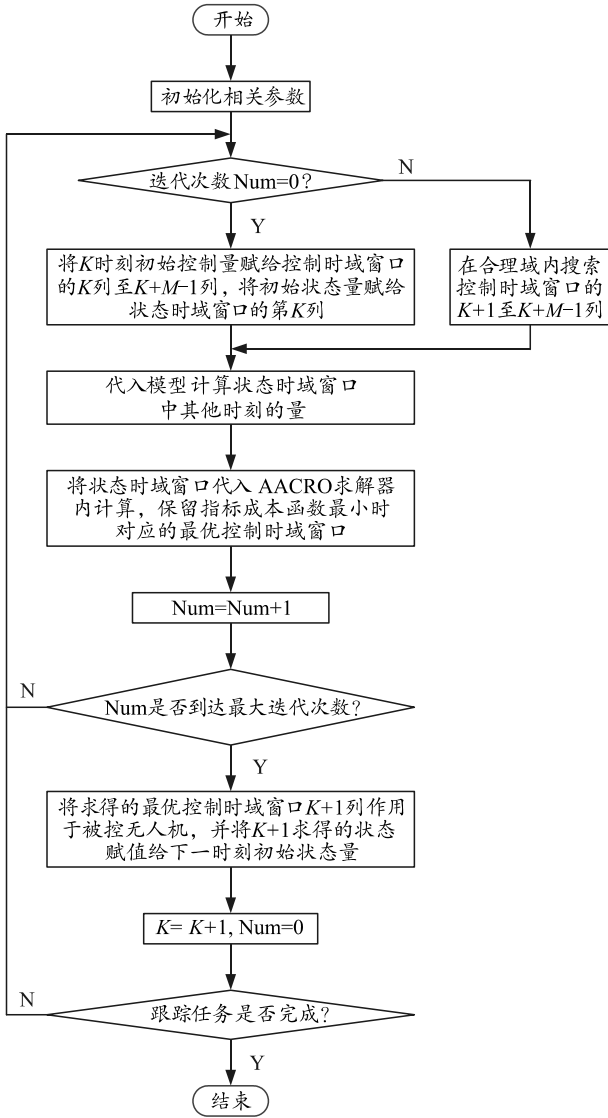


图 2 路径规划寻优流程

4 仿真验证

为验证本次方案的有效性，笔者在 Matlab R2018a 中进行验证，总仿真时间为 300 s，采样时间 ΔT 为 1 s。战场为大小 6 km×6 km，其中障碍物是随机生成的，内圈是禁区，外圈为影响区域。假设有 3 架无人机协同跟踪 1 个地面移动目标，3 架无人机的起始位置用小飞机表示，目标的起始位置用五角星表示，在这个基础上任意添加 8 个大小影响区域不同的障碍物，影响范围 200~400 m。无人机的其他参数为：最大速度 35 m/s，最小速度 13 m/s，最大加速度 1 m/s²，最大滚转角为 30°，飞

行高度为 1 000 m。

首先对 AACRO 算法参数进行初始化设置，如表 1 所示。

表 1 AACRO 算法参数

参数名称	参数值
分子种群规模(Popsize)	10.0
初始动能(Initial KE)	10.0
初始环境能量(Buffer)	1 000.0
动能损失率(KELossRate)	0.1
单/多分子反应判断常数(CollRate)	0.2
全局加权系数(x_global)	0.8
分解常数(α)	15 000.0
合成常数(β)	10.0

无人机与地面目标初始状态如表 2 所示。

表 2 无人机与目标的初始状态信息

名称	初始位置/(m,m)	初始航向/(°)	初始速度/(m/s)
目标	(0,0)	90	15.7
无人机 1	(-1 000,2 000)	90	20.0
无人机 2	(-1 000,0)	90	20.0
无人机 3	(-1 000,-2 000)	90	20.0

障碍物位置信息和影响半径如表 3 所示。

表 3 障碍物位置信息

障碍物	位置/(m,m)	禁飞半径/m	影响半径/m
1	(-1 000, 2 300)	200	400
2	(-1 800, 1 000)	100	200
3	(-1 800, 2 900)	150	300
4	(-2 500, 2 000)	200	400
5	(-2 800, 3 400)	150	300
6	(-800, 1 000)	200	400
7	(-1 800, 300)	200	400
8	(-3 000, 1 000)	200	400

目标的运动轨迹如下：

$$x_t(t) = \begin{cases} -1500\sin(\pi t/300), t \in (0 \sim 150) \\ -3000+1500\sin(\pi t/300), t \in (150 \sim 300) \end{cases} \quad (14)$$

$$y_t(t) = -1500 - 1500\cos(\pi t/300), t \in (0 \sim 300)$$

仿真结果如图 3 所示。

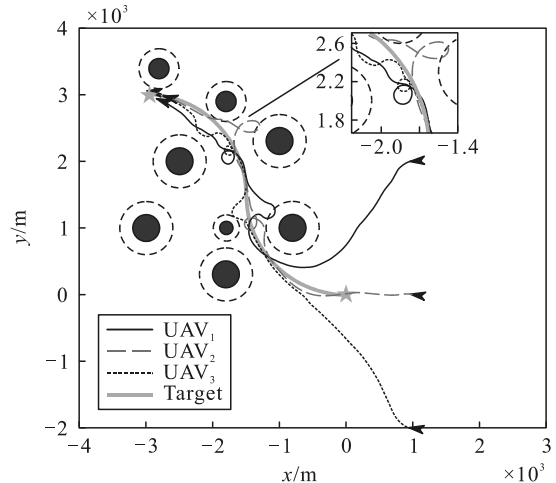


图 3 无人机协同目标跟踪避障轨迹

由上图可知，在目标快速逃离阶段，无人机群能够迅速接近目标，实现对目标的无碰撞近距离跟踪；在目标减速、转弯逃离阶段，无人机抵达目标附近后将进行高空盘旋等待，且能够保证在路径平滑的前提下平稳避障，持续对目标进行有效跟踪，为后续协同打击目标做好充分准备。

无人机群的状态信息如图 4—9 所示。

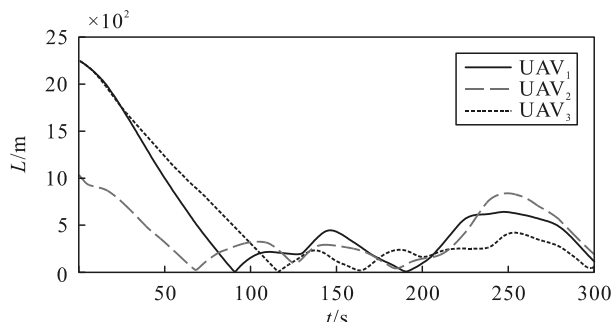


图 4 无人机与目标的相对距离

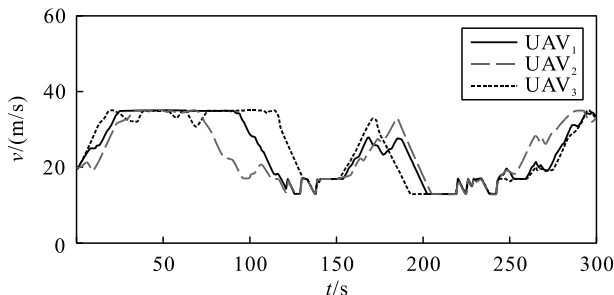


图 5 无人机的飞行速度

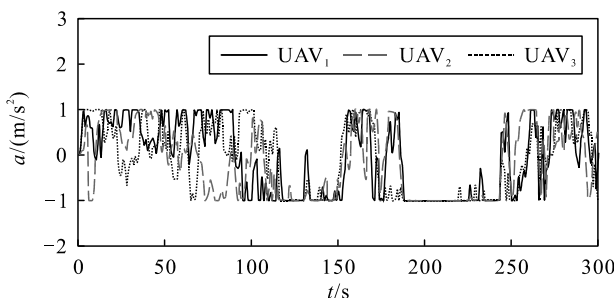


图 6 无人机的飞行加速度

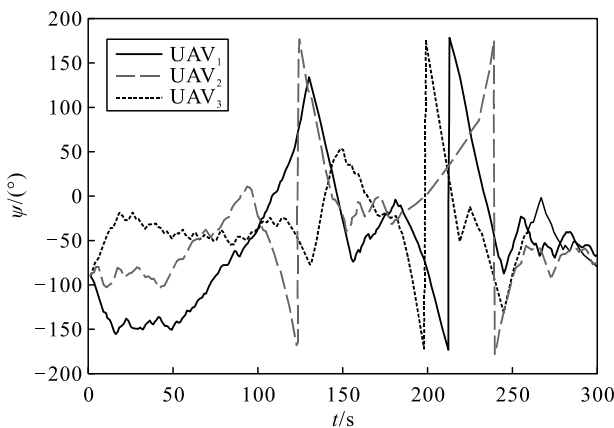


图 7 无人机的航向角

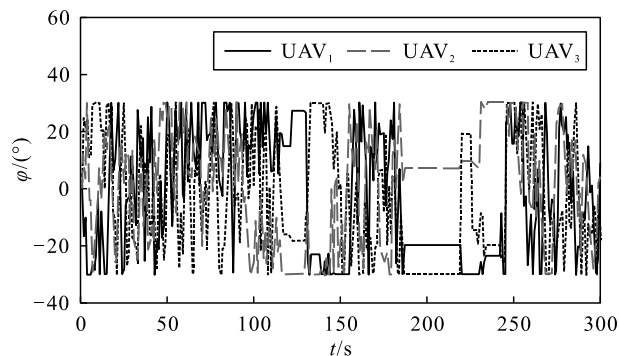


图 8 无人机的滚转角

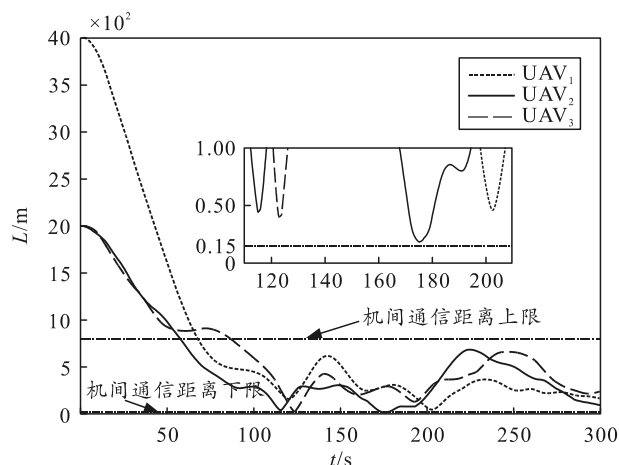


图 9 无人机之间的距离

由图 4 可知，无人机跟踪目标距离在一定范围内波动，满足跟踪要求。由图 5—8 可知，飞行速度、加速度、航向角和滚转角均满足预设约束。由图 9 可知，无人机在 85 s 进入协同状态之后，恒满足机间避撞距离下限的要求，无人机之间能保证安全避撞范围内对目标进行跟踪；也完全满足机间通信距离上限的要求，并不会中断无人机之间的通信，且裕度较大，能够对观测到的目标信息及时进行交换，使得对目标的预测更加准确，从而提高对目标的跟踪稳定性。

无人机之间的最小距离与最大距离(85 s 之后)如表 4 所示。

表 4 无人机之间的最小距离与最大距离(85 s 之后) m

名称	最小距离	最大距离
无人机 1 与 2	18.44	688.91
无人机 2 与 3	36.58	663.78
无人机 3 与 1	46.83	620.07

由上表可知，3 架无人机之间均能保持 15 m 以上的安全距离，且能够保证在进入协同范围之后，无人机之间均能保持在 800 m 之内，与图 9 相互验证得出此路径规划的协同性能灵活高效。

无人机与障碍物的最小距离如表 5 所示。

表 5 无人机与障碍物的最小距离 m

障碍物	无人机 1	无人机 2	无人机 3
1	438.36	167.93	455.24
2	239.32	173.86	107.77
3	405.83	127.14	330.76
4	371.15	574.11	323.82
5	296.49	265.08	221.03
6	145.67	216.71	350.09
7	408.75	489.76	461.82
8	1 326.04	1 270.04	1 107.92

由上表可知，3 架无人机与所有障碍物均能保持 100 m 以上的安全距离，且能在进入障碍物的影响区域后迅速飞离，验证得出此路径规划的避障性能安全可靠。

5 结论

笔者分析了在复杂战场环境中多无人机的协同对地目标跟踪问题，并将它等价成一个轨迹优化问题，结合 MPC 强大的预测能力与 AACRO 极快的搜索效率来解决路径规划的准确性和实时性。考虑战场的特殊地形、针对目标的任务要求和无人机自身的物理约束，基于障碍物建模和指标成本函数，使用 MPC 作为轨迹优化问题的实时控制框架，来提高协同对地目标跟踪的准确度；使用 AACRO 来解算 MPC 的控制策略，提高协同目标跟踪的搜索能力、解算效率与稳定性等方面。仿真结果表明：MPC+AACRO 方法能够很好地满足实时性要求，将大大提高战场复杂环境下的目标跟踪性能。

参考文献：

[1] 陈亚青, 郑稀元, 韩丹, 等. 民用无人机发展管理现状及路径规划研究进展[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(15): 5951-5966.

(上接第 72 页)

[7] WANG N, LI H, ZHANG Q, et al. Research on optimal Dispatching Strategy of micro-grid based on Particle Swarm optimization algorithm[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 647(1): 012046.

[8] 沈琛云, 王明俭, 李晓明. 基于风-光-蓄-火联合发电系统的多目标优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(11): 74-82.

[9] 邵志芳, 赵强, 张玉琼. 独立型微电网源荷协调配置优化[J]. 电网技术, 2021(10): 3935-3946.

[10] MIZANI S, YAZDANI A. Optimal design and operation

[2] 苗壮, 孙盛智, 段炼, 等. 军用无人机关键技术发展应用及主要作战样式研究[J]. 飞航导弹, 2020(9): 52-56.

[3] 王祥科, 刘志宏, 丛一睿, 等. 小型固定翼无人机集群综述和未来发展[J]. 航空学报, 2020, 41(4): 20-45.

[4] 曹小霞. 固定翼无人机地面遥控系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.

[5] 张宏宏, 甘旭升, 毛亿, 等. 无人机避障算法综述[J]. 航空兵器, 2021, 28(5): 53-63.

[6] 陈飞鹏, 张民. 无人机跟踪地面目标无碰撞航迹规划[J]. 兵工自动化, 2022, 41(3): 40-44.

[7] 王翼虎, 王思明. 基于改进粒子群算法的无人机路径规划[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(9): 1690-1696.

[8] 孙淑光, 孙涛. 基于融合 A*算法的无人机路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(9): 82-91.

[9] 黄书召, 田军委, 乔路, 等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 390-397.

[10] 王晓海, 孟秀云, 李传旭. 基于 MPC 的无人机航迹跟踪控制器设计[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(1): 191-198.

[11] WOLFE S, GIVIGI S, RABBATH C A. Distributed multiple model mpc for target tracking uavs[C]//2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2020: 123-130.

[12] 陈雯雯, 刘明, 雷建和, 等. 基于 Sigmoid 函数的四旋翼无人机轨迹规划算法[J]. 控制工程, 2016, 23(6): 922-927.

[13] JAMES J Q, LAM A Y S, LI V O K. Adaptive chemical reaction optimization for global numerical optimization [C]//2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2015: 3192-3199.

[14] ZHANG M, CHEN L, CHEN X. An advanced chemical reaction optimization algorithm based on balanced local and global search[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 20(18): 1-16.

of a grid-connected microgrid[C]//Electrical Power & Energy Conference (EPEC). Montreal: IEEE, 2009.

[11] 李奇, 赵淑丹, 蒲雨辰, 等. 考虑电氢耦合的混合储能微电网容量配置优化[J]. 电工技术学报, 2021(3): 486-495.

[12] 吴小刚, 刘宗歧, 田立亭, 等. 独立光伏系统光储容量优化配置方法[J]. 电网技术, 2014, 38(5): 1271-1276.

[13] ZHANG J, LI H Q. A global-crowding-distance based multi-objective particle swarm optimization algorithm[C] // 2014 IEEE 10th International Conference on Computational Intelligence and Security. Kunming, China, 2014: 1-6.