

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.03.014

基于马尔科夫生存模型与粒子群算法的动态航路规划

崔舒婷¹, 赵成萍¹, 周新志¹, 宁 芊¹, 严 华^{1,2}

(1. 四川大学电子信息学院, 成都 610065; 2. 电子信息控制重点实验室, 成都 610036)

摘要: 针对未知情况下航路规划问题, 采用动态规划策略保证飞机可以实时规划未来路径, 并引入基于马尔科夫的生存模型来获取飞机的生存状态概率, 从而评估生存代价, 再综合任务、油耗、飞机机动性等作为粒子群算法的目标函数与约束条件, 同时为了缓解生存与任务之间的矛盾, 引入目标函数权重自适应策略. 仿真实验证明, 提出的动态航路规划策略是可行的, 自适应权重也在一定程度上缓解了生存与任务之间的矛盾, 同时将基于马尔科夫的生存模型应用于动态航路搜索中, 能够更加直观地掌握每一时刻飞机的生存代价以及各状态的概率.

关键词: 动态航路规划; 马尔科夫生存模型; 粒子群算法; 自适应权重

中图分类号: V271.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)03-0501-06

Online route planning based on markov survival model and PSO algorithm

CUI Shu-Ting¹, ZHAO Cheng-Ping¹, ZHOU Xin-Zhi¹, NING Qian¹, YAN Hua^{1,2}

(1. College of Electronics Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

Abstract: Aiming at the problem of route planning for aircraft under unknown condition, the online planning strategy is adopted to ensure that the aircraft can plan the future path in real time, and Markov survival model is introduced to obtain the survival probability of the aircraft, so as to evaluate the survival cost. Furthermore, missions, oil confusion, aircraft maneuverability are set as the objective function and constraints of PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm. At the same time, self-adaptive weight strategy is presented to alleviate the contradiction between survival and missions. The simulation results show that the proposed online route planning strategy is feasible, and the self-adaptive weight also alleviates the contradiction between the survival and the mission. The application of Markov survival model in online route planning can indeed have more effective command at the survival cost and state probability of aircraft in each moment.

Keywords: Online route planning; Markov survival model; PSO algorithm; Self-adaptive weight

1 引言

随着人工智能的兴起, 现代战场军事装备已呈现出明显的无人化趋势^[1], 而针对无人机的航路搜索显得至关重要. 通常来说, 飞机的任务环境是充满不确定因素与未知威胁的, 因此航路搜索应当是

实时的^[2], 针对动态航路搜索, 文献[3, 4]采用当检测到环境发生变化时, 以当前位置为起点重新规划完整航路的策略, 但是这种策略在复杂的环境中会有搜索时间长、效率低等问题; 再者执行任务与飞行安全可能是相互矛盾的, 需要通过权衡任务与生存代价来进行路径的规划, 而不再是简单的规避威

收稿日期: 2017-03-19

基金项目: 973 计划科研项目(2013CB328903)

作者简介: 崔舒婷(1993-), 女, 硕士, 研究方向为智能控制. E-mail: 464844895@qq.com

通讯作者: 赵成萍. E-mail: sc_zcp@scu.edu.cn

胁区域. 针对航路规划中的威胁模型, 文献[5,6]提出一种依赖于在威胁区域飞行时间的威胁模型; 文献[7]提出依赖于与威胁中心距离的威胁模型, 然而这些威胁模型都无法直观的展示飞机穿越威胁区域后的生存情况.

另一方面根据粒子群算法程序简单、易于操作的特点^[8], 采用了基于粒子群算法的多步长预测动态航路规划策略, 提高搜索效率; 并通过引入基于马尔科夫的生存模型^[9]获取飞机的生存状态概率, 从而评估生存代价, 再综合任务完成情况作为航路搜索的目标函数, 在此基础上引入目标函数权重自适应策略, 实现根据不同情况自动调整任务与生存代价权重, 最后使用 Matlab2014a 进行仿真实验, 说明该方法的可行性.

2 动态航路规划

2.1 动态规划策略

采用动态的航路规划策略可保证飞机能够根据实时检测到的环境及时修正未来路径. 而以一个步长为单位的动态搜索会有效率低或路径不平滑的问题, 因此采用了多步长预测作为一次搜索结果, 基本的动态规划策略如图 1 所示. 以 N 步长构成的局部路径为基本搜索单位, 飞机沿上一次搜索结果执行 $E(E < N)$ 步长的距离后根据当前已知情况继续进行下一次 N 步长的搜索, 并继续沿搜索结果执行 E 步长, 直到到达终点.

在多任务情况下, 为了确定任务执行顺序, 以及保证最终搜索的完整路径尽可能的最短, 引入一条全局路径作为局部搜索的参考路径, 本文将起点、终点与所有任务点最短的连线作为动态搜索的参考路径.

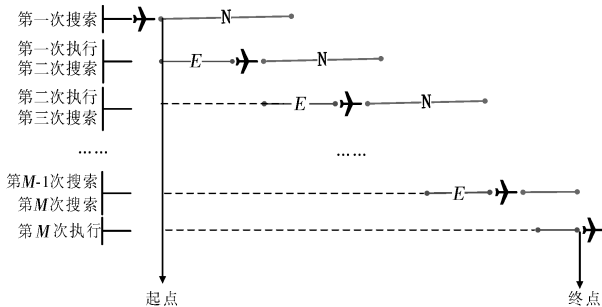


图 1 动态航路规划策略

Fig. 1 Online route planning strategy

2.2 状态空间模型

通过偏航角与俯仰角建立飞机的状态空间模型:

$$\begin{cases} \theta(k+1) = \theta(k) + \theta_0 u_\theta(k) \\ \varphi(k+1) = \varphi(k) + \varphi_0 u_\varphi(k) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} x(k+1) = \\ x(k) + s_0 \cos(\varphi(k+1)) \cos(\theta(k+1)) \\ y(k+1) = \\ y(k) + s_0 \sin(\varphi(k+1)) \cos(\theta(k+1)) \\ z(k+1) = z(k) + s_0 \sin(\theta(k+1)) \end{cases} \quad (2)$$

其中, x, y, z 表示空间中三维坐标点; s_0, θ_0, φ_0 分别为极坐标下步长、偏航角、俯仰角的单位值; $u_\theta(k), u_\varphi(k)$ 分别为粒子群算法获得的第 k 步长的偏航角、俯仰角; $\theta(k)$ 和 $\varphi(k)$ 分别为第 k 步长时飞机相对水平面的偏航角、俯仰角.

2.3 动态搜索中的粒子群算法

假设每一次航路搜索为 N 步长, 搜索目标为相对于上一步长飞机状态的偏航角 u_θ 与俯仰角 u_φ , 则 i 粒子位置向量与速度向量分别表示为式(3)和式(4).

$$x_i = (u_{i\theta 1}, u_{i\varphi 1}, u_{i\theta 2}, u_{i\varphi 2}, \dots, u_{i\theta N}, u_{i\varphi N}) \quad (3)$$

$$v_i = (v_{i\theta 1}, v_{i\varphi 1}, v_{i\theta 2}, v_{i\varphi 2}, \dots, v_{i\theta N}, v_{i\varphi N}) \quad (4)$$

其中, $-3 \leq u_\theta, u_\varphi \leq 3$.

粒子群具体步骤如下所示.

步骤 1) 对粒子群中所有个体位置、速度进行初始化, 确保在要求范围内;

步骤 2) 计算惯性权重^[10], 以及通过 2.2 节中状态空间模型获取的三维坐标计算个体目标函数值, 从而得到个体历史最优解以及整个粒子群历史最优个体, 以此更新每个个体位置与速度;

步骤 3) 判断是否达到最大迭代次数, 若不是, 继续步骤 2); 否则根据标函数值输出全局最优个体的位置作为本次搜索的结果.

3 基于马尔科夫的生存模型

为了能够更直观的反应飞机在穿越敌方威胁区域后的状态概率与生存代价, 引入了文献[11]中提出的基于马尔科夫链的五种状态生存概率模型以及文献[9]中提出的状态转移强度与代价函数, 并在其基础上修改了状态转移强度以配合动态搜索. 具体的生存模型说明如下:

3.1 生存模型中的五种状态

飞机的状态包含五种, 分别为未被侦测(U, Undetected), 被侦测(D, Detected), 被追踪(T, Tracked), 与敌方交战(E, Engage), 被击中(H, Hit). 状态的转换只能发生在相邻两种状态之间, 如果飞机转移到被击中的状态, 则将永远处于该

状态.

3.2 转移强度的设定与生存代价的计算

3.2.1 转移强度基本设定 状态转移强度 λ_{ij} 描述了从一个状态 (i) 到另一个状态 (j) 的转移概率^[8]. 各区域状态转移基本设定图 2 所示, 从上到下依次为搜索区域外、搜索区域内且攻击区域外、攻击区域内.

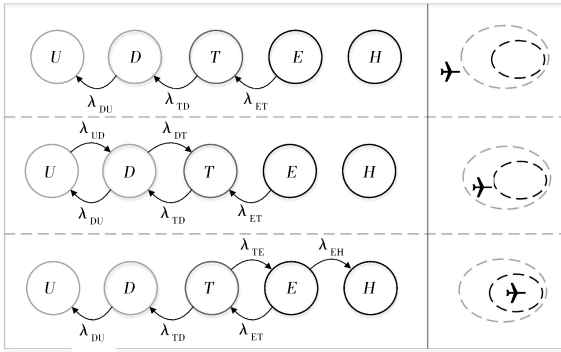


图 2 各区域存在的状态转移
Fig. 2 State transitions exist in each region

由于动态搜索每次搜索步长有限, 如果威胁区域内每点均采用相同转移强度, 一旦飞机进入威胁区域后会导致所有飞行路径的生存代价相同, 因此结合文献^[7]中提到的威胁模型, 将转移强度的值设定为与威胁中心距离成反比的关系. λ_{oj} 、 λ_{sj} 、 λ_{wj} 分别表示搜索区域外、攻击区域外、攻击区域内从状态 i 到状态 j 的最大转移强度值, 则点 p 的转移强度值如式(5)所示.

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} \lambda_{oj}, & p \in S, p \in W \\ (r-d)/r \cdot \lambda_{sj}, & p \in S, p \in W \\ (r-d)/r \cdot \lambda_{wj}, & p \in W \end{cases} \quad (5)$$

其中, r 为威胁半径; d 为飞机距离威胁中心的欧氏距离; S 、 W 分别表示搜索区域、攻击区域.

3.2.2 重叠区域的转移强度 敌方很可能将搜索和攻击雷达以重叠的方式分布在空间中, 通过探测雷达为攻击雷达提供威胁信息, 在重叠区域转移强度的计算方法如式(6)所示, 其中 λ_1 和 λ_2 为区域 1 和区域 2 的转移强度.

3.2.3 生存代价的计算 通过某点状态转移强度可以获得飞机到达该点时各状态概率, 给予每一种状态与状态转移相应的代价, 则可通过到达该点各状态概率或状态转移概率与相应代价得到飞机飞行路线所对应的生存代价^[9].

另外, 每一次动态搜索结果第一步长相应的生存代价需根据飞机当前生存概率与生存代价来计算, 第二步长生存代价根据第一步长生存概率与代

价来计算, 以此类推.

$$\lambda = \begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2, & (i, j) = (U, D) \& (D, T) \\ \max(\lambda_1, \lambda_2), & (i, j) = (T, E) \& (E, H) \\ \frac{\lambda_1 \lambda_2 (\lambda_1 + \lambda_2)}{\lambda_1 \lambda_2 + \lambda_1^2 + \lambda_2^2}, & (i, j) = (D, U) \& (T, D), \\ & \text{均为探测雷达} \\ \min(\lambda_1, \lambda_2), & (i, j) = (D, U) \& (T, D), \\ & \text{非均为探测雷达} \\ \min(\lambda_1, \lambda_2), & (i, j) = (E, T) \end{cases} \quad (6)$$

4 目标函数的选取与权重自适应

4.1 目标函数选取

航路规划的主要目的是在满足飞机机动性以及油耗的情况下, 权衡任务点与生存代价, 规划一条从起点到终点尽可能短的最优或较优航路, 因此本文中目标函数包含了生存代价、与目标点(任务)的距离、与参考路径的距离、飞行高度和油耗五个部分. 目标函数基本结构如式(7)所示, ω 为权值, 体现了不同部分相应的权重; $C(k)$ 或 $C(i | k)$ 代表第 k 次搜索所持代价或第 k 次搜索的第 i 步所持代价; S 表示航路的生存代价; M 表示飞机与下一个任务点或终点的距离; R 表示搜索航路与参考路径的距离; H 表示飞行高度的约束; O 表示当前路径的油耗约束. $J(k)$ 越小意味着粒子的适应度越好, 所得的路径也越优.

$$J(k) = \omega_s C_s(k) + \omega_o C_o(k) + \omega_R \sum_{i=k}^{k+N-1} C_R(i | k) + \omega_H \sum_{i=k}^{k+N-1} C_H(i | k) + \omega_M \sum_{i=k}^{k+N-1} C_M(i | k) \quad (7)$$

1) 生存代价.

假设 ξ_{k-1} 为已执行路径的生存代价, $\xi_k(N)$ 为第 k 次搜索结果相应的生存代价, 则将这二者的差作为本次搜索结果的生存代价, 如式(8)所示.

$$C_s(k) = \xi_k(N) - \xi_{k-1} \quad (8)$$

2) 与任务或终点及参考路径的距离.

假设飞机通过设定的任务区域则认为任务完成, 并将每一次搜索结果与当前待执行任务点或终点(任务全部完成或舍弃)的距离之和作为任务部分的目标函数.

2.1 节中提到, 本文的动态搜索策略引入了一条参考路径, 因此搜索结果中每一点与参考路径的距离之和也需要作为目标函数的一部分.

3) 飞行高度与油耗约束.

引入飞行高度主要是为了保证飞机的飞行安全,

如躲避山峰或在飞行在合理的高度,因此引入理想高度 H_c ,将每一点与理想高度的差作为飞行高度部分的目标函数,同时当飞机飞行高度低于地表海拔高度 H_g 时,给予惩罚,即 $C_H(i|k)$ 设为 C_{MAX} .

油耗约束的引入保证了飞行安全,当预测到执行当前搜索结果可能会导致剩余油量 O_r 不足以完成任务到达终点时将给予惩罚,即 $C_O(k)$ 设为 C_{MAX} , 否则 $C_O(k)$ 为 0. 而剩余油量的计算采用了剩余路径 l_r (图 3 中实线部分长度之和)与油耗因子 μ 的乘积.

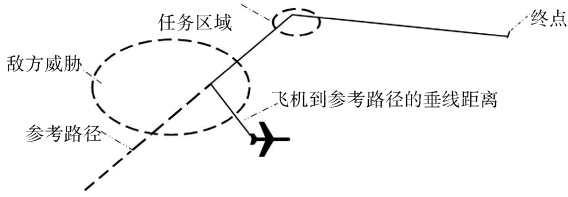


图 3 剩余路径的计算
Fig. 3 Calculation of remain length

4.2 权重自适应

航路规划最大的矛盾点在于生存代价与任务完成率之间,当任务点被设定在威胁区域内部时,如果给予生存代价较大的权重以保证飞机的安全,那么很可能无法进入任务区域执行任务;相反,如果给予任务较大的权重,飞机进入威胁区域完成任务后可能依然会沿着任务代价较高的路线飞行.因此提出了自适应权重以缓解任务与生存的矛盾.

计算方法如式(9)~式(10)所示,其中 d_M 与 d_T 分别为飞机到任务中心与威胁中心的距离; M_r 与 T_r 分别为任务区域半径与威胁区域半径; α 与 β 分别为临近任务点与临近威胁区的自适应权重增量. 权重增量计算方法如式(11)~式(12)所示, k_1, k_2 分别为临近任务点与临近威胁时的权重比例系数,体现了在不同情况下任务权重与生存权重的理想比例关系.

$$\omega_S = \begin{cases} 1/\alpha \cdot \omega_S, & d_M \leq 3M_r \\ \beta \cdot \omega_S, & d_T < T_r \& d_M > 3M_r \\ \omega_S, & \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

$$\omega_M = \begin{cases} \alpha \cdot \omega_M, & d_M \leq 3M_r \\ 1/\beta \cdot \omega_M, & d_T < T_r \& d_M > 3M_r \\ \omega_M, & \text{others} \end{cases} \quad (10)$$

$$\alpha = \begin{cases} k_1/(\omega_M/\omega_S), & \omega_M/\omega_S < k_1 \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (11)$$

$$\beta = \begin{cases} \omega_M/\omega_S/k_2, & \omega_M/\omega_S > k_2 \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (12)$$

自适应权重基本思路如下.

1) 在初始权重的基础上,当飞机靠近任务点时,适当增加任务权重同时降低生存权重,使权重比接近当前状况下理想权重比,在飞机完成任务点或舍弃任务点后,恢复到初始权重;

2) 当飞机位于威胁区域内且距离待完成任务尚远,则适当增加生存权重,使权重比接近危险状况下理想权重比,当飞机飞出威胁区域则恢复初始权重.

表 1 动态规划策略基本参数

Tab. 1 Basic parameters of online route planning

参数名称	参数值	参数说明
G	50	粒子群算法迭代次数
P	30	种群数量
N	10	每次搜索步长
E	4	实际执行步长
S ₀	8	单位步长(km)
θ_0	0.13	单位偏航角
φ_0	0.0655	单位俯仰角
C _{MAX}	10000	违反约束条件的惩罚
k_1	10	临近任务区权重比系数
k_2	13	临近威胁区权重比系数

5 仿真实验与结果分析

5.1 仿真数据

本文使用 Matlab2014a 进行仿真. 仿真场景大小为 700 km×600 km×50 km, 设定飞机携带的威胁探测器辐射半径为 6km, 并假设出发场景未知. 动态规划策略中具体参数如表 1 所示, 生存模型中转移强度如表 2 所示, 状态代价、状态转移代价具体参数如表 3 所示, 表中未展示的转移强度与状态代价、状态转移代价均为 0.

表 2 生存模型转移强度

Tab. 2 Transfer intensity of survival model

转移强度	威胁外	探测雷达内	武器雷达内
λ_{UD}	0	0.4	0
λ_{DU}	0.2	0.1	0.2
λ_{DT}	0	0.3	0
λ_{TD}	0.2	0.1	0.2
λ_{TE}	0	0	0.2
λ_{ET}	1	1	0.1
λ_{EH}	1	0	0.3

表 3 状态代价及状态转移代价

Tab. 3 State cost and transfer state cost

名称	b_U	b_D	b_T	b_E	b_H	C_{EH}
代价	0	1	10	100	0	1000

5.2 仿真结果

图 4 和图 6 分别为高生存权重、高任务权重在相同场景下航路规划结果俯视图, 横纵坐标分别为场景的宽度与深度. 其中灰色、黑色区域分别为搜索雷达、攻击雷达, 另外均包含 A、B、C 三个任务区域 (详见标注), 灰色与黑色路径分别代表固定权重搜索结果与自适应权重搜索结果; 生存概率如图 5 和图 7 所示, 其中横坐标为飞机执行的步数, 纵坐标为概率值, 不同灰度对应的面积代表不同状态的生存概率情况; 生存代价如图 8 所示, 横轴为飞机执行步数, 纵轴为生存代价; 实线表示高生存权重结果, 虚线表示高任务权重结果, 灰色为固定权重, 黑色为自适应权重.

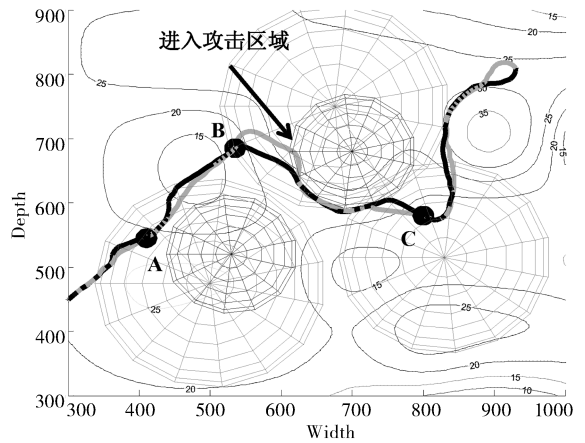


图 6 固定权重与自适应权重规划结果(任务权重较大)
Fig. 6 Planning result in fixed weight and self-adaptive weight with higher mission weight

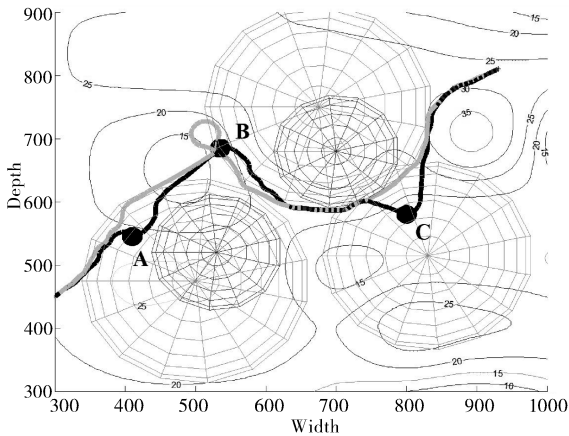


图 4 固定权重与自适应权重规划结果(生存权重较大)
Fig. 4 Planning result in fixed weight and self-adaptive weight with higher survival weight

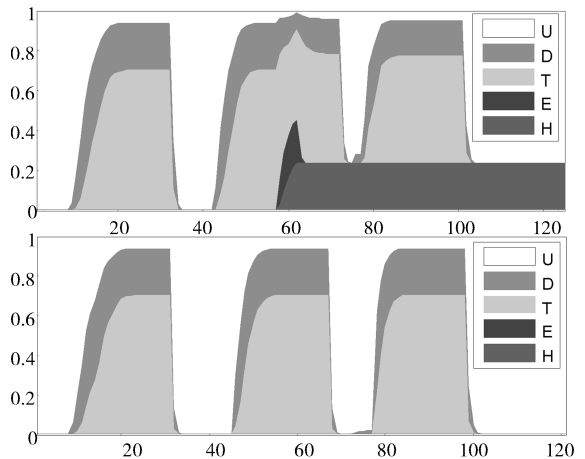


图 7 固定权重(上)与自适应权重(下)生存概率(任务权重较大)
Fig. 7 Survival probability in fixed weight (up) and self-adaptive weight (down) with higher mission weight

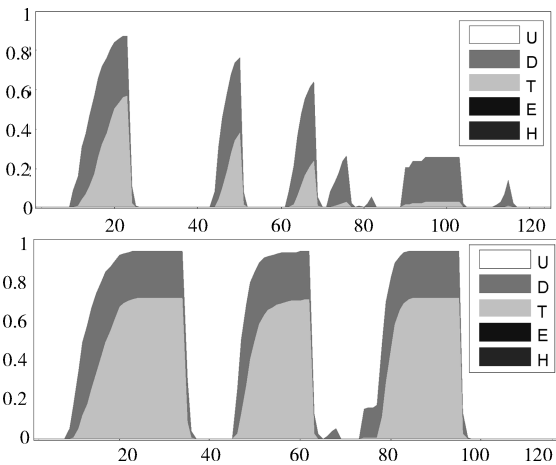


图 5 固定权重(上)与自适应权重(下)生存概率(生存权重较大)
Fig. 5 Survival probability in fixed weight(up) and self-adaptive weight (down) with higher survival weight

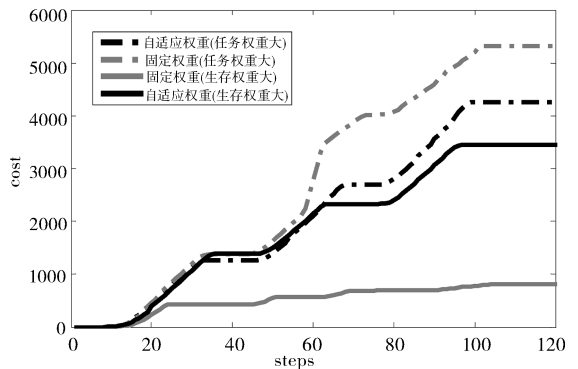


图 8 生存代价比较
Fig. 8 Comparison of survival costs

5.2.1 高生存权重 图 5 和图 8 表明自适应权重相对来说被发现与被迫追踪概率、生存代价有所提高, 但图 4 表明采用固定权重只完成 B 任务, 且在

完成任务后由于生存代价权重高以及飞机机动性的约束,飞机转了接近一圈才回归正轨,而采用了自适应权重后尽管生存代价有所提高但飞机完成全部任务点且没有交战或被击中的可能。

5.2.2 高任务权重 图 6 表明二者均完成了所有任务点,但图 7 和图 8 可见,固定权重的结果显示飞机进入了攻击区域(详见图 6 标注)并出现了交战与被击中的可能性,在执行到 60 步左右时交战概率与被击中概率均上升到 20%,整条航路代价也高达 5500,而采用自适应权重的结果表明飞机被击中概率几乎为 0,生存代价也大幅降低。

6 结 论

实验结果说明,本文提出的动态航路搜索策略是可行的,自适应权重也在一定程度上缓解了生存与任务之间的矛盾,同时将基于马尔科夫的生存模型应用于动态航路搜索中,确实能够更加直观的掌握每一时刻飞机的生存代价以及各状态的概率。

在后续的研究中,可以将任务模型与生存模型相结合,使得任务的完成概率同样直观;另外,当增加飞行速度作为搜索目标后,油耗、速度、生存均成为相互矛盾的因素,权重自适应策略也需随之完善。

参考文献:

[1] 屈耀红. 小型无人机航迹规划及组合导航关键技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
 [2] Peng Z, Li B, Chen X, *et al.* Online route planning for UAV based on model predictive control and par-

ticle swarm optimization algorithm[C]// Intelligent Control and Automation. [s. l.]: IEEE, 2012.
 [3] Sun B, Zhu F. Real-time track-planning of UAVs based on PSO algorithm[J]. Electron Optics Control, 2008, 15: 35.
 [4] Wang X Z, Lin-Lin C I, Jun-Shan L I, *et al.* Real-time route planning for UAV based on improved PSO algorithm[J]. Microelectron Comput, 2011, 28: 87.
 [5] Roberge V, Tarbouchi M, Labonte G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Trans Ind Inf, 2013, 9: 132.
 [6] Tulum K, Durak U, Yder S K. Situation aware UAV mission route planning[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. [s. l.]: IEEE, 2009.
 [7] Foo J L, Knutzon J, Oliver J, *et al.* Three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicles using particle swarm optimization[C]// Proceedings of the Aiaa/issmo Multidisciplinary Analysis & Optimization Conference. [s. l.]: AIAA, 2006.
 [8] 何光, 龙宪军. 基于粒子群优化算法的期权波动率估计[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2017, 54: 925.
 [9] Erlandsson T, Niklasson L. Automatic evaluation of air mission routes with respect to combat survival[J]. Inform Fusion, 2014, 20: 88.
 [10] Wang X Z, Lin-Lin C I, Jun-Shan L I, *et al.* Real-time route planning for UAV based on improved PSO algorithm[J]. Microelectron Comput, 2011, 28: 87.
 [11] Kelmelis E J. A five states survivability model for missions with ground-to-air threats[J]. Proc SPIE-Int Soc Opt Eng, 2013, 8752: 875207.