一种三维环境中的无人机多路径规划方法

刘洋，章卫国，李广文，史静平

（西北工业大学 自动化学院，陕西 西安 710129）

摘 要：为了解决三维环境中的无人机多路径规划问题，提出了一种基于改进概率地图的多目标蚁群算法。在构建地图时为了增加窄通道中的采样点数量，改进了概率地图法的采样策略，将落在威胁上的采样点移动到自由空间中，可以更好地覆盖规划环境。为了使蚁群算法可以得到多个解，提出了一种多目标蚁群算法。通过引入 Pareto 解集，播撒不同种类的信息素，使蚁群算法可以同时优化路径长度和威胁大小 2 个目标，并能得到一组非支配解，有利于决策者选择合适的路径。仿真结果表明，改进的概率地图法可以更好地覆盖规划环境，多目标蚁群算法可以得到一组解，并能收敛到最终解集。

关 键 词：无人机，路径规划，概率地图，多目标蚁群算法，三维环境
中图分类号：V249 **文献标志码**：A **文章编号**：1000-2758(2014)03-0412-05

路径规划作为无人机实现自主任务的基本部分已经得到了广泛研究。在战场环境中要为无人机规划出合理的路径需要考虑多方面的因素，如无人机本身的性能、地形障碍、威胁等，同时考虑这些因素并得到一个最优的路径是困难的。此外，不同任务对路径的评价标准是不同的，因此预先确定的代价函数往往不能反映特定任务的要求。为了解决这些问题，可以预先规划出多条路径，在执行任务时根据不同需要选择合适的路径。

多路径规划问题的研究已有很多，文献[1]采用了一种小生境粒子群方法，通过多个子种群的共同进化得到多个路径解，但这种方法需要提前给定代价函数中各指标的权重。文献[2]采用聚类粒子群算法得到多条路径，但这种方法只考虑了单个目标。近年来开始有学者将路径规划问题当作一个多目标问题来求解，文献[3]提出了一种改进的多目标进化算法，可以得到一组近似最优多目标解集。文献[4]提出了一种逆向多目标启发式搜索方法，可以得到最优路径集合。文献[5]首先采用 RRT 方法生成多条路径，然后采用进化算法优化路径。这些方法虽然都得到了非常好的结果，但多是应用于二维连续环境中，很难扩展到高维环境使用。同时，这些方法在规划过程中每次路径点位置变化都需要重新计算路径的可行性，运算速度较慢。

概率地图法(probability roadmap method，PRM)是一种基于采样的方法，可以应用于高维环境并能快速构建路线图。概率地图法可以将连续空间的规划问题转化为拓扑空间的规划问题，这样就使路径规划问题的复杂度与环境的复杂程度和规划空间的维数不再相关，而主要依赖于路径搜索复杂度。但是概率地图法存在窄通道的问题，当环境中的障碍物离得近时，障碍物间的区域会出现没有采样点覆盖的情况。

本文首先对概率地图法进行改进，通过移动落在障碍物上的采样点来增加窄通道中的采样点数量，使概率地图能够更好地覆盖规划环境。然后采用改进的蚁群算法生成路径。蚁群算法是一种可以应用于路线图的智能算法，但只能优化单个目标。本文通过引入 Pareto 最优解的思想，提出了一种多目标蚁群算法，同时优化路径长度和威胁大小 2 个目标，取得了良好的效果。

1 改进的概率地图法

概率地图法用基本构型近似表示环境中的障碍

收稿日期：2013-10-28 **基金项目**：国家自然科学基金(61374032)及陕西省自然科学基金(2013JQ8026)资助
作者简介：刘洋(1988—)，西北工业大学博士研究生，主要从事路径规划及智能算法的研究。

物和威胁。但是实际环境中地面起伏较多，用基本构型近似表示会丢失较多信息，因此地形信息很难用基本构型表示。地形的构建一般采用栅格法，这种方法把环境均匀分解成多个简单的栅格，每个栅格存储一个高度数据来表示当前栅格的情况。但是规划环境中不止包含高程信息，还包含很多的威胁信息。为了解决这个问题，文献 [6] 在栅格表示的地形中加入威胁信息扩充为最小威胁曲面。但是构造最小威胁曲面耗时较长。此外，地形信息和威胁信息往往不是同时得到的。地形信息可以通过卫星数据或提前侦查得到，而威胁信息往往在规划前或任务执行过程中才能得到，因此很难将 2 种数据一起处理。为了能够精确表示地形信息并提高运算效率，本文直接将高程数据采用栅格法存储，同时将威胁信息单独存储，然后采用概率地图法对这些信息进行综合，将环境信息转化为概率地图。这样在寻找路径时就不再需要考虑地形和威胁的碰撞问题。

仿真采用的规划环境中威胁设置为雷达威胁和高炮威胁。其中雷达威胁为半球形，离球心越远，威胁越小。高炮威胁为圆柱形，离中轴线越远威胁越小。对于威胁较大的区域设置为禁飞区，飞机不允许通过。雷达禁飞区边缘的表达式如(1) 式所示，高炮禁飞区的表达式如(2) 式所示。

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 + (z - z_c)^2 = r_c^2 \quad (1)$$

式中: (x_c, y_c, z_c) 为雷达威胁中心坐标，(x, y, z) 为禁飞区边缘上点的坐标。

$$(x - x_p)^2 + (y - y_p)^2 = r_p^2 \quad z < h \quad (2)$$

式中: (x_p, y_p) 为高炮威胁中心的水平坐标，(x, y, z) 为禁飞区边缘上点的坐标，h 为高炮威胁禁飞区的最大高度。

1.1　窄通道问题

传统 PRM 算法采用均匀采样的采样策略，在大多数情况下算法性能都能得到充分发挥，但是当规划环境可扩展性较差，如规划环境中存在窄通道时，会出现概率地图无法完全覆盖规划环境的情况。当 2 个威胁靠的较近时，中间会出现一个狭长的区域，即窄通道。由于采用点数量有限，而窄通道中的自由空间较小，当采样点数量一定时，落在通道中的采样点相对较少，可能无法连接通道两端的子图。为了完成路线图的构建，需要增加采样点的数量，这样就使算法效率下降。本文在概率地图的构建过程中利用了与威胁碰撞的点，通过将这些点移动到自由空间中，来增加窄通道中的采样点密度，这样就不再需要补充采样，提高了地图的构建效率。

为了简化计算，移动落在威胁上的采样点时不改变点的高度，只改变其水平坐标，这样就可以将问题简化到一个二维平面中，2 种威胁在采样点高度处的横截面都为圆形，因此可以采用相同的方法移动采样点。如图 1 所示为一个威胁的横截面。一个采样点落在威胁内，初始位置为 A，由于位于威胁体内，它被检测为碰撞的，将 A 点沿着由圆心向圆外的方向移动，就可以得到障碍物周围的一个无碰撞的采样点 B。点 B 的位置计算公式如下式所示:

$$\boldsymbol{OB} = \boldsymbol{OA} \cdot r^2 / d^2 \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{OA}$、$\boldsymbol{OB}$ 为向量，d 为向量 $\boldsymbol{OA}$ 的长度，r 为圆的半径。

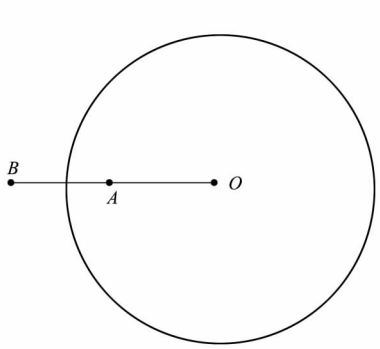


图 1　检测为碰撞的采样点的移动

1.2　威胁值的计算

对于一个路径段上的威胁强度计算，一般都是在路径段上取一定数量的点计算威胁值然后累加得到。当飞机暴露在雷达范围内越久越容易被雷达发现，因此当飞行速度一定时路径段越长则受到的威胁越大。仿真中计算威胁时采用如(4) 式所示的计算方法，在计算得到的威胁值基础上乘以路径段长度。这样路径段越长，威胁就越大。此外，当威胁与路径点相距较远时，认为威胁对路径点没有威胁，因此在计算时只考虑了一定距离范围内的所有威胁。在计算时将路径段均分为 5 段，取 4 个分割点进行计算并累加。

$$T_{\text{threat},i} = \frac{1}{4} L_i \sum_{j=1}^{N} \left(\frac{1}{d_{1/5,i,j}} + \frac{1}{d_{2/5,i,j}} + \frac{1}{d_{3/5,i,j}} + \frac{1}{d_{4/5,i,j}} \right) \quad (4)$$

式中: $T_{\text{threat},i}$ 表示第 i 段路径上的威胁值，L_i 表示路径段的长度，d 表示威胁 j 与路径段 i 上点之间的距离，当距离大于设定的范围值时为无穷大。

2 多目标蚁群算法

蚁群算法在多目标问题中的应用已有很多，文献[7]将所有的优化目标统一在一个代价函数中进行求解。但这样只能得到一个解，不利于决策者进行决策。此外几个优化目标之间往往是相互冲突的，很难找到一个解在各个优化目标上都是最优的。为了解决这个问题，本文将Pareto解集引入蚁群算法中。多目标蚁群算法可以寻找到多个解，即Pareto解集。Pareto解的定义如定义1所示。

定义1（Pareto最优解） 假设以函数 $F(x)=\min[f_1(x),f_2(x)\cdots f_m(x)]$ 为目标进行优化，X 为问题的决策空间。如果不存在任何的 $x\in X$，可以使得 $f_i(x)\leqslant f_i(x')$，$\forall i\in\{1,2,\cdots,m\}$，并且 $f_j(x)\leqslant f_j(x')$，$\exists j\in\{1,2,\cdots,m\}$，则 x' 是多目标优化问题的一个Pareto最优解。

一个多目标优化问题一般存在多个Pareto解，这些解共同构成Pareto解集。多目标蚁群算法（MACA）的目标就是以最小路径长度和最小威胁强度为目标进行路径的选择，产生一个有效的Pareto解集。传统的蚁群算法将多个目标加权，只播撒一种信息素。若将不同目标分开并同时播撒不同种类的信息素，就能够同时对蚂蚁选择路径产生影响。可以将信息素分为2类：路径长度信息素和威胁大小信息素。当蚂蚁搜索到路径之后计算路径的长度和威胁大小，并分别播撒信息素，从而使各个优化目标的信息素都能对后续的搜索产生影响，同时优化多个目标。当所有蚂蚁找到路径后对结果按照路径长度和威胁大小分别排序，对排名靠前的蚂蚁额外播撒信息素。同时在每次迭代后，将蚂蚁寻找到的路径进行整理，得到目前最优的Pareto解集并保存下来，最终得到位于Pareto前沿上的多个路径结果。

2.1 改进的信息素局部更新机制

在局部信息素更新中，需要同时考虑2种信息素的更新，路径段 (r,s) 上的信息素更新如下式所示：

$$\tau(r,s)\leftarrow\rho\cdot\tau(r,s)+\Delta\tau_1(r,s)+\Delta\tau_2(r,s) \quad (5)$$

式中：ρ 为挥发系数，$\tau(r,s)$ 为路径段上的信息素含量，$\Delta\tau_i(r,s)$ 为2种信息素的增量。

2.2 改进的信息素全局更新机制

为了能够得到Pareto前沿，我们对得到的路径分别按照路径长度和威胁强度2个指标进行排序并按照基于排序的蚁群算法更新路径段上的信息素含量。对于多目标蚁群算法，全局信息素更新规则如下所示：

$$\tau(r,s)=(1-\rho_1)\tau(r,s)+\Delta\tau(r,s) \quad (6)$$

式中：ρ_1 为挥发系数，$\Delta\tau(r,s)$ 为信息素增量，计算如下所示：

$$\Delta\tau(r,s)=\sum_{k=1}^{k'}a_i\Delta\tau_{1k}(r,s)+\sum_{k=1}^{k'}b_i\Delta\tau_{2k}(r,s) \quad (7)$$

式中：k' 为到目前为止搜索到的解的个数，a_i，b_j 分别表示按路径长度和按威胁强度排序中的第 i 位和第 j 位对应的系数。$\Delta\tau_{1k}(r,s)$ 和 $\Delta\tau_{2k}(r,s)$ 表达式如下所示：

$$\Delta\tau_{1k}(r,s)=\begin{cases}Q_1(L_k)^{-1} & \text{若 } R_{rs} \text{ 是第 } k \text{ 条路径中的一段}\\ 0 & \text{否则}\end{cases} \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{2k}(r,s)=\begin{cases}Q_2(T_k)^{-1} & \text{若 } R_{rs} \text{ 是第 } k \text{ 条路径中的一段}\\ 0 & \text{否则}\end{cases} \quad (9)$$

式中：L_k 和 T_k 为第 k 条Pareto最优路径的长度和威胁强度，Q_1、Q_2 为常数。

3 仿真实验

为了验证算法有效性，针对如图1所示的规划环境进行了仿真实验，规划环境范围为400 km×400 km，威胁设置为1个雷达威胁和3个高炮威胁，其中高炮威胁位置为(280，220)、(95，149)、(155，101)，雷达威胁位置为(170，280)。位于(95，149)和(155，101)的2个高炮威胁由于距离较近，中间形成了窄通道。构建概率地图的采样点数量为300个，采样点最大高度设为4 km。

图2为基本概率地图法构建的路线图，图3为改进的概率地图法构建的路线图。由仿真结果可知，采用基本概率地图法时，窄通道中没有采样点。

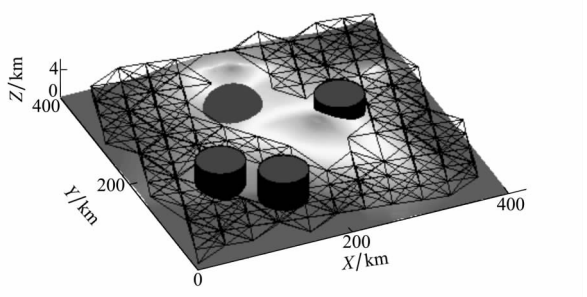


图2 基本概率地图法

改进的概率地图法由于将落在威胁上的采样点进行了移动，其中部分采样点移动到了窄通道中，连通了窄通道的两侧，因此改进的概率地图法比传统概率地图法对环境有更好的覆盖。

在改进的概率地图法得到的路线图基础上，对本文提出的改进蚁群算法进行了仿真验证。图 4a) 为改进蚁群算法在迭代 10 次之后的仿真结果，图 4b) 为迭代 100 次后的仿真结果，此时算法已经收敛。各个解的值如表 1 和表 2 所示。

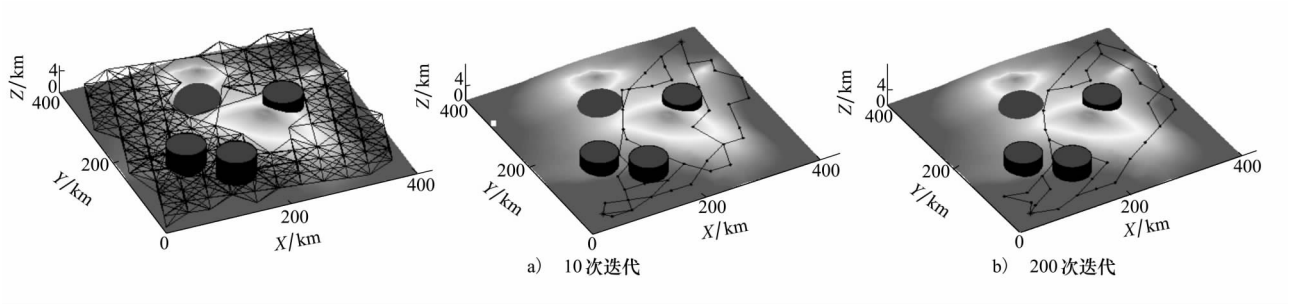


图 3　改进的概率地图法

图 4　算法仿真结果

表 1　10 次迭代时各个 Pareto 解

路径长度	威胁大小
665. 92	80
567. 60	250. 02
662. 28	130. 65
582. 61	165. 70

表 2　200 次迭代时各个 Pareto 解

路径长度	威胁大小
602. 16	60
582. 61	165. 69
528. 01	224. 86
553. 34	194. 42
598. 18	65

图 5 为不同迭代次数时的各个解。由仿真结果可知，改进的蚁群算法可以同时找到多个解，随着迭代次数的增加，算法可以收敛到一个 Pareto 解集上。在算法执行到 10 代时已经有多个解出现，在执行到 200 代时算法已经收敛到最优解。各个解各有侧重，具有较好的多样性，有利于决策者根据当前的需求，从这组非支配解中选择合适的解作为无人机的路径。同时，当无人机任务发生改变时可以直接从解集中选择其他合适的解，不需要重新计算。

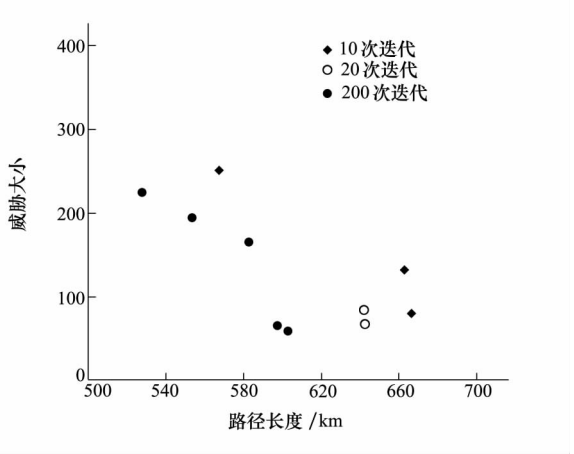


图 5　不同迭代次数时的 Pareto 解对比

4　结　论

本文针对多路径规划问题，在采用改进概率地图法构建路线图的基础上，提出了一种多目标蚁群算法，这种方法将路径长度和威胁强度 2 个目标分开计算并分别播撒信息素。仿真结果表明，改进的概率地图法可以更好地覆盖环境，多目标蚁群算法可以同时优化 2 个目标并得到一组解，有利于决策者选择合适的路径。

参考文献:

[1] 于会,于忠,李伟华. 基于小生境粒子群技术的多航迹规划研究[J]. 西北工业大学学报,2010,28(3):415-520
Yu Hui, Yu Zhong, Li Weihua. Multiple Routes Planning for Air Vehicles Based on Niche Particle Swarm Optimization [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University,2010, 28(3):415-520 (in Chinese)

[2] 韩维,司维超,丁大春,等. 基于聚类PSO算法的舰载机舰面多路径动态规划[J]. 北京航空航天大学学报,2013,39(5):610-614
Han Wei, Si Weichao, Ding Dachun, et al. Multi-Routes Dynamic Planning on Deck of Carrier Plane Based on Clustering PSO [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2013,39(5): 610-614 (in Chinese)

[3] Conesa-Munoz J, Ribeiro A, Andujar D, et al. Multi-Path Planning Based on a NSGA-II for a Fleet of Robots to Work on Agricultural Tasks [C] //2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2012: 1-8

[4] 魏唯,欧阳丹彤,吕帅,等. 动态不确定环境下多目标路径规划方法[J]. 计算机学报,2011,34(5):836-846
Wei Wei, Ouyang Dantong, Lü Shuai, et al. Multiobjective Path Planning under Dynamic Uncertain Environment [J]. Chinese Journal of Computers, 2011,34(5): 836-846 (in Chinese)

[5] Seok J H, Lee J Y, Oh C, et al. Diverse Multi-Path Planning with a Path-Set Costmap [C] //11th International Conference on Control, Automation and Systems, 2011: 694-699

[6] 唐强,王建元,朱志强. 基于粒子群优化的三维突防航迹规划仿真研究[J]. 系统仿真学报,2004,16(9):2033-2036
Tang Qiang, Wang Jianyuan, Zhu Zhiqiang. The Simulation Study of PSO Based 3-D Vehicle Route Planning for Low Attitude Penetration [J]. Journal of System Simulation,2004,16(9): 2033-2036 (in Chinese)

[7] 税薇,葛艳,韩玉,等. 基于混合蚁群算法的无人机航路规划[J]. 系统仿真学报,2011,23(3):574-576
Shui Wei, Ge Yan, Han Yu, et al. Path Planning for UAV Based on Mixed Ant Colony Algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(3): 574-576 (in Chinese)

A Multi-Path Planning Method for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) in 3D Environment

Liu Yang, Zhang Weiguo, Li Guangwen, Shi Jingping

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: In order to solve the problems existing in the multi-path planning for UAV in the 3D environment, we improve the probability roadmap method (PRM) by moving the sampling points to increase their number in their narrow passage so that the PRM can better serve the multi-path planning environment. Then we propose the multi-objective ant colony algorithm (MACA) based on the PRM and apply it to the multi-path planning of the UAV. The MACA can optimize the path length and threat size of the UAV at the same time by updating their pheromones, thus obtaining a set of non-dominant solutions for the decision maker to select appropriate paths. To verify the effectiveness of the MACA, we simulate the multi-path planning environment as shown in Fig. 1; the simulation results, given in Fig. 4 and 5 and Tables 1 and 2, and their analysis show preliminarily that our MACA based on PRM serves the 3D multi-path planning environment very well and can obtain a set of non-dominant solutions and converge to optimal solutions quickly.

Key words: algorithms, artificial intelligence, computer simulation, convergence of numerical methods, decision making, iterative methods, mapping, multiobjective optimization, probability, sampling, three dimensional, unmanned aerial vehicles (UAV); path planning, probability roadmap method, multi-objective ant colony algorithm