

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208770

## 基于融合 A\* 算法的无人机路径规划研究\*

孙淑光 孙涛

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

**摘要:** 针对三维环境下 A\* 算法搜索路径不平滑,不具有动态避障的问题,本文提出了一种融合 A\* 算法。该算法在 A\* 算法的基础上,首先引入了俯仰角和偏航角作为搜索约束,其次采用变权值的评估函数和无人机航程、飞行高度、威胁代价,最后将平滑后的 A\* 算法与人工势场法相结合,并利用粒子群算法对 A\* 算法和人工势场法涉及的参数进行寻优。仿真结果显示,融合算法较传统 A\* 算法而言,节省 5.34% 的燃油损耗,提高了搜索效率,缩短了路径长度,规划出的路径更加平滑,而且能够实现实时动态避障。

**关键词:** 无人机;路径规划;A\* 算法;人工势场法;动态避障

**中图分类号:** V249;V279;TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Research on UAV path planning based on fusion A\* algorithm

Sun Shuguang Sun Tao

(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the search path of A\* algorithm is not smooth and does not have dynamic obstacle avoidance in 3D environment, this paper proposes a fusion A\* algorithm. Based on the A\* algorithm, this algorithm first introduces pitch angle and yaw angle as search constraints, which shortens the time for path planning, and secondly uses variable weight evaluation functions and UAV range, flight height, and threat cost. Finally, the smoothed A\* algorithm is combined with the artificial potential field method, and the particle swarm algorithm is used to optimize the parameters involved in the A\* algorithm and the artificial potential field method. The simulation results show that compared with the traditional A\* algorithm, the fusion algorithm saves 5.34% of fuel consumption, improves the search efficiency, shortens the path length, the planned path is smoother, and can achieve real-time dynamic obstacle avoidance.

**Keywords:** UAV; path planning; A\* algorithm; artificial potential field method; dynamic obstacle avoidance

## 0 引言

近年来,随着无人机在各个领域不断发展,无人机路径规划成为了研究领域的一个热点,为了提高无人机的工作效率,根据任务需求,地形条件,气象分布以及周边环境等随机因素,让无人机在执行任务前,为无人机找到一条从起始点到目标点的最优路径,使得符合无人机性能约束、所花代价最小、安全系数最高,圆满完成任务。

国内外学者针对此问题,提出了各种相应的算法。常见的路径规划算法有传统算法,如:模拟退火算法<sup>[1]</sup>、人工势场法<sup>[2]</sup>、模糊逻辑算法<sup>[3]</sup>、启发式搜索算法(A\* 算法<sup>[4-7]</sup>、Dijkstra 算法,贪心算法)、智能仿生学算法(蚁群算法<sup>[8-9]</sup>、神经网络算法、粒子群算法<sup>[10]</sup>、遗传算法<sup>[11]</sup>,RRT 算法)。

Dijkstra 算法的优点是简单直接、一定能找到最短路径、而且具有较好的鲁棒性,缺点是目的性不强,需要遍历所有的节点才能找到路径,比较耗时、占用空间大、效率低;A\* 算法是将 Dijkstra 算法和贪心算法进行结合,优点是简单,直接,可以在起点到终点找到一条最短路径,缺点是只适用于环境障碍物已知的路径搜索,无法实现对动态障碍物的实时避障。文献[12]提出了变步长稀疏 A\* 算法,通过动态的变化搜索步长来保证算法的搜索速度和搜索精度;文献[13]对传统的 A\* 算法启发函数进行相应改进,在双向 A\* 搜索策略基础上,增加了搜索角度作为搜索约束;文献[14]在传统 A\* 算法中加入了角度限制,作为节点搜索约束,并提出了在代价函数中加入权值系数调节;人工势场法的优点是直观、实时性好、且规划出来的路径比较平

收稿日期:2022-01-05

\* 基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFB0502402-01)资助

滑安全,缺点是不具有全局规划能力,容易陷入局部最优问题,当日标点附近存在的障碍物时,斥力大于引力,无人机将无法到达目标位置。文献[15-16]针对局部最小值问题提出了改进传统斥力函数该方法能够在一定程度上改善原有势场法的缺陷。

针对A\*算法不具有实时动态避障性能,人工势场法不具有全局规划能力,本文提出了一种将改进的A\*算法结合改进的人工势场法进行融合,该融合算法利用改进的A\*算法进行全局搜索,然后利用平滑算法对搜索出来的路径进行平滑处理,最后在优化后的A\*算法基础上加上了改进的人工势场法,使得该算法具备全局规划的同时,还能起到局部动态避障的能力。

### 1 无人机路径规划关键问题及约束

#### 1.1 问题描述

无人机在山区执行任务时,往往会面临山峰威胁以及其他未知静态障碍物和动态障碍物,如图1所示不仅要避开这些威胁,还要满足无人机机动性能约束条件下,规划出一条由起点S到终点G的最短可飞且安全路径,如图2所示<sup>[17-18]</sup>。

本文利用栅格法对无人机飞行环境进行建模,导入高程地形图数据,将整个空间离散化成三维点集合,根据环境信息将这些点进行划分,1表示障碍物点,0表示非障碍物点,在原始山峰地形图上加入了外部禁飞区,以 $(x_0, y_0)$ 为中心点, $R$ 为半径,建立多个禁飞区。三维规划空间可表示为:

$$\Omega = \{(x_n, y_n, z_n) \mid 0 \leq x_n \leq \max X_n, 0 \leq y_n \leq \max Y_n, 0 \leq z_n \leq \max Z_n\} \quad (1)$$

式中: $x_n, y_n$ 分别表示横坐标和纵坐标, $z_n$ 表示该点位置的高度。

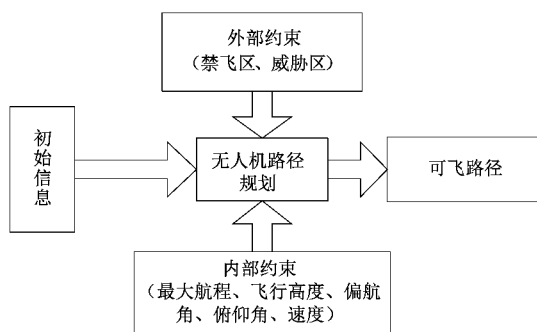


图1 路径规划

#### 1.2 约束条件

##### 1)最低/最高飞行高度

无人机在执行不同任务需求时,由于威胁存在有时需要低空飞行,但是如果距离地面山峰太近,可能导致无人机坠毁,而且受无人机自身性能的约束,也不能飞的太高,所以无人机的飞行高度必须限制在一定范围<sup>[19]</sup>。假设最低飞行高度为 $h_{\min}$ ,最高飞行高度为 $h_{\max}$ ,无人机的飞行高度

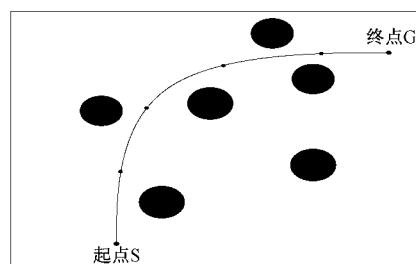


图2 路径搜索

为 $h_i$ ,则:

$$h_{\min} \leq h_i \leq h_{\max} \quad (2)$$

##### 2)最大航程

由于无人机体积较小,所以在飞行过程中携带燃料有限、飞行时间有限,而最大航程表示无人机的飞行的总路径不能超过一个特定的值,因此无人机的路径规划必须在最大航程距离内完成搜索<sup>[20]</sup>。无人机的飞行路径是由很多小段路径构成,假设第 $i$ 段路径长度为 $l_i$ ,最大航程为 $L_{\max}$ ,则必须满足:

$$\sum_{i=1}^N l_i \leq L_{\max}, i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

##### 3)偏航角和俯仰角

由于无人机自身性能的约束,无人机的运动状态不能变化过快,因此在路径搜索过程中会增偏航和俯仰两个方向搜索,可以减少节点的扩展数量,大大缩短路径规划搜索时间<sup>[21]</sup>。最大偏航角为 $\varphi_{\max}$ ,最大俯仰角为 $\phi_{\max}$ ,当前节点坐标为 $(x_i, y_i, z_i), P_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}, z_i - z_{i-1})$ 为前后一段向量。

$$\text{偏航角: } \varphi_i = \arccos\left(\frac{P_i^T P_{i+1}}{|P_i| |P_{i+1}|}\right) \leq \varphi_{\max} \quad (4)$$

$$\text{俯仰角: } \phi_i = \arctan\left(\frac{|z_i - z_{i-1}|}{|P_i|}\right) \leq \phi_{\max} \quad (5)$$

##### 4)飞行速度限制

无人机在执行任务时,不一定要按照一个速度飞行,可以根据距离障碍物的距离远近,采用不同的速度飞行,不仅可以缩短飞行时间,还能提高飞行效率,根据无人机自身性能可将无人机距离障碍物的距离 $d_0, d_1, d_2 (d_0 < d_1 < d_2), a_0, a_1, a_2, a_3$ 为常数,进行划分。

$$V = \begin{cases} a_0, & d \leq d_0 \\ a_1, & d_0 < d \leq d_1 \\ a_2, & d_1 < d \leq d_2 \\ a_3, & d > d_2 \end{cases} \quad (6)$$

## 2 改进A\*与人工势场融合算法

### 2.1 A\*算法及改进

A\*算法作为最经典的路径规划搜索算法,其核心思想是将Dijkstra算法和贪心算法进行结合,在障碍物信息已知的环境中进行全局搜索,优点是简单,直接,可以从起点

到终点找到一条最短路径。即从起点开始,依次检查相邻的节点,通过比较代价函数  $F$  的大小,依次向四周扩展,最终找到目标点。其代价函数如下所示:

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (7)$$

$$g(n) = g(n-1) + \sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2 + (z_n - z_{n-1})^2}, \\ g(0) = 0 \quad (8)$$

$$h(n) = |x_n - x_g| + |y_n - y_g| + |z_n - z_g| \quad (9)$$

式中:  $n$  表示路径搜索过程中当前节点,  $g(n)$  表示从起点到当前节点的实际代价,  $h(n)$  表示从当前节点到目标点的估计代价(启发式函数),  $f(n)$  表示生成路径的最小代价。当前点坐标  $(x_n, y_n, z_n)$  目标点坐标  $(x_g, y_g, z_g)$   $A^*$  算法的关键就是建立两个列表, open 列表(开放列表)和 closed 列表(关闭列表), open 表用来存放已经被计算但没有被扩展的节点, closed 表用来存放已经被扩展的节点。算法过程如下:

1) 先建立两个数据列表 open 表(开放列表)和 closed 表(关闭列表)。

2) 获取地形环境信息,将起点作为当前节点加入 open 表中。

3) 判断当前节点是否为目标点,若是,结束搜索,否则进行下一步。

4) 将起点从 open 表中取出,加入 closed 表。

5) 在 open 表中寻找  $f$  值最小的节点,并把该节点作为当前节点,将该节点从 open 表中删除加入 closed。

6) 对当前节点相邻节点进行如下操作:

(1) 如果相邻节点为不可通过点或者已经在 closed 表中,则什么操作也不执行,继续检验下一个节点。

(2) 若相邻节点不在 open 表中,就将其加入 open 表中,并将当前节点的父节点设为当前节点,并保存  $f$  值和  $g$  值。

(3) 若相邻节点在 open 表中,就要比较当前节点到相邻节点的  $g$  值是否小于原来的  $g$  值,若小于,更新  $g$  值和  $f$  值。

7) 依次检查每一个节点,直到终点被加到 open 表作为待检验节点时,结束循环,回溯路径,并保存每个节点坐标。

较传统的  $A^*$  算法而言,改进后的  $A^*$  算法中加入了偏航角和俯仰角限制,减少了节点的扩展数量,在三维网格中原来 26 个相邻节点,去掉一部分不满足要求的点,提高了搜索效率。同时,在代价函数中加入权重系数,调节  $g(n)$  和  $h(n)$  所占的比例。最后,在代价函数  $g(n)$  中加入了航程、高度、威胁权重。

1) 搜索角度

在搜索时增加无人机的偏航角和俯仰角,可以减少扩展节点数,缩短路径规划所用时间,大大提高搜索效率,如图 3 所示。

2) 加权评估函数和实际代价函数  $g(n)$

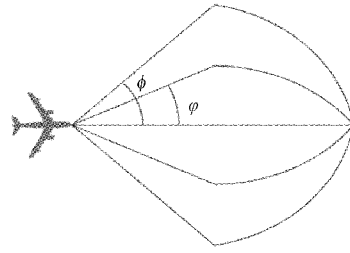


图 3 偏航角和俯仰角

在  $A^*$  算法实际代价函数  $g(n)$  和估计代价函数  $h(n)$  中,分别加入了权值:

$$f(n) = w_g g(n) + w_h h(n) \quad (10)$$

式中:  $w_g$  为  $g(n)$  的权值系数,  $w_h$  为  $h(n)$  的权值系数,  $w_g + w_h = 1$ , 通过合理的调节权值系数,来设计更合理的路径。其中启发式函数  $h(n)$  在总代价函数  $f(n)$  中的权重系数越大,  $A^*$  算法收敛速度越快;启发式函数  $h(n)$  在总代价函数  $f(n)$  中的权重系数越小,  $A^*$  算法收敛速度越慢;若  $h(n)$  很大,则  $A^*$  算法演变成了 BFS 算法,若  $h(n)$  很小,则  $A^*$  算法演变成了 Dijkstra 算法。

$$g(n) = w_L L(n) + w_C C(n) + w_T T(n) \quad (11)$$

$$L(n) = L(n-1) + \sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2 + (z_n - z_{n-1})^2} \quad (12)$$

$$C(n) = z_n \quad (13)$$

$$T(n) = 10 \sum_{i=1}^2 \frac{1}{\sqrt{(x_n - x_{obi})^2 + (y_n - y_{obi})^2}} \quad (14)$$

式中:  $L(n)$  表示无人机从起点飞到当前位置  $n$  的航程代价,  $C(n)$  表示高度代价,  $T(n)$  表示禁飞区威胁代价,  $w_L, w_C, w_T$  分别为  $L(n), C(n), T(n)$  的权重系数,当前节点二维坐标为  $(x_n, y_n)$ , 障碍物中心点的二维坐标为  $(x_{obi}, y_{obi})$  其中  $w_L + w_C + w_T = 1$ , 根据任务需要,可以通过调节各自的权重,得到不同代价的路径。

## 2.2 人工势场法及其改进

人工势场法作为路径规划最常用的算法,可以针对静态环境中突然出现的动态障碍物,及时起到避撞功能,基本思想是将无人机在周围环境中的运动,设计成一种抽象的人造引力场中的运动,目标点对无人机产生引力,障碍物对无人机产生斥力。当无人机在场内运动时,会在引力和斥力的合力的作用下沿着合力场梯度方向移动,最终到达合力为 0 的目标点。

无人机与目标点的引力场:

$$U_{att}(X) = \frac{1}{2} k_a d^2(X, X_G) \quad (15)$$

式中:  $k_a$  为引力增益系数,  $X$  为无人机当前位置,  $X_G$  为目标点位置,  $D(X, X_G)$  为无人机与目标点距离。

引力场对距离求导可得引力:

$$F_{att}(X) = -\Delta U_{att}(X) = k_a \sqrt{(x_G - x)^2 + (y_G - y)^2 + (z_G - z)^2} \quad (16)$$

式中:  $F_{att}(X)$  为目标对无人机的引力,  $(x, y, z)$  为无人机当前位置坐标,  $(x_G, y_G, z_G)$  为日标点位置坐标。

无人机与障碍物之间的斥力场为:

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{rep} \left( \frac{1}{d(X, X_{obj})} - \frac{1}{d_0} \right)^2 \\ 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $k_{rep}$  为斥力减益系数,  $d(X, X_{obj})$  为无人机与障碍之间的距离,  $d_0$  为障碍物有效影响距离。

斥力场对距离求导可得斥力:

$$F_{rep}(X) = -\Delta U_{rep} = \begin{cases} k_{rep} \left( \frac{1}{d(X, X_{obj})} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{1}{d^2(X, X_{obj})} \\ 0 \end{cases} \quad (18)$$

$$\text{合力场: } U(X) = U_{att} + \sum_{i=0}^N U_{rep} \quad (19)$$

$$\text{合力: } F(X) = F_{att} + \sum_{i=0}^N F_{rep} \quad (20)$$

1) 当无人机、障碍物中心、局部目标点在一条线上时, 这时候受到的合力可能为0, 或者无人机和障碍物、无人机和局部目标点之间的夹角很小时, 可能导致转弯过小与障碍物发生碰撞。当出现这种情况时, 额外的给斥力增加一个角度, 改变斥力的方向即可。

方法: 在图4中  $now\_point$  为无人机当前节点,  $ob\_2$  为障碍物中心点,  $temp$  为局部目标点。首先设置一个较小的角度  $\theta$ , 其次计算无人机当前点与障碍物的夹角, 无人机当前节点与临时目标点的夹角, 分别记为  $\beta_1$  和  $\beta_2$ ; 然后计算无人机当前节点和障碍物点, 无人机当前节点和局部目标点之间的夹角  $\beta$ , 将  $\beta$  与  $\theta$  进行比较, 若  $\beta > \theta$ , 不做任何操作继续搜索下一个节点, 若  $\beta < \theta$ , 比较  $\beta_1$  和  $\beta_2$  的大小, 若  $\beta_1 < \beta_2$ ,  $\beta_1 = \beta_1 - \pi/4$ , 若  $\beta_1 > \beta_2$ ,  $\beta_1 = \beta_1 + \pi/4$ 。

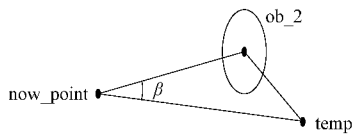


图4 人工势场改进图

2) 针对目标点不可达问题, 即目标点周围有障碍物, 当无人机飞到目标点周围时, 障碍物对无人机斥力大于目标点对无人机的引力, 这时候无人机受到合力不为零, 会导致无人机在目标点周围振荡, 无法到达目标点, 路径规划失败。

方法: 针对这种情况, 只需在日标周围设定一个有效距离, 当无人机到达有效距离内, 将引力增大为原来的  $n$  倍即可(具体倍数根据实际情况而定), 这时无人机的合力近似为0, 可以改善目标不可达问题。

3) 无人机在飞行的过程, 为了更好地提高无人机飞行效率, 缩短路径规划所用时间, 可以采取变步长的搜索方法, 根据无人机距离障碍物边缘的时间, 采用不同的步长进

行搜索。

方法: 本文将无人机距离障碍物边缘最小距离的时间与无人机反应时间  $t$  进行比较, 若该时间大于反应时间, 按照 L1 步长搜索, 否则按照 L2 步长搜索。

首先分别计算无人机当前节点到静态障碍物(包括山峰和静态禁飞区)的边缘距离  $dis1$  和无人机当前节点到动态障碍物的边缘距离  $dis2$ , 将  $dis1$  和  $dis2$  结果放入  $dis$  中。然后在  $dis$  中找出最小值, 记为  $min\_dis$ , 根据最小距离  $min\_dis$  与对应的速度比值, 可以求出对应时间, 将对应时间与无人机反应时间值进行比较, 取对应的步长结果记为  $step$ 。

4) 无人机在执行任务时, 由于自身性能的限制, 转弯角不能过大, 必须限制在一定范围, 一旦超过这个指定范围, 就会因为转弯角过大出现回旋现象。针对这种情况采取了如下措施。

方法:  $P1$  表示无人机前一个节点,  $P2$  表示无人机当前节点,  $P3$  表示无人机下一个节点,  $P4$  表示无人机更新后的下一个节点, 在  $P1$  和  $P2$  的延长线取一点  $temp$  使得  $P2-P3$  的距离和  $P2-temp$  距离相等, 连接  $P3$  和  $temp$ , 并在连线上取一点  $P4$ , 连接  $P2$  和  $P4$ , 各自夹角如图5所示。针对转弯角为  $30^\circ$  的固定翼无人机而言, 本文设定的固定值为  $\alpha_2$ , 首先计算转弯角  $\alpha$ , 其次将  $\alpha$  与  $\alpha_2$  进行比较, 若  $\alpha < \alpha_2$ , 继续搜索下一个节点, 若  $\alpha > \alpha_2$ , 利用正弦定理可求得下一个节点的新位置  $P4$ 。详细计算公式如下所示:

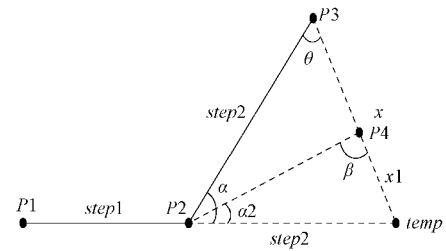


图5 人工势场回旋现象改进图

$$\begin{cases} \frac{step2}{\sin\theta} = \frac{x}{\sin\alpha} \\ \frac{step2}{\sin\beta} = \frac{x1}{\sin\alpha_2} \end{cases} \Rightarrow \frac{x1}{x} = \frac{\sin\alpha_2 \cdot \sin\theta}{\sin\alpha \cdot \sin\beta} \quad (21)$$

$$\begin{cases} \theta = \frac{(\pi - \alpha)}{2} \\ \beta = \pi - \alpha_2 - \theta \end{cases} \quad (22)$$

$$temp = P2 + (P2 - P1) \frac{step2}{step1} \quad (23)$$

$$P4 = temp + (P3 - temp) \frac{x1}{x} \quad (24)$$

当无人机转弯角超过约束转弯角时, 就可以利用新的下一个节点  $P4$  取代之前旧的下一个节点  $P3$ , 尽可能的避免转弯角度过大, 导致无人机轨迹出现大幅度回旋现象, 从而让无人机可以更好的安全飞行, 顺利完成任务。

2.3 A\* 算法与人工势场融合算法

传统的 A\* 算法能够实现全局路径搜索,但是不具有动态避障性能。本文的融合算法是将平滑后的 A\* 算法与人工势场法结合起来,即先用优化后的 A\* 算法做初步路径搜索,然后对搜索出的路径做平滑处理,使得路径更加适合无人机飞行,最后将平滑后的路径点信息

保存下来作为人工势场法的临时终点,在没遇到动态障碍物之前,按照平滑后的 A\* 算法路径飞行,遇到动态障碍物时立即调用人工势场法避障,在完成动态避障后再次回到 A\* 路径,这样既保证了 A\* 算法在全局路径规划上的性能,又具有动态避障功能。混合算法的流程如图 6 所示。

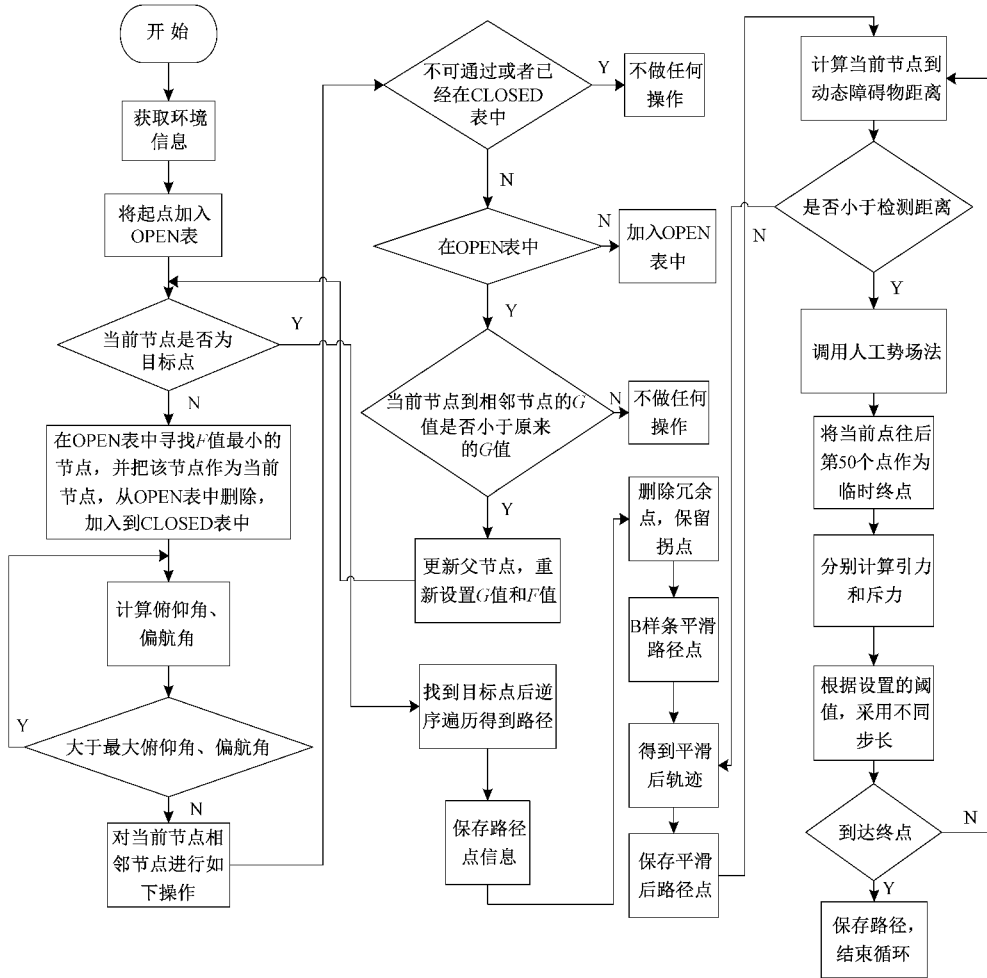


图 6 融合算法流程

融合后的算法可以实现全局路径搜索的同时,还秉持着局部动态避障性能,但是融合算法中某些参数的选取问题,直接反映了路径规划效果的好坏。如果参数选取不合适,有时候可能导致规划出来的路径达不到想要的效果。因此对参数进行合理的设置和调试,成为了路径规划至关重要的一个方面。

本文针对改进后 A\* 算法的代价函数涉及的权重系数  $w_g, w_h, w_l, w_c, w_r$ , 以及人工势场法里面的引力增益系数  $k_a$  和斥力减益系数  $k_{rep}$  的选取问题,引入了粒子群算法对这些参数进行优化处理,通过智能化选取参数,最终可以找到一组近似最优参数组合,使得无人机路径规划航程最短。算法流程如图 7 所示。

粒子群算法参数设置:粒子个数  $N = 20$ , 粒子维数

$D = 5$ , 最大迭代次数  $T = 100$ , 学习因子  $c1 = 0.5, c2 = 0.7$ , 惯性权重  $\omega = 0.96$ , 位置最大值为  $X_{max} = 1$ , 位置最小值为  $X_{min} = 0$ , 速度最大值为  $V_{max} = 0.1$ , 速度最小值为  $V_{min} = -0.1$ 。

引入粒子群算法目的只为寻找近似最优参数组合,使得无人机路径规划航程最短,上述参数设置和流程图均是针对 A\* 算法里面涉及的参数,

人工势场法中引力增益系数和斥力减益系数方法同理,可以得到 A\* 算法和人工势场法的粒子群算法寻优结果如图 8 和 9 所示,图 8 迭代的结果为 72.6018 km,图 9 迭代的结果为 72.32 km,得到相对应的参数后,代入仿真程序,即可得到各自对应的路径规划图,具体图形和仿真结果均在后面展示。此处只展示粒子群的迭代结果。

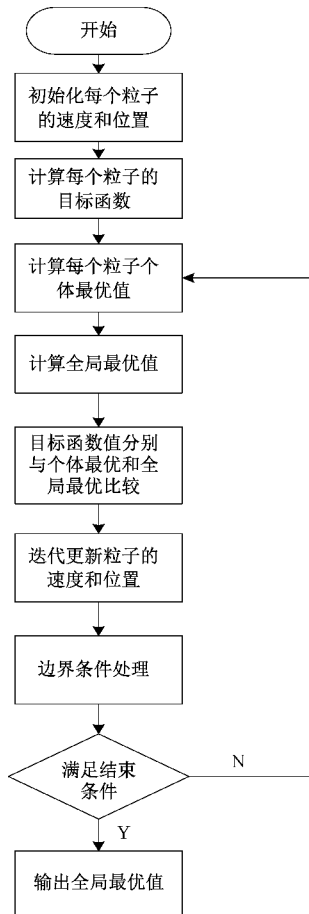


图7 粒子群算法参数寻优流程

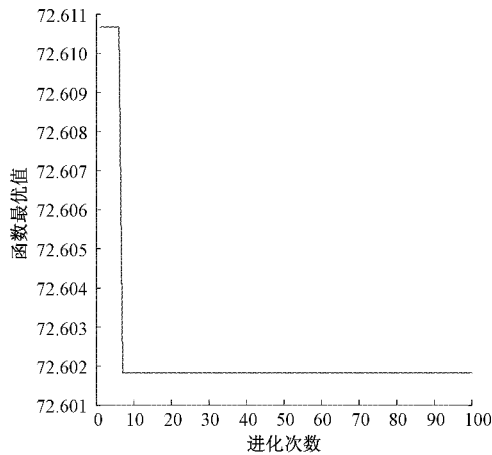


图8 粒子群算法参数寻优(A\*参数)

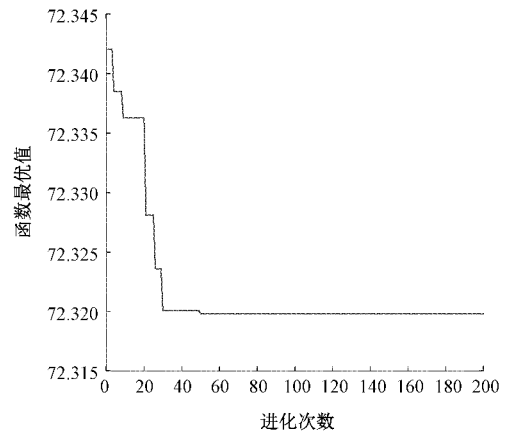


图9 粒子群算法参数寻优(人工参数)

的1.5倍),最大偏航角为 $\varphi_{\max} = 55^\circ$ ,最大俯仰角为 $\phi_{\max} = 15^\circ$ ,无人机距离障碍物的速度距离 $a_0 = 80 \text{ m/s}$ , $a_1 = 100 \text{ m/s}$ , $a_2 = 120 \text{ m/s}$ , $a_3 = 140 \text{ m/s}$ , $d_0 = 5 \text{ km}$ , $d_1 = 10 \text{ km}$ , $d_2 = 15 \text{ km}$ 。

在原有数字地形图上加入两个静态禁飞区,静态障碍物中心坐标分别为(48,41),(60,70),半径均为 $R = 5 \text{ km}$ ,无人机需要避开山峰威胁和禁飞区威胁到达目标点。传统A\*算法、加了俯仰角和偏航角的A\*算法、加了俯仰角和偏航角以及权重系数的A星算法(保持原传统代价函数不变),算法仿真结果如下所示。

图10和11分别为传统A\*算法搜索的主视图和俯视图,规划出的航程为76.40 km,图12为加入了 $55^\circ$ 最大偏航角和 $15^\circ$ 最大俯仰角限制的路径规划图,规划出的航程为76.64 km,图13~15为加入最大偏航角和俯仰角限制基础上,分别设置了权重系数0.3和0.7、0.4和0.6、0.7和0.3的路径规划仿真图,规划出的航程依次为82.40、75.64和74.66 km。详细规划时间、扩展节点、航程参数均在表1中展示。

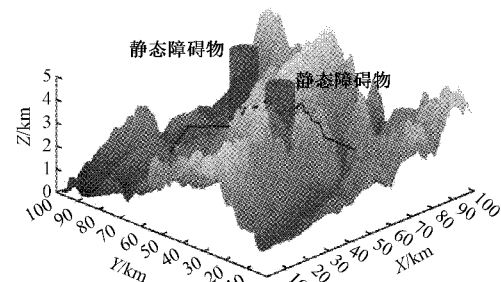


图10 传统A\*算法搜索主视图

### 3 仿真结果与分析

本文使用MATLAB2014b软件进行仿真实验,在 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$ 的高程数字地图上进行仿真。假设无人机的初始位置为 $S(25,70,2)$ ,目标位置为 $E(55,10,2.8)$ ,单位为km,最低飞行高度 $h_{\min} = 1 \text{ km}$ ,最高飞行高度为 $h_{\max} = 4 \text{ km}$ ,最大航程 $L_{\max} = 1.5L_{S,E}$ (起点和目标点距离

目前有关A\*算法改进最多的就是加入角度限制和对代价函数加入相应的权重调节,从仿真结果可知,由于加入了俯仰角和偏航角限制,路径规划的效果在一定程度上得到了提高。但是并不都是优于传统A\*算法,这是文献[14]的改进不足之处,很明显只要权重系数调试不合理,就会导致实验有所误差。

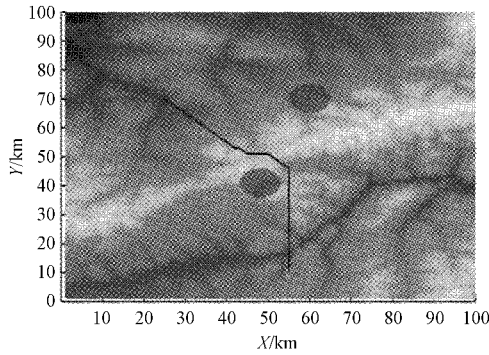


图 11 传统 A\* 算法搜索俯视图

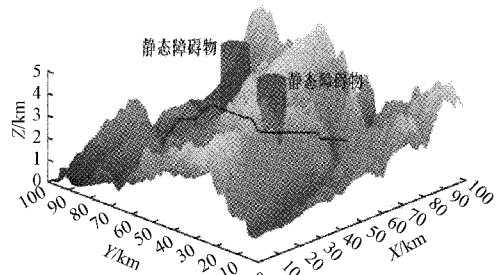


图 15  $\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$   
 $w_g = 0.7, w_h = 0.3$  规划图

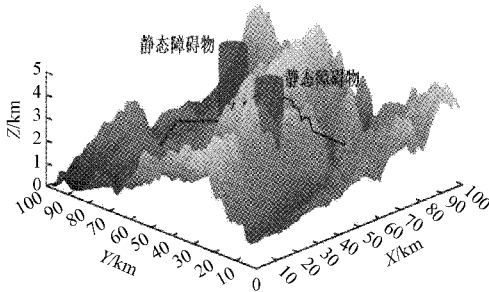


图 12  $\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$  规划图

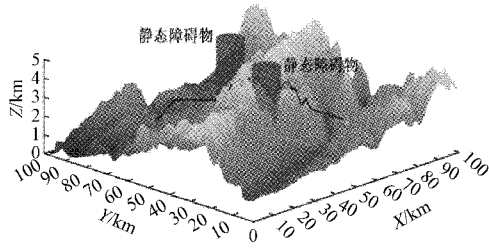


图 13  $\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$   
 $w_g = 0.3, w_h = 0.7$  规划图

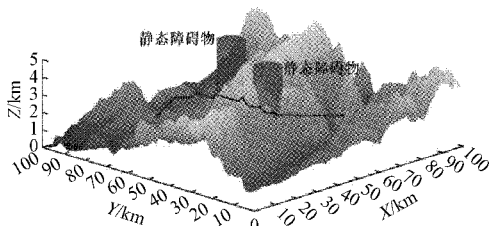


图 14  $\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$   
 $w_g = 0.4, w_h = 0.6$  规划图

表 1 A\* 算法和改进后 A\* 算法对比

算法	规划 时间/s	扩展 节点	规划 总航程/km
传统 A* 算法	3.90	769	76.40
$\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$	2.60	585	76.64
$\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$ $w_g = 0.3, w_h = 0.7$	1.96	517	82.40
$\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$ $w_g = 0.4, w_h = 0.6$	2.74	540	75.64
$\varphi_{\max} = 55^\circ, \phi_{\max} = 15^\circ$ $w_g = 0.7, w_h = 0.3$	4.96	824	74.66

群算法可知无人机路径规划航程最短为 72.6018 km, 仿真结果如下所示:

$$w_g = 0.7, w_h = 0.3, w_L = 0.8, w_C = 0, w_T = 0.2$$

图 16~18 分别为改变代价函数后 A\* 搜索算法的主视图、俯视图、剖视图, 我们通过仿真发现, 路径的长度在一定程度上缩短了。但是本文并不是利用单一改进 A\* 算法与传统 A\* 和角度、权重系数的改进进行比较, 而是站在前辈们的研究成果上, 对代价函数加以调整, 并利用粒子群算法智能化选取最优参数组合, 利用此改进做个初步搜索, 为融合算法做铺垫。

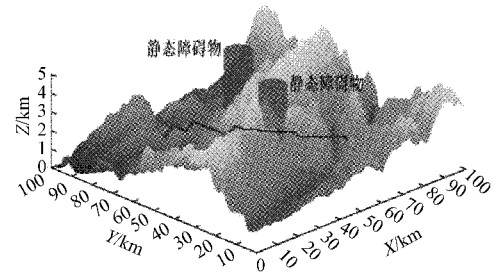


图 16 改进 A\* 算法搜索主视图

本文的融合算法也是在此基础上改变代价函数, 选择在实际代价函数  $g(n)$  中加入了航程代价、高度代价、威胁代价, 以及通过改变各自的权重系数, 根据任务需要可以得到不同的规划路线, 为了找到 A\* 算法中涉及的权重系数近似最佳参数组合, 利用粒子群算法进行参数寻优, 以此来达到智能化参数选取, 达到路径最短的目的。由粒子

由于 A\* 算法搜索出的路径存在拐点, 不平滑, 为了让无人机更好, 更快的完成任务, 考虑无人机自身物理性能的约束, 需要对规划出的路径进行平滑如图 19 所示。

在原有静态障碍物的地图上设置两个动态障碍物, 动态障碍物中心坐标分别为 (29, 58), (50, 18), 半径均为  $R =$

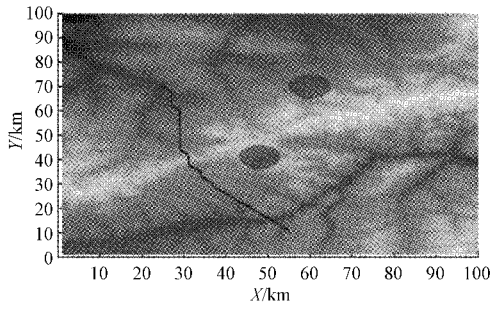


图 17 改进 A\* 算法搜索俯视图

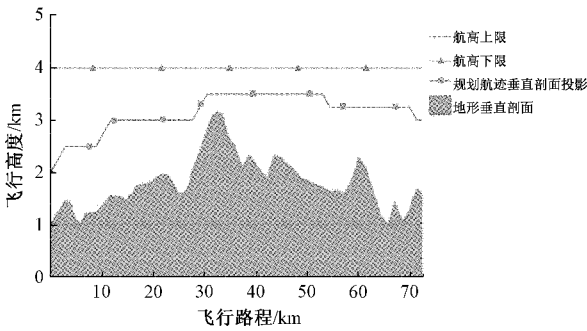


图 18 改进 A\* 算法搜索剖视图

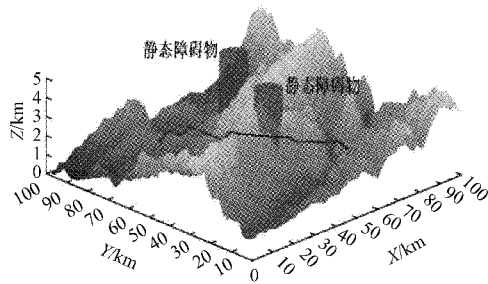


图 19 A\* 算法平滑后三维图

2 km,图 20 和 21 分别为传统人工势场法和改变斥力函数的人工势场法路径规划图,前者的路径长度为 78.20 km,后者的路径长度为 74.88 km,改进后的相比改进前路径缩短了 3.32 km,图 22 为双向 A\* 算法搜索。

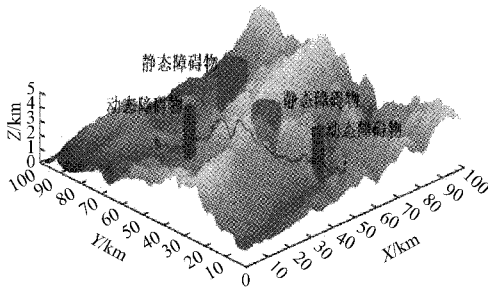


图 20 传统人工势场法

由于 A\* 算法只适用于静态障碍物的路径搜索,不具有动态避障性能,为了让无人机具有全局搜索性能的同时,又具有动态局部避障功能,引入改进后的人工势场法

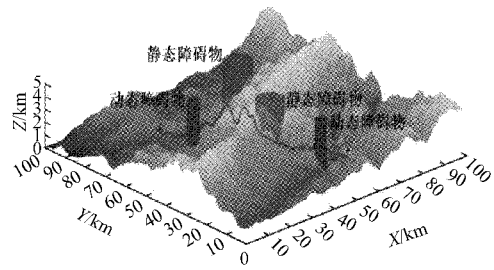


图 21 改变斥力函数的人工势场法

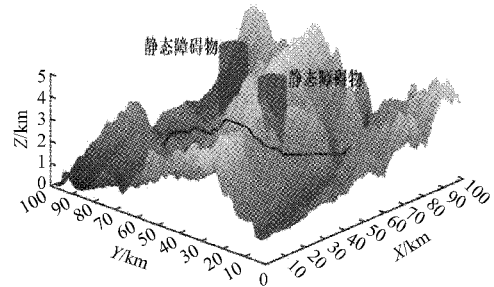


图 22 双向 A\* 算法搜索

与 A\* 算法结合根据粒子群算法参数寻优以及综合考虑动态障碍物边缘的安全距离因素,引力增益系数为 43,斥力减益系数为 5,动态障碍物有效影响距离  $d_0 = 3$  km,路径规划得到的航程最短为 72.32 km,仿真结果如下所示。

从仿真图 23 和 24 可以看出在原来静态的环境中,突然加入动态障碍物,A\* 算法作为一种静态全局搜索算法,无法完成对动态障碍物的规避性能,从图 25 和 26 可以看出本文的融合算法,在 A\* 算法的基础上,实现了对动态障碍物的躲避,很好的完成了路径规划。

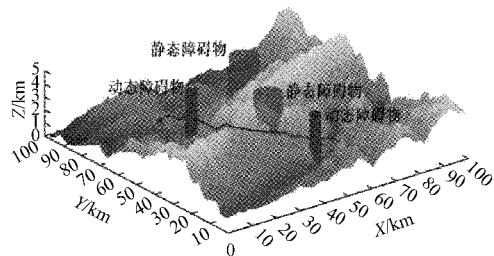


图 23 加入动态障碍物的 A\* 搜索

将传统 A\* 算法,文献[14]加了角度限制和权重调节的改进算法,文献[13]加了角度限制的双向 A\* 算法,传统人工势场法,文献[15]改变斥力函数的人工势场法,本文的融合算法放在一起做个对比,为了方便观看,如表 2 所示。

从表 2 可以看出,文献[14]改进后的 A\* 算法、文献[13]双向 A\* 算法、相对于传统 A\* 算法,在时间和航程上都取得了一定程度的提高,文献[15]改进的人工势场法相对于传统人工势场法,路径规划效果也得到了改善,本文的融合算法规划的航程最短,时间相对于其他算法也有一定的提高。



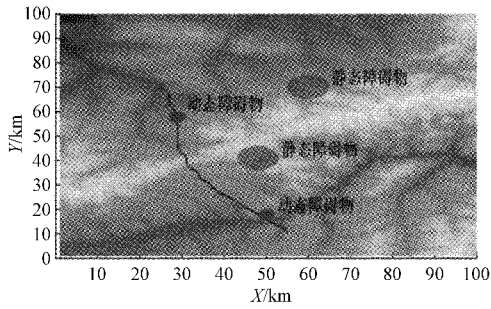


图 24 加入动态障碍物的 A\* 搜索俯视图

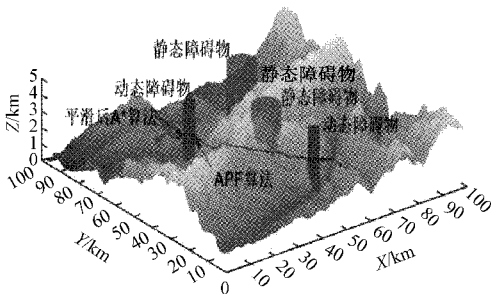


图 25 加入动态障碍物的融合算法

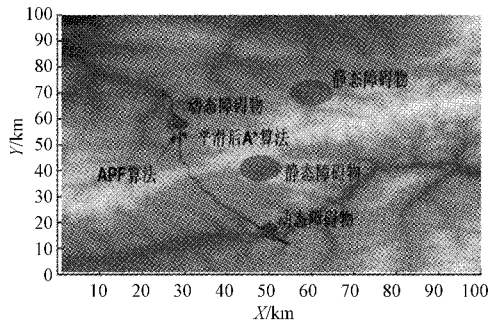


图 26 加了动态障碍物的融合算法俯视图

表 2 不同算法改进的对比

算法	航程/km	时间/s
传统 A* 算法	76.40	3.90
文献[14]改进 A* 算法	75.64	2.74
文献[13]双向 A* 算法	74.72	2.18
传统人工算法	78.20	4.42
文献[15]改进人工算法	74.88	2.46
本文融合算法	72.32	1.64

### 4 结 论

本文针对复杂环境下传统 A\* 算法搜索效率低, 搜索出来的路径曲折, 且不具有实时避障性能, 无法满足无人机在执行不同任务时的需求。提出了一种融合算法, 该算法在 A\* 算法的基础上加入了角度限制, 并根据高度, 威胁, 航程影响对代价函数进行修改; 其次, 对搜索出来的路

径进行平滑处理; 最后将改进后的人工势场法与平滑后的 A\* 算法融合。实验仿真表明, 该融合算法兼并全局路径最优的同时还具有动态避障性能。

### 参考文献

- [1] 范叶满, 沈楷程, 王东, 等. 基于模拟退火算法的无人机山地作业能耗最优路径规划[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 34-41.
- [2] 韩尧, 李少华. 基于改进人工势场法的无人机航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3305-3311.
- [3] 汪四新, 谭功全, 罗玉平, 等. 基于改进人工势场-模糊算法的路径规划算法研究[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2019, 32(5): 42-48.
- [4] 姜月秋, 李紫嫣, 关启学, 等. 基于改进 A\* 算法的无人机路径规划研究[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(9): 160-164.
- [5] 谭雁英, 李洋, 周军, 等. 复杂环境下基于 A\* 算法的无人机路径再规划[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(6): 1268-1273.
- [6] 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(3): 39-43.
- [7] 王志中. 复杂动态环境下自主机器人路径规划研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(1): 64-68.
- [8] 李志锐, 黄宜庆, 徐玉琼. 改进变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 15-21.
- [9] 王刚, 张方, 严大亮, 等. 基于改进蚁群算法的机器人三维路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 1-6.
- [10] 方群, 徐青. 基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J]. 西北工业大学学报, 2017, 35(1): 66-73.
- [11] 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.
- [12] 黄文刚, 张怡, 姜义毅, 等. 变步长稀疏 A\* 算法的无人机航路规划[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(29): 206-209.
- [13] 赵丽华, 万晓冬. 基于改进 A 算法的多无人机协同路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(7): 72-75, 166.
- [14] 马云红, 张恒, 齐乐融, 等. 基于改进 A\* 算法的三维无人机路径规划[J]. 电光与控制, 2019, 26(10): 22-25.
- [15] 贝前程, 刘海英, 张绍杰, 等. 基于改进传统人工势场法的机器人避障和路径规划研究[J]. 齐鲁工业大学学报, 2019, 33(6): 53-58.
- [16] 郭一聪, 刘小雄, 章卫国, 等. 基于改进势场法的无人机三维路径规划方法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 977-986.
- [17] 张宏宏, 甘旭升, 李双峰, 等. 复杂低空环境下考虑区域风险评估的无人机航路规划[J]. 仪器仪表学报, 2021,

42(1):257-266.

- [18] 刘文兵, 王艺栋. 多无人机协同搜索多目标的路径规划问题研究[J]. 电光与控制, 2019, 26(3):35-38,73.
- [19] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review [J]. Precision Agriculture, 2012, 13 (6): 693-712.
- [20] PING J T K, LING A E, QUAN T J, et al. Generic unmanned aerial vehicle(UAV) for civilian application-A feasibility assessment and market survey on civilian application for aerial imaging[C]. IEEE Conference on Sustainable Utilization and Development in Engineering and Technology(STUDENT), 2012: 289-294.
- [21] SAMAR R, KAMAL W A. Optimal path computation for autonomous aerial vehicles [J]. Cognitive Computation, 2012, 4(4): 515-525.

#### 作者简介

孙淑光, 硕士生导师, 教授, 主要研究方向为机载电子系统故障诊断、卫星导航民航应用。

E-mail:sgsun@cauc.cdu.cn

孙涛, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机路径规划算法优化研究。

E-mail:2475018443@qq.com