

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2020.04.016

基于运动状态估计的双无人机协同航路规划

刘发永¹, 向勇^{2,3}, 周新志¹, 宁芊¹, 杨秀清^{2,3}

(1. 四川大学电子信息学院, 成都 610065;

2. 中国民航局第二研究所, 成都 610041; 3. 民航成都物流技术有限公司, 成都 611400)

摘要: 在双无人机协同任务过程中, 由于会受到敌方雷达、武器等干扰造成跟随机无法准确获得领航机状态, 为保证跟随机能够尽可能跟随领航机, 提出结合交互式多模型(IMM)算法和自适应差分进化(JADE)算法的方法进行跟踪与寻迹. 首先, 基于JADE算法为领航机优化一条平滑航路并建立领航机位置状态信息, 同时利用多个机动模型匹配估计领航机运动状态; 然后, 根据估计信息, 确定跟随机下一可行航迹点范围; 最后, 以双机时空协同为目标, 设计跟随机优化目标函数, 优化产生下一航迹点. 仿真实验表明, 仅8.8%的航迹点处于双机探测范围外, 且短时间内能够回到理想位置, 时间和空间上双机能够保持协同.

关键词: 航路规划; 状态估计; 交互式多模型算法; JADE算法

中图分类号: V279+.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2020)04-0725-08

Dual UAV collaborative route planning based on motion state estimation

LIU Fa-Yong¹, XIANG Yong^{2,3}, ZHOU Xin-Zhi¹, NING Qian¹, YANG Xiu-Qing^{2,3}

(1. College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. The Second Research Institute of CAAC, Chengdu 610041, China; 3. Civil Aviation Logistics Technology Company Limited, Chengdu 611400, China)

Abstract: When the two UAVs perform the mission together, the follower cannot fully obtain the state of the leader due to interference from enemy radars and weapons. In order to ensure that the follower can follow the leader as much as possible, this paper proposes a method of tracking and tracing combined with IMM algorithm and adaptive differential evolution (JADE) algorithm. First, the JADE algorithm is used to optimize a smooth route for the leader and the motion state of the leader is estimated by using multiple maneuver models at the same time. Secondly, the following track point generation range of the follower is determined by the estimated information. Finally, the follower optimization function is designed to generate the next track point. Experiments show that only 8.8% of the track points are outside the range of detection, the two UAVs can return to the ideal position in a short time and can maintain coordination in time and space.

Keywords: Route planning; State estimation; IMM algorithm; JADE algorithm

1 引言

由于任务环境动态多变、目标任务多重复杂,

考虑使用两个或两个以上的无人机组成编队来执行任务能够更有效地完成目标任务. 近年来, 相关的研究焦点多聚焦在无人机的数据感知融合^[1-3]、

收稿日期: 2019-07-09

基金项目: 国家自然科学基金(民航联合基金)(U1933123)

作者简介: 刘发永(1993-), 男, 四川泸州人, 硕士研究生, 研究方向为智能控制、航路规划. E-mail: 952430843@qq.com

通讯作者: 周新志. E-mail: xz.zhou@scu.edu.cn

编队通信^[4]、路径规划^[5-6]等方面,并取得了丰硕的研究成果.双无人机协同是研究多无人机协同任务的基础,在某些情况下,双无人机共同执行任务会比多无人机具有更好的灵活性,隐蔽性.

双无人机协同航路规划中,需要避开雷达武器等干扰,保证任务执行的成功率,为双机优化平滑且代价^[7]较低的飞行航路.文献[8]使用传统的速度矢量场进行双机协同路径规划,使用矢量场方法不但存在势场为零的陷阱,而且难以确定每个威胁速度的大小.因此,智能算法如 DE、PSO、A* 等被广泛应用于路径优化^[9-11],并展示了巨大潜力.文献[12]基于改进的 ACO 算法实现了时空约束情况下的无人机组协同路径规划,文献[13]采用 A* 算法和模型预测控制思想提出路径规划与轨迹规划相结合的层次化航迹规划,具有较好的实时性.文献[14]针对无人机组动态航路规划问题,利用蚁群算法预测初始航路,并结合改进的快速扩展随机数(RRT)算法修正实时航路,实验表明,能够在时间协同约束下有效绕过障碍物.文献[15]研究了双无人对警戒雷达进行协同干扰的路径规划问题.此外,双无人机在解决协同定位^[16]、跟踪^[17]等问题时,路径规划与之紧密相连,文献[18]提出了一种基于求解福克-普朗克方程的非线性滤波方法来解决协同目标定位问题.文献[19]研究了仅有角度测量的双机协同机动目标跟踪定位路径规划问题.

然而,这些研究大多数在二维场景下且默认无人机组间通信保持良好.但是,在协同任务过程中,无人机组往往会受到敌方干扰,造成通信故障,使得双机信息不能随时共享,导致无人机之间不能更好地进行相互配合,无法更好发挥多无人机的优势.文献[20]提出在短时间内各个无人机到达期望位置形成链式通信中继构型与地面进行通信.文献[4]使用 Ad Hoc 网络来解决某些无人机节点网络故障问题.而在双无人机内部系统中,只有两架无人机,无法利用中继节点来进行通信.

目前,双无人机在受到干扰的三维空间中协同任务时,造成跟随机无法准确获得领航机的状态的情况并没有相关报道.因此,本文针对这种情况,探索双无人机在受威胁的三维空间中,跟随机(B机)保持持续跟踪领航机(A机)的方法.编队控制使用 leader-follower,此外,受干扰影响,B机采用基于交互式多模型 IMM(Interacting Multiple Model)算法^[21]跟踪 A 机的位置,其中,采用匀速 CV(Constant Velocity)模型^[22]和不同时间常数的

singer 模型^[23]进行运动匹配,估计 A 机的下一个航迹点的位置和理想点的位置,B机在当前点处的转向角约束范围内采用 JADE 算法^[24]优化 B 机的下一个航迹点,本文给出了双机的每一个航迹点产生的范围约束和采用加权融合方式的适应度函数,并通过数值仿真实验,验证了方法的可行性.

2 双无人机协同路径规划

无人机在复杂环境中的路径规划问题属于多目标,多约束问题.对于 A 机,需要以最小的代价^[7]完成目标任务.对于 B 机,由于受到干扰,采用交互式多模型(IMM)算法^[21]不断预测 A 机的位置信息,并达到时空协同.A机航路为静态的全局航路,在任务执行前,与 B 机进行信息共享.

2.1 A 机航路规划

假设 A 机的航线由起始点到达任务点,然后依次执行每一项任务,最后到达终点的多条航段组成,且在受到干扰时,依然保持该航线.因此,首先对 A 机的每一条航段进行优化,寻找一条最优的航路.

在同一航段中,每条路径由 n 个航迹点组成,第 i 条路径表示为: $L_i = (p_{1,i}, p_{2,i}, \dots, p_{n,i})$,在三维空间坐标系中, $p_{j,i} = [x_{j,i}, y_{j,i}, z_{j,i}]^T$, $j = 1, 2, \dots, n$.种群由 NP 条路径组成 $L = \{L_1, L_2, \dots, L_{NP}\}$.航迹点的初始化或者进化期间应该在合理的范围内能避免同一航段的路径出现迂回现象,如图 1 所示.

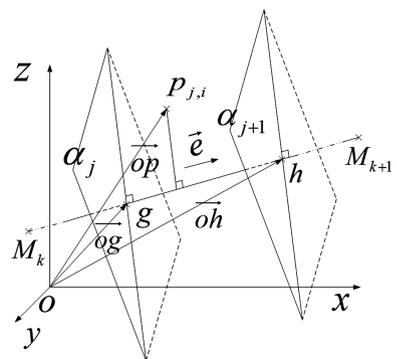


图 1 A 机航迹点产生范围

Fig. 1 The leader track point generation range

随机产生的 $p_{j,i}$ 点坐标应满足不等式如下式.

$$g^T \cdot e < p_{j,i}^T \cdot e < h^T \cdot e \quad (1)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, NP$; e 为航路中某航段的单位方向向量; M_k 和 M_{k+1} 为第 k 个航段的两个端点; g 和 h 是该航段中均分的相邻点; o 为坐标原点; α_j 和 α_{j+1} 分别过 g 和 h 点的相邻平面; 其法向量均为 e .

合理的适应度函数设计是采用进化计算的关

键, 涉及航程、转向角、生存代价等方面优化, 以及高度的约束.

1) 航程优化, D_j 为相邻航迹点的距离, 有

$$C_l = \sum_{j=1}^{n-1} D_j \quad (2)$$

2) 相邻点之间长度分布均匀, 如下式.

$$C_v = \text{var}(D_1, D_2, \dots, D_{n-1}) \quad (3)$$

3) 航迹点尽量靠近相应航段, $p_{j,i}$ 与对应航段的距离有: $h_j = \|(p_{j,i} - M_k) \times e\|$, 于是, 有

$$C_h = \sum_{j=1}^n h_j \quad (4)$$

4) 转向角优化, e_j 为相邻两个航迹点的单位方向向量, 如下式.

$$\begin{cases} \varphi_j = \arccos(e_j^T \cdot e_{j+1}) \\ C_\varphi = \max(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{n+1}) \end{cases} \quad (5)$$

5) 期望累积代价优化. 无人机飞行过程中的 5 种状态分别是: 未被侦测(U)、被侦测(D)、被追踪(T)、交战(E)和被击中(H), H 为吸收态, 状态之间的转移符合马尔可夫过程, 状态概率向量

$$P(t) = [p_U(t), p_D(t), p_T(t), p_E(t), p_H(t)]^T.$$

无人机的期望累积代价^[25] $v(t)$ 主要由保持代价和转移代价组成, 其中, 保持代价 $b = [b_U, b_D, b_T, b_E, b_H]^T$, 而转移代价主要考虑交战(E)转移到被击中(H)时的代价 c_H , 其余状态之间的转移为 0. 在时刻 t 的累积代价为

$$\dot{v}(t) = \sum_I p_I(t) (b_I + \sum_{J \neq I} \lambda_{IJ}(t) c_{IJ}) \quad (6)$$

其中, $I, J \in \{U, D, T, E, H\}$; λ_{IJ} 为由状态 I 到状态 J 的跳跃强度. 航迹点在不同环境(雷达、武器、雷达武器多重威胁等)下, λ_{IJ} 设置不一样.

期望累积代价与当前时刻的状态概率有关, 记 $v(t) = [P^T(t), v(t)]^T$, 如式(7)所示.

$$\begin{pmatrix} \dot{P}(t) \\ \dot{v}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta^T(t) & 0 \\ \xi(t) & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P(t) \\ v(t) \end{pmatrix} \quad (7)$$

$\xi(t) = (\xi_I(t))_{1 \times 5}$, 且 $\xi_I(t) = b_I + \sum_{J \neq I} \lambda_{IJ}(t) c_{IJ}$, 微分方程(7)用式(8)迭代求解, 如下式.

$$v(t_m) = e^{A_{m-1} \cdot (t_m - t_{m-1})} v(t_{m-1}) \quad (8)$$

其中, $m=2, 3, \dots, n$; $t_m - t_{m-1}$ 为相邻航迹点的时间差, 若无人机以匀速 V 飞行, 则该时间与相邻航迹点的距离成正相关, 即 $t_m - t_{m-1} = D_{m-1}/V$, A_{m-1} 在 t_{m-1} 到 t_m 时刻之间保持不变.

因此, 该条航路的期望累积代价为第 n 个航迹点对应的向量 $v(t_n)$ 的最后一个元素值:

$$C_v = v_6(t_n) \quad (9)$$

综上, 采用加权的方式将上述 5 个优化目标融合为一个适应度函数:

$$f(L_i) = \omega_1 C_l + \omega_2 C_v + \omega_3 C_h + \omega_4 C_\varphi + \omega_5 C_v \quad (10)$$

ω 为对应目标的权值, 进化目标为求下列函数的最优解:

$$\begin{cases} \min & f(L_i) \\ \text{s. t.} & h_{x_{j,i}, y_{j,i}} < z_{j,i} < z_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $h_{x_{j,i}, y_{j,i}}$ 为第 j 个航迹点对应的地形高度, 该航迹点的 z 坐标值必须大于地形高度.

每条航段采用具有更快收敛速度、更强鲁棒性、以及不易陷入局部最优和自适应控制参数(交叉概率 CR 和缩放比例因子 F)等优点的 JADE^[24] 算法对种群 L 进行变异、交叉和选择操作, 并设置一定的进化代数, 获得每个航段的最优路径.

2.2 航迹平滑和运动状态获取

无人机的转向角受自身机械条件的约束, 其最大转向角为 φ_{\max} , 需要进行路径平滑, 如图 2 所示.

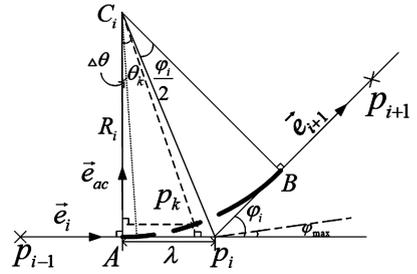


图 2 平滑示意图
Fig. 2 Smooth graph

图 2 中, p_{i-1}, p_i 和 p_{i+1} 是待平滑的相邻航迹点; A 为平滑的起点; B 为平滑的终点. e_i 和 e_{i+1} 是前后两段的单位方向向量, 其夹角 $\varphi_i > \varphi_{\max}$, C_i 为圆心, R_i 为半径, 有

$$\lambda = s \cdot \min\{\|p_i - p_{i-1}\|, \|p_{i+1} - p_i\|\} \quad (12)$$

$$\begin{cases} R_i = \lambda / \tan(\frac{\varphi_i}{2}) \\ C_i = p_i + \frac{R_i}{\cos(\varphi_i/2)} \cdot \left(\frac{e_{i+1} - e_i}{\|e_{i+1} - e_i\|} \right) \\ A = p_i - \lambda \cdot e_i \\ B = p_i + \lambda \cdot e_{i+1} \end{cases} \quad (13)$$

其中, s 为平滑系数, $s \in [0, 0.5]$, 相邻平滑点的夹角为 $\Delta\theta$, AB 内的平滑点个数为 N , 其中, $N =$

$$\lceil \varphi_i / \varphi_{\max} \rceil - 1, \text{ 而 } \Delta\theta = \frac{\varphi_i}{N+1}. \text{ 第 } k \text{ 个平滑点 } p_k \text{ 为}$$

$$p_k = A + R_i \sin(\Delta\theta \cdot k) \cdot e_i + R_i (1 - \cos(\Delta\theta \cdot k)) \cdot e_{i+1}, \quad (14)$$

其中, $k=1, 2, \dots, N$; e_{ac} 向量为 AC_i 线段的单位向量. 式(14)可获得每一个平滑点的坐标. 对路径中夹角大于 φ_{\max} 的转向角采用同样的方式进行平滑, 得到实际可飞的航路.

利用交互式多模型算法进行目标跟踪时, 检测算法的有效性需要了解目标的真实运动状态, 假设, 无人机 A 在未平滑的航迹点上匀速运动, 在平滑的航迹点上做匀速圆周运动, 速度大小均为 V .

1) 未平滑的航段, 例如图 2 中 $p_{i-1}A$ 和 Bp_{i+1} 段, 速度 $v=V \cdot e$, 此时 e 为相邻航迹点的单位方向向量, 加速度 $a=0$.

2) 平滑的航段, 例如图 2 中 AB 段, 速度方向为切线方向, 第 k 个平滑点的速度方向

$$q_k = \frac{\overrightarrow{C_i A} \times \overrightarrow{C_i B} \times \overrightarrow{C_i p_k}}{|\overrightarrow{C_i A} \times \overrightarrow{C_i B} \times \overrightarrow{C_i p_k}|} \quad (15)$$

速度 $v_k = V \cdot q_k$. 加速度为法向加速度: $a_k = (V^2/R_i) \cdot e_{p_k c}$, $e_{p_k c}$ 由 p_k 点指向圆心的单位向量.

2.3 目标跟踪

2.1 节和 2.2 节规划了 A 机的航路并获得了每个航迹点的状态(位置、速度和加速度). 在受到干扰的情况下, 使得 B 机获得 A 机状态时存在噪声, 所以 B 机通过融合多个机动模型的状态估计 A 机的运动, 典型目标跟踪离散模型.

$$\begin{cases} X(k) = F(k-1)X(k-1) + \omega(k) \\ Z(k) = H(k)X(k) + v(k) \end{cases} \quad (16)$$

其中, $X(k) = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z}]^T$ 为状态向量, 由位置、速度和加速度组成; $F(k)$ 为运动状态转移矩阵; $Z(k)$ 为量测向量; $H(k)$ 为量测矩阵; $\omega(k), v(k)$ 是相互独立且均值为零的高斯白噪声, 协方差矩阵分别为 $Q(k)$ 和 $R(k)$.

为了能够更为准确的跟踪 A 机的运动状态, 更完备的机动模型才能更准确的逼近目标的运动情况. 根据平滑后的运动状态采用一个 CV 模型和 4 个不同机动时间常数 α 的 singer 模型匹配 A 机的运动, singer 模型的 α 设置如表 1 所示.

表 1 4 组不同时间常数的 singer 模型

Tab. 1 Four sets of singer models with different time constants

组别	α_x	α_y	α_z
1	1/60	1/60	1
2	1	1	1/60
3	1	1	1
4	1/10	1/10	1/40

表 1 中, 组 1 跟踪无人机的爬升运动; 组 2 跟踪水平方向的运动; 组 3 跟踪空间转弯; 组 4 兼顾水平方向和竖直方向. singer 模型的 $F(k)$ 和 $Q(k)$ 如下.

$$F_s = \begin{bmatrix} 1 & T(k) & -1 + \alpha_m T + e^{-\alpha_m T(k)} / \alpha_m^2 \\ 0 & 0 & (1 - e^{-\alpha_m T(k)}) / \alpha_m \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_m T(k)} \end{bmatrix}$$

$$Q_s = \begin{bmatrix} T^4(k)/4 & T^3(k)/2 & T^2(k)/2 \\ T^3(k)/2 & T^2(k)/2 & T(k) \\ T^2(k)/2 & T(k) & 1 \end{bmatrix}$$

其中, $m=x, y, z$, $F(k)$ 和 $Q(k)$ 均为块对角矩阵, $F(k) = blkdiag(F_s, F_s, F_s)$, 而 $Q(k) = blkdiag(Q_s, Q_s, Q_s)$, $T(k)$ 为采样时间, 考虑到外在因素影响, 前后两次的采样时间可能不同, 本文使用 A 机经过两个连续的航迹点的行驶时间作为采样间隔时间. 采样时间利用 IMM 对 A 机进行状态估计时, 每个模型并行卡尔曼滤波运算. IMM 框架通过递推运算估计目标的状态, 每一步递推分别经过输入交互, 条件滤波, 模型概率更新和估计融合 4 个步骤完成.

2.4 B 机跟随

A 机和 B 机采用 leader-follower 的编队控制, A 机以固定速度 V 飞行, 而 B 机速度 $V_B \in [V_{\min}, V_{\max}]$. 为了能够协同完成目标任务, B 机应尽量避免雷达武器等威胁, 同时双机保持时空协同性. 因此 B 机优化的目标为下一个满足要求的位置点.

B 机的下一个位置 B_{next} 产生方式如图 3 所示, 当前 B 机的位置为 B_{cur} , B 机上一个位置 B_{pre}, p_1, p_2 为前后两段的单位方向向量. 当前理想位置 C_{cur} , 下一个理想位置点 C_{next} , 理想位置点处于 IMM 模型递推估计点的周围, e 为相邻航段(起点到第一个任务点, 相邻任务点之间或者任务点到终点)的单位向量. α_0, α_1 和 α_2 分别过 $B_{\text{cur}}, C_{\text{cur}}$ 和 C_{next} 且法向量为 e 的平面. d_{next} 为 B_{cur} 到 α_2 的距离.

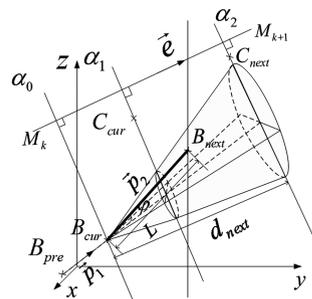


图 3 B 机航迹点产生范围

Fig. 3 The follower track point generation range

L 为步长, $L \in [l_{\min}, l_{\max}]$, 若 C_{cur} 到 C_{next} 的时间间隔为 $T(k)$, 则, $l_{\min} = V_{\min} T(k)$, B_{cur} 到 α_2 平面的最长距离为最长母线长度: $l_{\max} = d_{\text{next}} / \cos(\arccos(e^T \cdot p_1) + \varphi)$, 如果 $l_{\max} > V_{\max} T(k)$, 那么, $l_{\max} = V_{\max} T(k)$.

为了保证航迹可飞, 航迹点的转向角要求 $\varphi \leq \varphi_{\max}$, 因此 B_{next} 点必须落在图中锥体阴影部分内. B_{next} 点的坐标需要满足下式.

$$\begin{cases} B_{\text{cur}}^T \cdot e \leq B_{\text{next}}^T \cdot e \leq C_{\text{next}}^T \cdot e \\ p_1^T \cdot p_2 \geq \cos(\varphi_{\max}) \\ l_{\min} \leq L \leq l_{\max} \end{cases} \quad (17)$$

优化的目标是产生较优点 B_{next} , 在图中锥体阴影部分内随机产生 N 个 B_{next} 坐标组成初始种群: $PB = (B_{\text{next}_1}^T, B_{\text{next}_2}^T, \dots, B_{\text{next}_N}^T)$, 其中, $B_{\text{next}_k} = [x_k, y_k, z_k]^T, k=1, 2, \dots, N$.

B 机的适应度函数一方面尽量避开雷达武器威胁, 其次避免与 A 机发生碰撞. 双机位置关系如图 4 所示, R 为无人机的探测距离, r 为双机的安全距离.

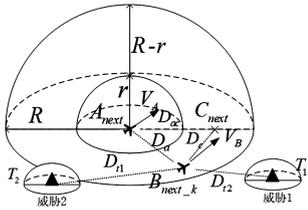


图4 双机的位置关系

Fig. 4 Positional relationship between two UAVs

1) B 机与 A 机要避免碰撞,

$$D_a = \begin{cases} r + \epsilon, & D_a \leq r \\ \|B_{\text{next}_k} - A_{\text{next}}\|, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$f_a = \begin{cases} \cot\left(\frac{D_a - r}{D_{ac} - r} \cdot \frac{\pi}{2}\right), & D_a \leq D_{ac} \\ 0, & D_{ac} < D_a \leq 2R \\ C, & D_a > 2R \end{cases} \quad (19)$$

其中, ϵ 为一个极小的常数; C 为较大的固定值. 双机不能互相检测到时, 为一个常数.

2) 与雷达武器的关系,

$$D_t = \min(D_{t1}, D_{t2}, \dots) \quad (20)$$

$$f_t = \begin{cases} 1/D_t, & D_t \leq R + tr \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

其中, tr 为雷达或武器的辐射半径.

3) B 机与理想点 C_{next} 距离 D_c 关系, 其中,

$D_c = \|C_{\text{next}} - B_{\text{next}_k}\|$, 有:

$$f_c = \begin{cases} 0, & D_c \leq D_{ac} - r \& \& D_t \leq R + tr \\ D_c, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

4) B 机飞行高度与地形的差值 $D_h = z_k - h_{x_k, y_k}$, h_{x_k, y_k} 为 (x_k, y_k) 点对应地形高度. B 机与地形关系,

$$f_h = \begin{cases} \frac{1}{D_h + \epsilon}, & D_h < R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

ϵ 为一个极小的常数, 防止分母为 0.

综上, B 机的适应度函数采取加权融合的方式:

$$f(B_{\text{next}_k}) = w_1 f_a + w_2 f_t + w_3 f_c + w_4 f_h \quad (24)$$

进化的方向为 $\min(f(B_{\text{next}_k}))$. 利用 JADE 算法进行优化, 设置最大迭代数, 计算较优的 B_{next} 点.

此外, 当长时间无法获得领航机的运动状态时, IMM 模型的估计可能会造成无法协同任务. 当遇到此种情况时, 为了保证跟随机能够尽可能跟踪领航机, 只需要维持跟随机速度与领航机初始速度大小一致, 并沿着起始时刻共享的全局静态航路飞行, 直到再次获得领航机的运动状态信息, 再进行 IMM+JADE 的跟踪与协同.

3 实验结果与分析

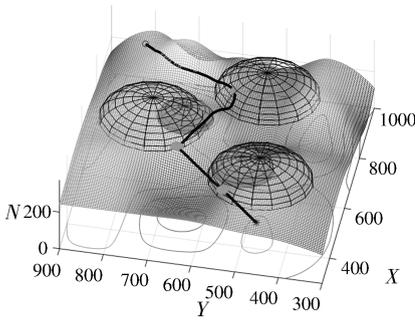
在 Matlab 2016a 中进行数值仿真, CPU 为 Intel Core i5, 主频 2.5 GHz. 场景为 $700 \times 600 \times 500$ 的区域内, 起点 $(300, 450, 285)$, 终点 $(930, 810, 285)$, 场景内设置 3 个任务点, 3 个雷达点和 2 个武器点. A 机飞行速度大小为 10 m/s, B 机速度范围为 $0 \sim 15$ m/s, 最大转向角 φ_{\max} 为 $\pi/12$.

3.1 A 机路径规划仿真结果与分析

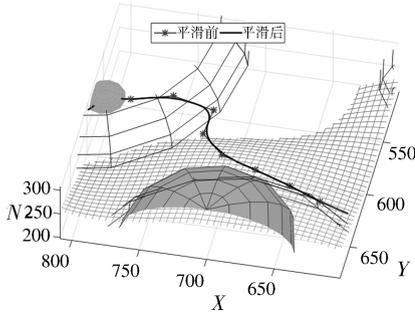
A 机在不同环境中的跳跃强度 λ_{ij} 设置与文献 [7] 一致, 保持代价 $b = [0, 1, 10, 100, 0]^T$, 从交战 E 到被击中的转移代价 $c_H = 8000$, 初始状态概率 $P = [1, 0, 0, 0, 0]^T$. 优化目标的权重 $\omega = [0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2]^T$. A 机路径规划结果如图 5 所示.

图 5 航迹绕开了相应的雷达和武器, 且在某些航段保持直线飞行. 在三维空间中的平滑方法满足飞行要求.

对 A 机的路径规划结果按文献 [25] 的评估方法进行评价, 其结果如图 6 所示. 其中, M_1, M_2 和 M_3 对应图 5(a) 中的 3 个任务点, 由图 6 可以看出, A 机在飞行过程中处于被侦测、被追踪、交战和被击中的状态概率较低, 在 M_3 点附近最大, 但仅接近 0.3, 因此, A 机整个飞行过程主要处于未被侦测状态.



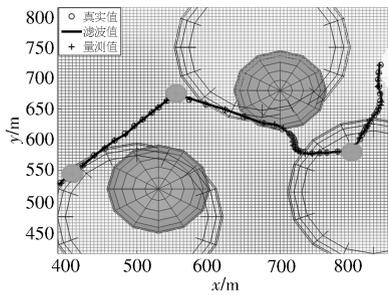
(a) A 机航路规划



(b) 路径平滑局部示意图

图 5 JADE 路径规划

Fig. 5 JADE Route Planning



(a) 模型滤波效果

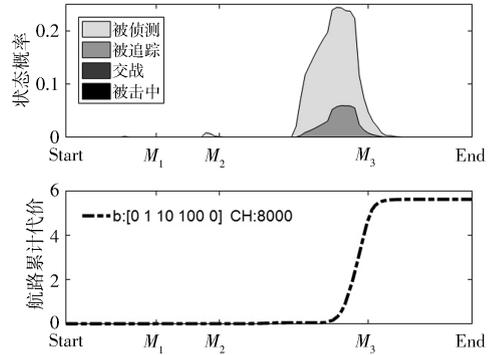
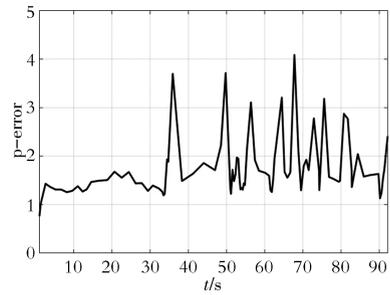


图 6 A 机航路评估结果

Fig. 6 The leader UAV route assessment results

3.2 跟踪仿真结果与分析

由于存在干扰,B机获得 A 机状态时存在噪声,量测噪声协方差矩阵 $R=[1,0,0;0,1,0;0,0,1]$,量测矩阵 $H = blkdiag ([1,0,0],[0,1,0],[0,0,1])$,采用 CV 模型和表 1 所示的 4 个不同机动时间常数 α 的 singer 模型匹配 A 机的运动,进行 30 次仿真,并统计每个位置点处滤波值和真实值在每个坐标轴上的误差均值和方差.图 7 为跟踪效果,图 8 记录了每个坐标轴上的均值和方差.



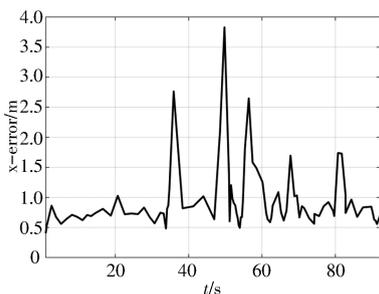
(b) 位置误差均值

图 7 IMM 模型跟踪结果

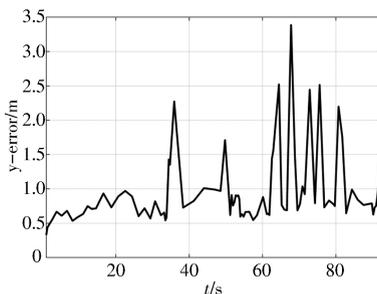
Fig. 7 IMM model tracking results

图 7 模型的位置跟踪误差(同一时刻跟踪点与实际点间的欧式距离)均值范围在 5 m 以内,在转弯处的方差有一定的波动,这是使用 singer 模型模拟三维空间转弯模型造成的误差,只有更完备的机动模型集合,才能更准确的跟踪目标运动,但也会

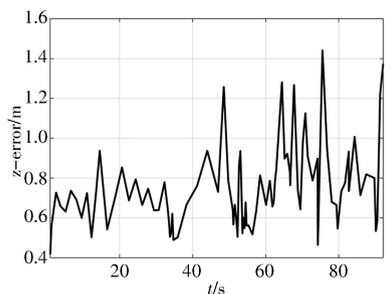
造成较大的运算量,本文的 CV 模型和 4 个 singer 模型能够囊括大部分 A 机的运动,能较好的完成跟踪,此外,为了尽可能避免碰撞,将双机的安全距离 r 设置大于 5 m.



(a) x 坐标跟踪误差均值



(b) y 坐标跟踪误差均值



(c) z 坐标跟踪误差均值

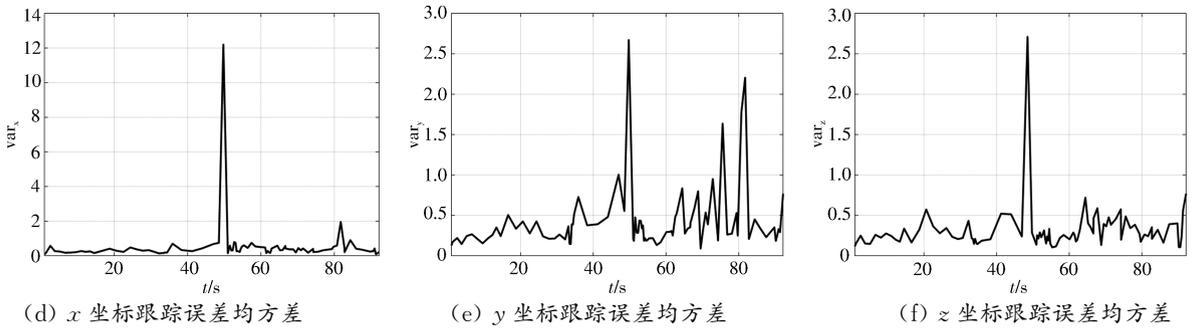


图 8 x, y, z 方向上的跟踪误差统计

Fig. 8 Tracking error statistics in the x, y, and z directions.

3.3 B 机协同路径规划仿真结果与分析

双机的探测距离 $R=24\text{ m}$, 安全距离 $r=5\text{ m}$, 理想点位置与跟踪时 A 机的位置处于同一高度, 且在 A 机右侧 $(R-r)/3+r$ 处. 其中两个常数 $\epsilon=1e-8$, $C=1e+5$; B 机优化目标权重 $w=[1,1,1,1]^T$. B 机利用跟踪结果进行路径规划结果如图 9 所示, B 机航线能较好的保持在理想位置左右.

对 B 机规划后的路径按文献[25]进行路径评

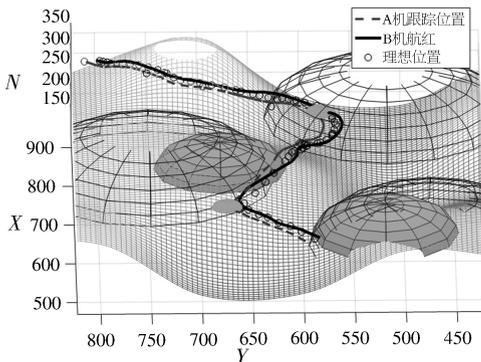


图 9 B 机航路规划

Fig. 9 The follower route planning

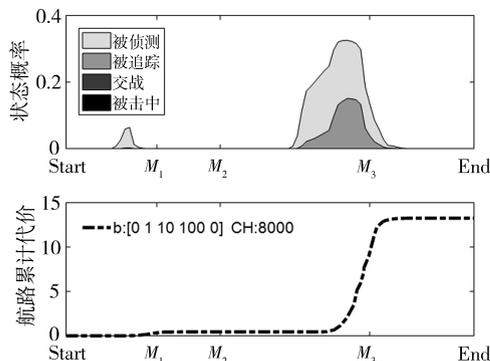


图 10 B 机路径评估

Fig. 10 The follower route assessment results

估,如图 10 所示,任务点 M_3 处于雷达范围内,处于被侦测和被追踪的概率低于 0.4,任务点 M_1 处于雷达边沿, B 机短时间处于被侦测状态,但图中显示其概率较小(低于 0.1),间隔时间较短,说明 B 机能较快的避开相应的雷达武器威胁.

利用 IMM 跟踪后的路径始终不是 A 机的实际飞行路径,所以,统计同一时刻双机实际航迹点欧式距离,运行 30 次取均值,如图 11 所示.

如图 11 所示,任务点 M_3 处于雷达范围内,处于被侦测和被追踪的概率低于 0.4,任务点 M_1 处于雷达边沿, B 机短时间处于被侦测状态,但图中显示其概率较小(低于 0.1),间隔时间较短,说明 B 机能较快的避开相应的雷达武器威胁.

利用 IMM 跟踪后的路径始终不是 A 机的实际飞行路径,所以,统计同一时刻双机实际航迹点欧式距离,运行 30 次取均值,如图 11 所示.

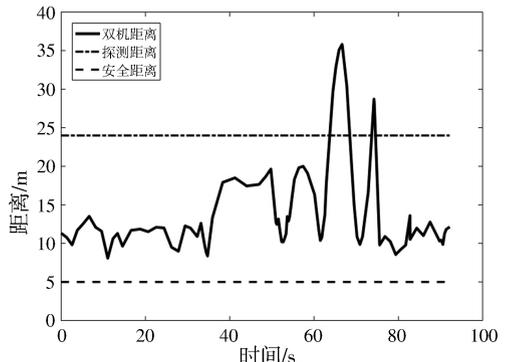


图 11 双机在不同航迹点的真实距离均值

Fig. 11 The true distance mean of the two UAVs at different track points

发生碰撞. 在航迹结束阶段,双机的距离与起始阶段基本持平,因此,时间上双机保持了协同.

4 结论

本文研究无人机在受到敌方干扰,跟随机无法准确获得领航机状态的情况,提出结合交互式多模型算法和 JADE 算法为 B 机优化下一个航迹点. 该方法采用了 1 个 CV 模型和 4 个不同时间常数的 singer 模型跟踪 A 机的运动,双机的航路优化使用了不同适应度函数的 JADE 算法, A 机的整体航路采用分段优化,优化的目标是产生航路代价较小的路径,而 B 机跟随时优化的目标是下一个满足时空协同的航迹点. 经过数值仿真实验表明,双机航迹平滑,累积代价较小,跟踪误差在 5 m 以内,且仅有 8.8% 的航迹点在探测范围之外,并能

够快速回到理想位置点. 该方法能够有效解决双机在受干扰情况下的协同问题.

此外, 由于依赖交互式多模型算法的跟踪准确率, 因此, 为了能更有效的保证双机的协同和安全, 未来的研究重点在以下两个方面: 第一, 跟踪时, 建立更完备的运动模型和更优的滤波算法. 第二, 在动态威胁环境中, B 机在某些时段与 A 机并未在时空上保持协同, 如果 A 机继续按照既定航线可能长时间陷入威胁中, 因此, A 机也应具有动态规划的能力, 并能够跟踪 B 机状态, 协调双机航路.

参考文献:

- [1] 王林, 王楠, 朱华勇, 等. 一种面向多无人机协同感知的分布式融合估计方法[J]. 控制与决策, 2010, 25: 814.
- [2] Abdi G, Samadzadegan F, Kurz F. Pose estimation of unmanned aerial vehicles based on avision-aided multi-sensor fusion[J]. Int Arch the Photogramm Remote Sens, 2016, 41: 193.
- [3] Saska M, Baca T, Thomas J, *et al.* System for deployment of groups of unmanned micro aerial vehicles in GPS-denied environments using onboard visual relative localization[J]. Auton Robot, 2017, 41: 919.
- [4] Rosati S, Kruzelecki K, Heitz G, *et al.* Dynamic routing for flying ad hoc networks[J]. IEEE T Veh Technol, 2014, 65: 1690.
- [5] 张耀中, 李寄玮, 胡波, 等. 基于改进 ACO 算法的多 UAV 协同航路规划[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42: 139.
- [6] 苑帅, 李飞, 王龙, 等. 基于分层策略的多无人机最优协同航路规划[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2015, 16: 33.
- [7] 李小兵, 周新志, 宁芊. 基于马尔科夫链的平台生存任务模型与航路评估[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26: 280.
- [8] 程晓明. 无人机双机协同航迹规划技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.
- [9] 李小兵, 周新志, 赵成萍, 等. 雷达武器威胁下的飞行航路规划仿真研究[J]. 计算机仿真, 2018, 35: 31.
- [10] 张富才, 宁芊, 周新志. 基于 Markov 模型及 A~* 算法的平台航路规划[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43: 135.
- [11] 雷川, 赵成萍, 宁芊. 基于混合变异策略差分进化算法的无人机航路规划[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43: 111.
- [12] 张耀中, 李寄玮, 胡波, 等. 基于改进 ACO 算法的多 UAV 协同航路规划[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42: 139.
- [13] 薄宁, 李相民, 代进进, 等. 基于变步长稀疏 A~* 搜索和 MPC 的多无人机层次化协同航迹规划[J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40: 65.
- [14] 李佳欢, 王新华, 周城宇, 等. 多旋翼无人机编队动态航路规划研究[J]. 电光与控制, 2018, 25: 53.
- [15] 汪宏宇, 李仙茂, 甘厚吉, 等. 电子战无人机对警戒雷达双机干扰的路径规划研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38: 34.
- [16] 于卓静, 孙永荣, 朱云峰, 等. 测角测距信息下的双机协同高精度定位算法[J]. 兵工自动化, 2019, 38: 1.
- [17] 张平, 方洋旺, 朱剑辉, 等. 基于 UKF 算法的双机协同无源跟踪[J]. 电光与控制, 2012, 19: 26.
- [18] Wang X, Qin W, Bai Y, *et al.* Cooperative target localization using multiple UAVs with out-of-sequence measurements[J]. Air Eng Aerosp Tec, 2017, 89: 112.
- [19] 高翔, 方洋旺, 颜世权, 等. 仅有角度测量的双机协同机动目标跟踪定位路径规划[J]. 红外与激光工程, 2013, 42: 2805.
- [20] 朱黔, 周锐. 面向目标跟踪的多机协同通信保持控制[J]. 控制理论与应用, 2015, 32: 1551.
- [21] Mazor E, Averbuch A, Bar-Shalom Y, *et al.* Interacting multiple model methods in target tracking: a survey[J]. IEEE T Aero Elec Sys, 1998, 34: 103.
- [22] 周宏仁. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [23] 朱立华. 无人飞行器自主检测与避障技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2016.
- [24] Zhang J, Sanderson A C. JADE: adaptive differential evolution with optional external archive[J]. IEEE T Evolut Comput, 2009, 13: 945.
- [25] Erlandsson T, Niklasson L. Automatic evaluation of air mission routes with respect to combat survival[J]. Inform Fusion, 2014, 20: 88.

引用本文格式:

中文: 刘发永, 向勇, 周新志, 等. 基于运动状态估计的双无人机协同航路规划[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2020, 57: 725.

英文: Liu F Y, Xiang Y, Zhou X Z, *et al.* Dual UAV collaborative route planning based on motion state estimation[J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2020, 57: 725.