

doi: 10.3969/j. issn. 0490-6756. 2019. 04. 015

基于改进型 A^{*}-Markov 联合模型的无人机航路规划

龚浩凌, 周新志, 宁芊

(四川大学电子信息学院, 成都 610065)

摘要: 实验一种基于改进型 A^{*} 算法来对无人机进行任务路径规划。引入了无人机的机动步长、转角限制和飞行高度,有效地缩减了无人机搜索空间,除此之外还引入了地形、任务等约束条件,使航路规划更接近于真实环境。考虑到规划过程中敌方能力的不确定性,以及无人机在航路中的生存概率的不可知性,采用八状态 Markov 模型评估无人机的飞行状态。该模型与 A^{*} 算法结合时在威胁区域内完成任务后,由于时间的积累向外扩展时生存代价值越高,导致迭代次数过多,而同心圆模型越向外扩展时生存代价值越低的优点可避免该问题,因此引入同心圆模型与 Markov 模型的联合模型。仿真实验结果表明,该方法可以有效地检测航路中飞机的各种状态的概率,以此对整个航路进行评估,并且有效降低了仅采用 Markov 模型时在威胁区域内完成任务点后规划新航路迭代次数过多的问题。

关键词: 改进型 A^{*} 算法; 无人机; Markov 链; 八状态; 同心圆; 联合模型

中图分类号: TP312 文献标识码: A 文章编号: 0490-6756(2019)-04-0677-07

UAV route planning based on united markov model and improved A^{*} algorithm

GONG Hao-Ling, ZHOU Xin-Zhi, NING Qian

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Experimenting an improved A^{*} algorithm is used to plan the mission path of uav. The uav's step length, the restriction of turning angle and flight height are introduced to effectively reduce the uav's search space, and constraints such as terrain and mission are introduced to make the route planning closer to the real environment. Considering the uncertainty of the enemy's ability in the planning process and unpredictability of survival probability of the uav in the route, a markov model was used, which uses eight states markov chain to describe the state of uav. A^{*} algorithm is combined the model in threat area after completed the task, due to the accumulation of time, the outer point's cost of survival is higher than the inner point, it results too many iterations, but this problem can be avoided by virtue of the lower survival value of concentric circle model, therefore, introducing the united model which combined by the concentric circle model and markov model. Simulation experiment results show that the method can effectively detect route in the probability of various states of the uav and evaluate the whole route, and effectively reduce many iterations only by using the Markov model when planning new route after completing the task.

Keywords: Improved A^{*} algorithm; UAV; Markov chain; Eight states; Concentric circle; United model

收稿日期: 2018-07-30

基金项目: “973 计划”项目(2013CB328903-2)

作者简介: 龚浩凌(1991—), 男, 四川巴中人, 硕士生, 研究方向为模式识别与智能系统. E-mail: 961500436@qq.com

通讯作者: 周新志. E-mail: xz.zhou@scu.edu.cn

1 引言

无人机是全球新一轮科技革命和产业革命的热点,因为无人机具有成本相对较低、无人员伤亡风险、生存能力强、机动性能好以及使用方便等特征,特别是在许多复杂、危险的空中活动更具备独特优势。

如何使无人机在规划的某块区域内,在地形、任务、生存等约束条件下寻找出一条最优路径一直是国内外研究所关注的重心。搜索算法中,常用的算法有 A*、遗传算法、PSO 和 DE 算法等。在这些算法中,A* 的实现简单,并且在理论上能够保证规划出来的路径是全局最优的^[1]。

目前,在三维场景下对 A* 算法本身的优化和改进有很多,例如,结合飞行器简化运动学方程对搜索空间进行改进^[2,3];对路径的平滑进行改进^[3]等。然而在实际环境中,仅仅只改进这些,无法评估航线中威胁区域对无人机的威胁程度,针对该问题引入生存代价适应函数^[4-8]。

许多文献是将威胁模型等效成同心圆^[2,9-12],生存代价计算方式由 K/R^4 决定。其中,K 描述威胁强度;R 为无人机距离威胁区域中心的最短距离,但是同心圆模型没有时间概念,无法使得无人机在完成威胁区域内的任务后尽快离开威胁区域。

八状态 Markov 模型^[13-16]用于描述无人机的生存状态,该模型的代价计算与时间相关,避免了无人机在威胁区域的过多停留,但是该模型与 A* 算法结合会有一个问题,无人机完成在威胁区域中的任务点后,开始下一段路径规划时,会因为向外扩展节点的代价值过大而优先检查内层的节点,导致迭代次数过多,而同心圆模型则不会出现这种问题,但同心圆模型没有时间的概念。

因此实验一种针对传统 A* 的搜索空间和代价改进后的算法对路径进行规划,并采用融合了八状态 Markov 模型与同心圆模型的 Markov 联合模型,评估无人机在航路中的生存状态以及计算航路点的生存代价,利用 Matlab 进行仿真,证明了方法的可行性。

2 Markov 联合模型

引入八状态 Markov 模型的目的是为了评测任务的威胁和敌方火力打击的风险。该模型分为跟踪模型与火力模型。

跟踪模型是一个连续模型,一共有 4 种状态:未探测(U),探测(D),跟踪(T)和识别(I);而火力模型是一个离散的 Markov 模型,也有 4 个状态:无伤(UH),开火(F),失误(M)和击中(H)。状态之间的转移如图 1 所示。

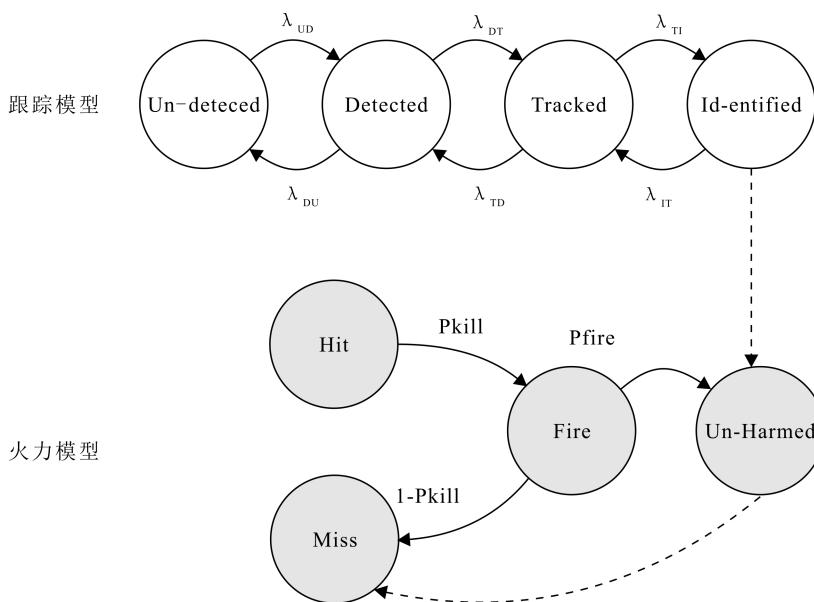


图 1 八状态 Markov 模型状态图
Fig. 1 The eight states of markov model

结合文献[9],设定跟踪模型转移强度的大小与威胁中心距离成反比。

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} \lambda_{oi}, & \text{搜索区域外} \\ r - d/r \cdot \lambda_{ij}, & \text{搜索区域内} \end{cases} \quad (1)$$

其中, λ_{oi} , λ_{ti} 分别表示跟踪区域外部与内部的转移强度. 式(1)为转移强度计算方式, 表 1 为初始转移强度设定.

表 1 初始转移强度设定

Tab. 1 Setting initial transfer intensity

跟踪区域外	$\lambda_{UD}: 0.4 \lambda_{DT}: 0.3 \lambda_{TI}: 0.2$
跟踪区域内	$\lambda_{DU}: 0.2 \lambda_{TD}: 0.2 \lambda_{IT}: 0.2$

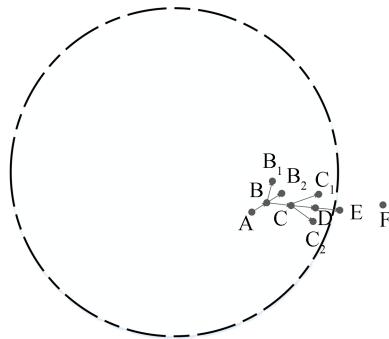
火力模型中无人机的威胁值 TV 根据无人机距离武器中心位置的比例 ratio 设定 5 个值, 如表 2 所示, p_{kill} 则是指导弹已经发射的情况下击中飞机的概率, 本文设定为 $p_{kill} = 0.5$.

表 2 TV 值的设定

Tab. 2 Setting TV

ratio	TV
[0, 0.2)	2
[0.2, 0.5)	1.5
[0.5, 0.8)	1
[0.8, 1]	0.5
[1, ∞]	0

为解决 A^{*} 算法与 Markov 模型融合过程中产生的迭代次数过多的问题, 引出该问题的场景以及该问题的解决方法, 如图 2 所示.

图 2 Markov 模型航路扩展点
Fig. 2 The route extension points of Markov model

假定任务点 B 是在威胁区域里面, A 是 B 的父节点, {B₁, B₂, C} 是 B 的扩展节点, {C₁, C₂, D} 是 C 的扩展节点, {E} 是 D 的扩展节点, F 是下一个任务点. 理想流程是由 B 扩展出子节点集合后, 再由子节点 C 扩展节点集合, 最后由 C 的子节点 D 扩展子节点集合到达 E. 但仅仅采用 Markov 模型, 这种理想流程是不能实现的.

当完成由起始点到任务点 B 的规划路径后, 开始新的一段从 B 到 F 路径规划, open 用于存储

扩展节点. 由于 A^{*} 算法是每次取出 open 表中代价价值最小的节点进行扩展, 而在威胁区域内, 主要由生存代价决定 open 表中最小代价节点的选取, 并且由于生存代价与时间有关, 在威胁区域停留的时间越长, 生存代价越大. 考虑到航程代价与启发函数, 第一次迭代后 open 表中的代价由小到大排列的节点是{C, B₂, B₁}, 因此对 C 进行扩展并将 C 从 open 表中移除, 扩展后 open 表中的代价由小到大排列的节点是{B₂, B₁, D, C₂, C₁}, A^{*} 算法会优先去扩展 B₂ 节点, 这样不停地迭代下去, 直到出威胁区域, 这样的扩展方式浪费了大量的资源.

若希望 A^{*} 算法能够更快地完成在威胁区域的迭代, 应当采用向外扩展时代价值越小的同心圆模型. 但是同心圆模型没有时间概念并且同心圆模型边缘的生存代价较低, 可能会使无人机在同心圆模型的边缘路径点过多, 而 Markov 模型是关于时间的模型, 能够使得威胁区域内的路程尽可能短且能够观测无人机的各个状态. 针对该问题, 提出同心圆模型与 Markov 模型相结合的 Markov 联合模型.

生存代价的计算分为两种情况, 当威胁区域没有任务点, 采用 Markov 模型计算生存代价; 当威胁区域中有任务点时, 未完成任务前采用 Markov 模型计算生存代价, 当完成任务点后, 分别计算 Markov 模型生存代价和同心圆模型生存代价, 以两者的加权和作为生存代价.

3 改进型 A^{*} 算法

对算法的改进分为搜索空间改进和代价函数改进. 搜索空间的改进是为了减少 A^{*} 算法在三维空间下的扩展点, 代价函数的改进是在原有 A^{*} 代价函数的基础上加入了高度代价和生存代价.

3.1 搜索空间改进

传统 A^{*} 算法未考虑到无人机各方面的约束情况, 尤其是在三维环境下搜索空间庞大. 改进搜索空间应该再考虑无人机的步长、转角限制以及飞行高度等约束的前提下扩展搜索空间的路径点. 三维搜索空间如图 3 所示.

(1) 步长: 步长表示无人机的搜索步长. 无人机步长过大, 容易忽略小于一个步长的威胁, 步长过小, 需扩展及检验的搜索点将大量增加.

(2) 转角: 转角分为偏转角与俯仰角. 偏转角表示无人机在当前飞行方向上的左、右转弯最大角

度,俯仰角表示在当前飞行方向上无人机上升、下降的最大角度.

(3) 飞行高度:无人机需要确保在飞行过程中与地面保持安全距离避免撞击,同时,若无人机飞行高度过高会增大无人机被雷达探测到的概率,综合这两种原因,在低空突防的情况下需设定理想高度.

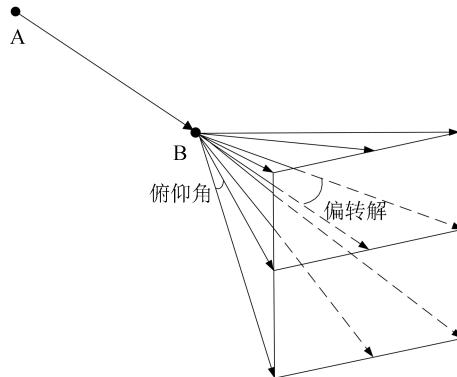


图 3 A^* 搜索空间

Fig. 3 The search space of A^* algorithm

3.2 代价函数改进

基本 A^* 算法的代价函数^[1]如下式.

$$f_i = g_i + h_i \quad (2)$$

其中, f_i 为节点 i 的最低航路估计代价值; g_i 为节点 i 的航程代价值; h_i 为启发函数, 表示从节点 i 到目标节点的实际估计代价值. 本实验对基本 A^* 的代价值进行改进, 保留原有代价值的基础上加入高度代价、生存代价, 其中, k_1, k_2, k_3 和 k_4 分别为各个代价对应的权值, 计算方式如下.

$$f_i = k_1 \cdot g_i + k_2 \cdot a_i + k_3 \cdot s_i + k_4 \cdot h_i \quad (3)$$

我们设 z_d 为理想高度; δ 为理想高度代价系数; a_i 为第 i 个航路点理想高度的代价函数, 计算方式如式(4)所示.

$$a_i = \frac{z_i - z_d}{\delta} \quad (4)$$

Markov 模型生存代价由跟踪模型代价 r 和火力模型代价 w 组成, 假设 ζ_i 为起始点到节点 i 的跟踪模型总代价, 其父节点的跟踪模型实际代价为 r_{i-1} , 取这两者的差作为节点 i 的实际代价 r_i .

$$r_i = \zeta_i - r_{i-1} \quad (5)$$

同理, 火力模型代价的计算如下, 其中, w_i 为火力模型实际代价; ξ_i 为起始点到节点 i 的火力模型总代价; w_{i-1} 为节点 i 父节点的火力模型实际代价.

$$w_i = \xi_i - w_{i-1} \quad (6)$$

同心圆模型的生存代价计算方式如下, 其中 k 为雷

达区域威胁强度, d 为无人机距离威胁区域中心的最短距离, r_0 为雷达半径.

$$c_i = \begin{cases} k/d^4, & d \geq r_0 \\ 0, & d < r_0 \end{cases} \quad (7)$$

我们设 s_i 为第 i 个航路点的联合模型生存代价, 当该威胁区域内没有任务点或未完成任务点时, s_i 由式(8)得出; 若威胁区域内有任务点, 完成任务点后 s_i 由(9)计算得出, 但需要注意的是权值 ω 不宜过大, 过大会以 Markov 模型的生存代价占主导, 导致在父节点在向外扩展点时子节点的生存代价比父节点要大.

$$s_i = r_i + w_i \quad (8)$$

$$s_i = \omega \cdot (r_i + w_i) + c_i \quad (9)$$

3.3 算法实现

A^* 算法的基本思想是通过计算各个搜索节点的实际代价, 设定合适的启发函数, 估计各个搜索节点的代价. 通过比较各个节点的最低估计航路代价, 选择代价最小的节点扩展, 直至找到目标点^[17-21]. 该算法用 $open$ 表存储已经计算但是没有扩展的节点, $close$ 表存储已经扩展的节点, $result$ 表保存规划好的路径点.

节点的数据结构如下.

$$Node_i = \{(x_i, y_i, z_i), p, f_i, g_i, r_i, w_i, m_i\}$$

其中, (x_i, y_i, z_i) 为规划航路点 i 的坐标; Matlab 是面向过程的语言, 采用当前节点的数据结构存储父节点在 $close$ 表中的下标号 p , p 指向 $close$ 表中该节点的父节点的数据结构; f_i 为最低估计航路代价; g_i 为航程代价; r_i 为跟踪模型状态概率向量; w_i 为火力模型状态概率向量; m_i 为任务完成向量, 表示该航路点的多任务完成情况, 用 1 表示为完成该任务, 0 表示未完成该任务.

A^* 算法的算法流程图如图 4 所示. 改进型 A^* 算法需要当前节点与其父节点才能更新子节点, 因此首次更新时, 在起始点与首个任务点的连线上根据步长生成节点, 再以该节点作为 $current$ 节点与父节点更新子节点, 之后则每次从 $open$ 表中取出最低估计航路代价值最小的节点作为 $current$ 节点与父节点更新子节点. 若到达任务点后, 由该航路点的数据结构中下标号 p 获取父节点的数据结构, 父节点再通过这种方式一直找到初始路径点, 将这些路径点保存至 $result$ 表中; 若是最后一个任务点, 则航路规划结束, 并对每一段任务路径进行五点三次平滑处理.

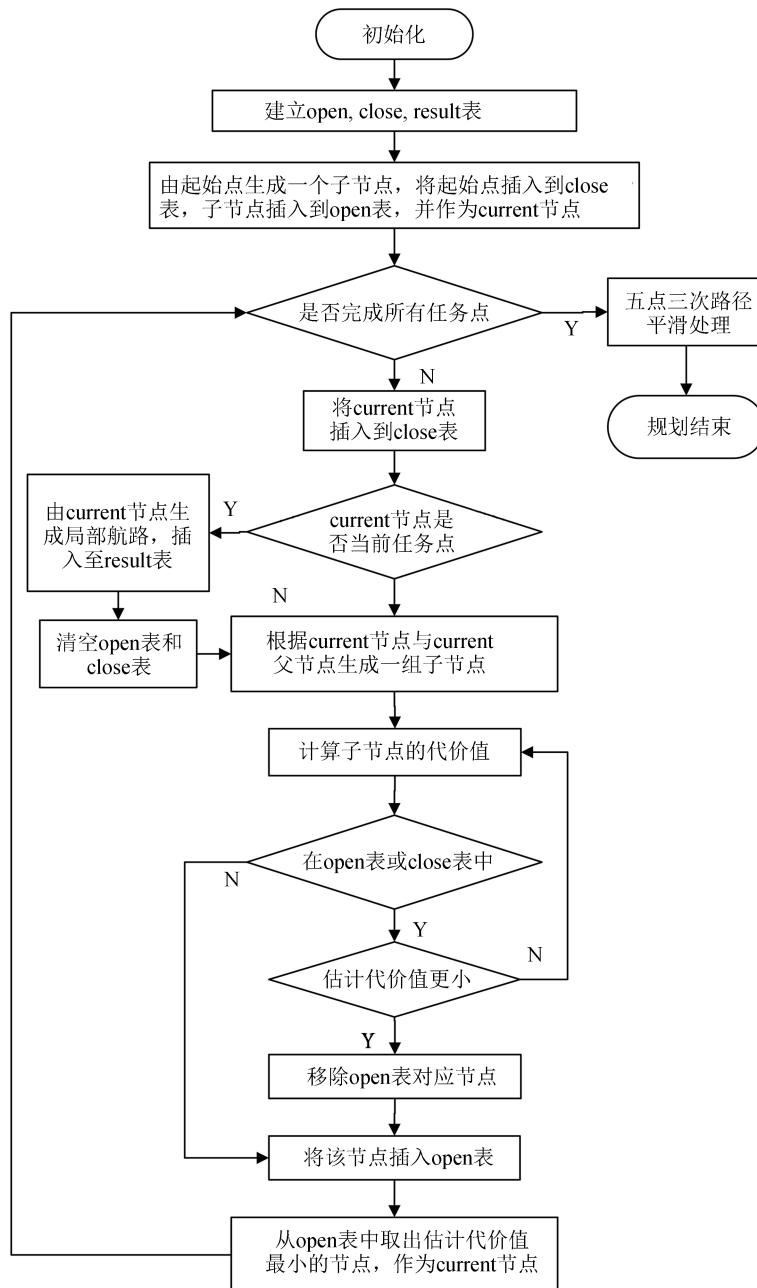


图4 算法流程图
Fig. 4 Algorithm flow chart

4 Matlab 仿真与分析

4.1 场景与参数的设置

试验场景用 Matlab2017a 进行仿真, 场景设置为 60 km * 60 km * 10 km 区域, 深蓝色半球体区域代表雷达威胁区域, 浅蓝色球体代表武器威胁区域, 黑色半球体代表任务点。表 3 分别给出场景初始化信息以及算法参数信息。

本实验的目的主要有两个:(1) 是针对完成任务点后, 开始新的一段航路规划时, 生存模型仅采

用 Markov 模型与采用 Markov 联合模型的 open 表、close 表和迭代时间的对比;(2) 是验证生存代价权重大小对航路规划的影响。

表3 算法参数信息

Tab. 3 Parameters of algorithm

类型	参数大小
离地最低高度	0.1
离地最高高度	3
转向角	$0.2 * \pi$
偏转角	$0.16 * \pi$

4.2 仿真结果与分析

4.2.1 Markov 模型与 Markov 联合模型的对比

步长的大小对于实验结果的影响尤其大,为了突出 Markov 模型与 Markov 联合模型的差别,本实验将步长取一个尽可能小的值,设定为 0.7 km.

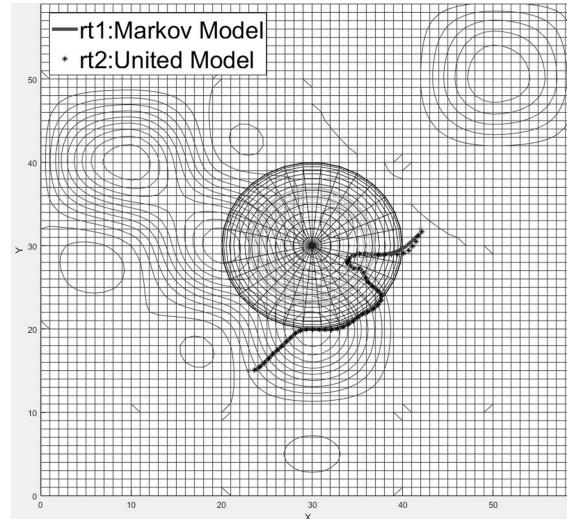


图 5 Markov 模型与 Markov 联合模型的航路对比

Fig. 5 Markov model compare route with united Model

图 5 为 Markov 模型与联合模型的航路对比图,可以看出两者的航路大致相同.但是由表 4 可见,在完成任务点后,开始新的一段路径规划时,采用 Markov 模型的 open 表、close 表、迭代时间均远远大于联合模型.由此可见,使用联合模型占用的内存以及运行时间均较少.

表 4 任务点到终点航路 Markov 模型与联合模型对比

Tab. 4 Markov model compare with United model

模型	open 表大小	close 表大小	时间(s)
Markov 模型	2877	1204	227
联合模型	130	20	3

4.2.2 生存代价权重 k_3 对航路的影响 航程系数 k_1 的大小决定航程路径长短, k_1 越大航程越短,但 k_1 不可过大,过大会导致航程代价相对于生存代价在总代价中起主导作用,可能会优先考虑路径短而非安全性,设定 $k_1 = 0.6$;高度约束系数 k_2 用于约束无人机的搜索高度,由于是低空突防,无人机的飞行高度应当尽可能低,设定 $k_2 = 1$;为了更快搜索路径,设定启发系数 $k_4 = 1$.

图 6 为固定其他代价权值,调整 k_3 大小的仿真图.路径 rt1 的权值为: $k_3 = 0.3$, 路径 rt2 的权值 $k_3 = 0.1$, rt1 路径的生存代价权重较 rt2 提高了.

由于 rt2 的生存代价权值较低,对无人机生存不太敏感,因此穿过了威胁区域一,而 rt1 的生存代价权重较高,该航线会避免进入无任务点的威胁区域.从图 7 和图 8 可以看出,rt1 经过威胁区域各状态概率均小于等于 rt2 航线各个状态概率.在第一个威胁区域,rt1 被击中的概率为 0 小于 rt2 被击中的概率 0.16; rt1 整个航线被击中的概率为 0.36, 小于 rt2 被击中的概率 0.41, 因此增大 k_3 的航线会更优.

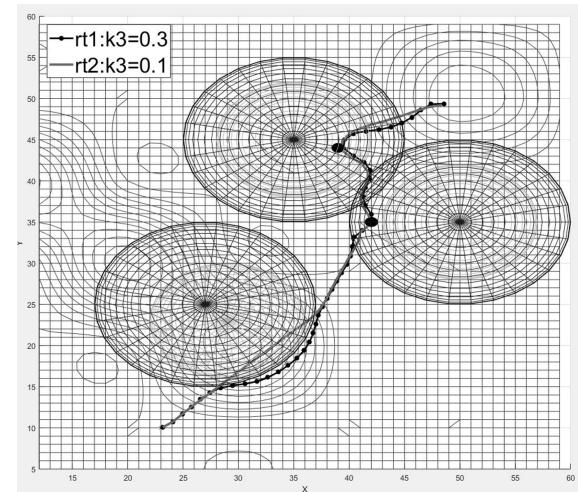


图 6 规划路径图

Fig. 6 The planned routes

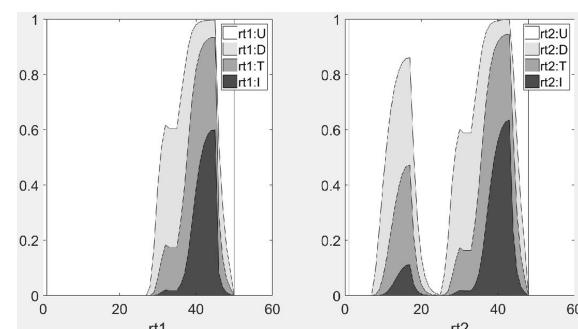


图 7 跟踪模型概率对比图

Fig. 7 Tracking model probability comparison diagram

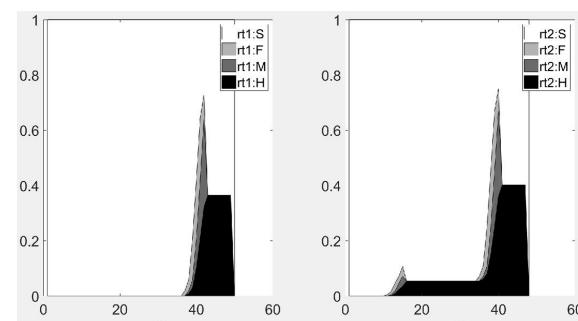


图 8 火力模型概率对比图

Fig. 8 Fire model probability comparison diagram

5 结 论

本文对传统 A^{*} 算法的搜索空间与代价函数进行改进, 引入了 Markov 模型与同心圆相结合的联合模型, 既可以获取航线中每个路径点的状态变化, 从而对航线进行安全性评估, 又解决了 A^{*} 算法仅使用 Markov 模型时在完成任务点后开始新的路径规划时的迭代次数过多的问题, 实验结果较好。但考虑到实际环境比实验环境更为复杂, 本文存在一些不足, 如: 实际中任务点分布较多, 本文任务分配方式较为单一; 因此, 在后续的实验中, 可以考虑开展面向多无人机、多任务协同扩展的研究。

参 考 文 献:

- [1] 席庆彪, 苏鹏, 刘慧霞. 基于 A^{*}-Markov 联合模型的无人机航路规划算法 [J]. 火力与指挥控制, 2013, 38: 5.
- [2] 李季, 孙秀霞. 基于改进 A-Star 算法的无人机航迹规划算法研究 [J]. 兵工学报, 2008, 29: 788.
- [3] 董文洪, 易波, 栗飞. 无人机航路规划环境模型研究 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48: 236.
- [4] Erlandsson T. Route planning for air missions in hostile environments [J]. J Def Model Simul, 2014, 12: 289.
- [5] Erlandsson T, Niklasson L. Automatic evaluation of air mission routes with respect to combat survival [J]. Inform Fusion, 2014, 20: 88.
- [6] 史红玉, 刘淑芬. 基于 Voronoi 图的无人机航路改进规划 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2018, 56: 945.
- [7] 李子龙, 鲍蓉, 刘伟铭. 基于复模糊逻辑系统的运动目标检测方法 [J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2017: 62.
- [8] 易云飞, 林郭隆, 董文永. 基于维度近邻关系扩散的改进粒子群优化算法 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30: 106.
- [9] 宋斌斌, 金慧琴, 李启超. 改进 A^{*} 算法在突防航迹规划中的应用 [J]. 四川兵工学报, 2016, 37: 85.
- [10] 蒙波, 皮亦鸣, 曹宗杰. 基于改进 A^{*} 算法的无人机航迹规划 [J]. 计算机仿真, 2010, 9: 29.
- [11] 马云红, 周德云. 基于遗传算法的无人机航路 [J]. 电光与控制, 2005, 12: 24.
- [12] 曾佳, 申功璋. 一种无人机自主变步长航迹规划方法 [J]. 弹箭与制导学报, 2008, 28: 21.
- [13] 崔舒婷, 赵成萍, 周新志, 等. 基于马尔科夫生存模型与粒子群算法的动态航路规划 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2018, 55: 501.
- [14] Ye H. Hierarchical Markov decision processes based path planning for UAV in three-dimensional environment [J]. J B Univ Aeronaut Astronaut, 2009, 35: 100.
- [15] Erlandsson T, Niklasson L. Threat assessment for missions in hostile territory—from the aircraft perspective [C]//Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. [s. l.] : IEEE, 2013.
- [16] Foo J L, Knutzon J, Oliver J, et al. Three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicles using particle swarm optimization [C]// Aiaa/issmo Multidisciplinary Analysis & Optimization Conference. [s. l.] : [s. n.], 2013.
- [17] 唐晓东, 吴静. 基于改进 A^{*} 算法的三维航迹规划技术研究 [J]. 电子技术应用, 2015, 41: 163.
- [18] 宋建梅, 李侃. 基于 A^{*} 算法的远程导弹三维航迹规划算法 [J]. 北京理工大学学报, 2017, 27: 163.
- [19] 张帅, 李学仁, 张鹏, 等. 基于改进 A^{*} 算法的无人机航迹规划 [J]. 飞行力学, 2016, 34: 39.
- [20] 李世晓, 朱凡, 张健, 等. 改进 A^{*} 算法的多约束航迹规划 [J]. 电光与控制, 2014, 21: 36.
- [21] 赵锋, 杨伟, 杨朝旭, 等. 无人机三维航路动态规划及导引控制研究 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 27.

引用本文格式:

- 中 文: 龚浩凌, 周新志, 宁芊. 基于改进型 A^{*}-Markov 联合模型的无人机航路规划 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 56: 677.
- 英 文: Gong H L, Zhou X Z, Ning Q. UAV route planning based on United markov model and Improved A^{*} algorithm [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2019, 56: 677.