



# 基于天牛须搜索的无人机路径规划算法的鲁棒性分析

陈 薇<sup>1</sup>, 陈泽钰<sup>2</sup>, 王 雷<sup>2</sup>, 周冠丞<sup>2</sup>, 陈德潮<sup>2</sup>

(1. 浙江育英职业技术学院信息技术分院, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学计算机学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 为考察无人机(Unmanned aerial vehicles, UAVs)在飞行过程内、外部环境干扰对基于天牛须搜索(Beetle antennae search, BAS)算法的无人机路径规划算法, 即 OABAS (Obstacle avoidance beetle antennae search) 算法的影响, 采用抗噪分析模拟的方法对 OABAS 算法进行鲁棒性分析。首先构建了噪声干扰下无人机的运动场景, 包括静态障碍物场景和动态障碍物场景; 然后通过对场景中的路径参数添加高斯白噪声, 模拟了无人机飞行过程中的定位干扰; 最后在不同种类的地图上对 OABAS 算法进行模拟实验, 包括二维平面上规则和不规则的障碍物以及真实三维地图, 通过对比添加噪声干扰前后代价函数值的收敛情况, 分析了该算法在受到噪声干扰下的鲁棒性, 以分析天牛须搜索的无人机路径规划算法的性能。结果表明: OABAS 算法具有较强鲁棒性, 在添加噪声前后进行路径规划均有较好的表现。

**关键词:** 天牛须搜索; 无人机; 路径规划; 障碍物躲避; 优化算法; 鲁棒性

中图分类号: V279; V249.1

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2020)07-0542-07

## Robustness of UAV path planning algorithm based on beetle antennae search algorithm

CHEN Wei<sup>1</sup>, CHEN Zeyu<sup>2</sup>, WANG Lei<sup>2</sup>, ZHOU Guancheng<sup>2</sup>, CHEN Dechao<sup>2</sup>

(1. School of Information Technology, Zhejiang Yuying College of Vocational Technology, Hangzhou 310018, China; 2. School of Computer, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** To investigate the impacts of internal and external environmental interference of unmanned aerial vehicles (UAVs) on UAV path planning algorithm based on beetle antennae search (BAS), namely, OABAS (obstacle avoidance beetle antennae search) during flight, the robustness of OABAS algorithm was analyzed by the method of anti-noise analysis and simulation. First of all, the motion scenes of the UAV under noise interference were constructed, including the static obstacle scene and the dynamic obstacle scene. Secondly, by adding Gaussian white noise to the path parameters in the scenes, the positioning interference during UAV flight was simulated. Finally, several simulation tests for OABAS algorithm were performed on different types of maps, including regular and irregular obstacles on a two-dimensional plane as well as real three-dimensional maps. By comparing the convergence of the cost function value before and after adding noise interference, the robustness of the algorithm under noise interference was analyzed to verify the performance of the algorithm. Experimental results show that OABAS algorithm has strong robustness and the path planning has good performance before and after adding noise.

**Key words:** beetle antennae search (BAS); UAVs; path planning; obstacle avoidance; optimization algorithm; robustness

收稿日期: 2019-12-22 网络出版日期: 2020-05-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(61906054)

作者简介: 陈 薇(1978—), 女, 浙江丽水人, 讲师, 主要从事计算机应用方面的研究。

## 0 引言

无人机由于可以在危险条件或极端天气下执行任务,因此被越来越广泛地运用在军事和民用环境中执行关键任务。飞控技术和驱动技术的快速迭代更新,使得无人机在许多场景能够替代有人机完成飞行任务。无人机的路径规划需要满足复杂环境中的多种约束条件,使无人机能够找到短而安全的路径,因此无人机路径规划需要具备规划速度快、规划路径短并能避障的特点。但是目前的无人机路径规划受障碍物的形状和密集程度影响普遍较大,当环境复杂时路径规划的复杂度往往快速增加。例如,  $A^*$  算法的规划用时虽少,但路径往往缺乏优化,规划的路径并非最优<sup>[1]</sup>;启发式的蚁群算法虽然在规划出的路径上进行了优化,但往往以增加时间复杂度为代价<sup>[2]</sup>;人工势场法(Artificial potential field, APF)则容易陷入局部极值<sup>[3]</sup>。

近年来,越来越多的研究开始使用生物启发式算法进行无人机的路径规划<sup>[4-5]</sup>。生物启发式算法是通过借鉴生物习性而开发的计算方法,基于生物启发式算法的路径规划方法不需要建立复杂的环境模型,研究人员已经探索了无人机在二维和三维空间下生物启发式算法的路径规划表现。Xu等<sup>[6]</sup>利用混沌理论(Chaos theory)在跳出停滞状态方面的优点以及人工蜂群算法(Artificial bee colony algorithm, ABC)在跳出局部极值方面的优点,将这两种算法相结合,提出了基于混沌蜂群算法的路径规划方法,在将不同路径规划算法的优势结合这方面进行了新的尝试。Duan等<sup>[7]</sup>针对无人机三维路径规划问题,提出了一种混合元启发式蚁群优化(Ant colony optimization, ACO)和差分进化(Differential evolution, DE)的算法,该算法在保持基本蚁群算法强鲁棒性的同时,加快了全局收敛速度。Duan等<sup>[8]</sup>针对动态和不确定环境下多无人机协调航迹重规划的特点,提出了一种基于最大最小(Max-Min)自适应蚁群算法的多无人机的路径规划算法,该算法设置了最小和最大信息素路径,增强了算法的搜索能力。Roberge等<sup>[9]</sup>比较了由粒子群算法和遗传算法实现的无人机路径规划算法的性能,展示了启发式算法在无人机路径规划上的有效性,并为改进启发式算法提供了思路。

本文重点研究了基于天牛须搜索(Beetle antennae search, BAS)算法的无人机路径规划(Obstacle avoidance beetle antennae search,

OABAS)算法。在此基础上,首先针对无人机在实际飞行过程中可能会遇到的定位干扰,构建了噪声干扰下无人机的运动场景,包括静态障碍物场景和动态障碍物场景;然后通过对添加噪声干扰前后代价函数值的收敛情况,分析了该算法在受到噪声干扰下的鲁棒性;最后,为了验证本文方法的有效性,本文在不同种类的地图上对其进行仿真实验,包括有规则和不规则的障碍物的二维平面以及真实三维地图。

## 1 算法及代价函数

### 1.1 BAS 算法

BAS 算法是模仿天牛捕食行为的生物启发式算法,已经被用于无人机<sup>[10]</sup>、无人车<sup>[11]</sup>、机械臂<sup>[12]</sup>等路径规划领域。

在初始状态,天牛并不知道其搜索的最终目的地,仅仅凭借左右须位置的食物气味来判断下一步的行动。在BAS算法中,适应度函数即为食物气味公式化的形式,该适应度函数值在目标空间中的分布是不同的,这是天牛寻找食物的关键依据。为了更方便地描述BAS算法,可以使用两个关键行为来描述它,即搜索食物的行为和检测气味的行为。值得注意的是,天牛在未知环境中是以随机搜索进行路径探索。

首先,为了对搜索食物的行为进行建模,天牛的随机搜索方向  $d$  可以用公式表示为:

$$d = \frac{\text{rnd}(d_{\text{dim}}, 1)}{|\text{rnd}(d_{\text{dim}}, 1)|} \quad (1)$$

其中:  $\text{rnd}(\cdot)$  表示  $d_{\text{dim}} + 1$  维的随机函数,  $d_{\text{dim}}$  表示待搜索环境的空间维数。另外,搜索食物的行为依赖于天牛的左须和右须,左须和右须完整描述了天牛的搜索行为,

$$\begin{cases} \gamma_l = \gamma^t - \delta^t d \\ \gamma_r = \gamma^t + \delta^t d \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\gamma_l$  表示天牛当前所在区域的左侧搜索位置;  $\gamma_r$  表示天牛当前所在区域的右侧搜索位置;  $\delta^t$  表示天牛的触须的长度,决定天牛每次所能探测的范围,初始值应该足够大,以覆盖一个合理的搜索区域,避免陷入局部极值点,之后触须长度会随着时间的  $t$  的流逝而逐渐衰减。此外,为了描述天牛检测气味的行为,需要建立如下的模型:

$$\gamma^t = \gamma^{t-1} + \delta^t d \text{sgn}(f(\gamma_l) - f(\gamma_r)) \quad (3)$$

其中:  $\text{sgn}(\cdot)$  表示符号函数。

## 1.2 OABAS 算法的代价函数

大量研究表明,智能优化算法的超参数在搜索和寻优过程当中起到了至关重要的作用,会直接影响算法的搜索能力<sup>[5-8]</sup>。目前,由于尚未明确无人机被侦查、摧毁和其状态之间的关系,因此对于无人机的路径规划代价函数没有公认的数学表达式。OABAS 算法以巡航导弹的代价函数<sup>[13]</sup>为基础进行了相应改进,并将关于巡航导弹的研究结果<sup>[13]</sup>应用于无人机的路径规划代价函数,然后提出了以下约束条件:首先,无人机的轨迹应尽可能短。在这个约束条件下的规划路径,有助于减少飞行时间,提高安全性和能源效率。其次,无人机通常具有最大转角,最大转角即无人机在进行转弯时所能接受的最大角度,该指标对飞机施加了更多的性能约束。最后,飞机的路径不能太靠近障碍物或已知的威胁,因为飞机和障碍物之间如果距离过近则很容易导致意外碰撞。

根据这些约束条件,OABAS 算法使用了一种改进的飞机路径规划代价函数<sup>[10]</sup>:

$$f(\gamma) = \sum_{i=2}^s (k_1 L_i + k_2 H_i + k_3 T_i) \quad (4)$$

其中: $k_1$  表示距离的惩罚系数, $k_2$  表示最大转向的惩罚系数, $k_3$  表示障碍物碰撞的惩罚系数。第  $i$  个路径点的距离成本  $L_i$  可以表示为:

$$L_i = \sqrt{x^2 + (\eta_i - \eta_{i-1})^2} \quad (5)$$

其中: $x$  表示行进距离的投影, $\eta_i$  和  $\eta_{i-1}$  代表飞机在每两个路径点之间的飞行时间。最大转向角惩罚因子  $H_i$  可以表示为:

$$H_i = \begin{cases} 1, & x \geq L_i \cos \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\theta$  表示指定的无人机最大转弯角度。当某段飞行路径形成的角度大于  $\theta$  时, $H_i$  设置为 1(假设飞机的起航方向与  $x$  轴正方向平行);如果角度大于  $\theta$ ,这将对代价函数造成不利影响。

根据实际飞行的经验,更多的会采取改变航向的方法来躲避障碍物,本文在动态避障的时候使用的代价函数  $f(\gamma)$  可以表示为:

$$f(\gamma) = \sum_{i=2}^s \left( k_1 \sqrt{x^2 + (x \tan \alpha)^2} + k_2 H_i + k_3 T_i + k_4 M \right) \quad (7)$$

其中: $s$  为规划节点数, $\alpha$  为无人机当前速度方向与障碍物圆心之间的夹角, $T_i$  为障碍物碰撞的惩罚因子, $M$  为无人机当前位置的威胁程度因子。OABAS 算法的代价函数  $f(\gamma)$ ,在完成该代价函数的优化计算之后,如果该值在可行域范围内,那么该

路径则为满足三维环境中的障碍物躲避要求的一条优质路径。

## 2 鲁棒性分析

### 2.1 控制模型

系统在控制输入发生变化后,状态会随之发生一系列变化,通过控制系统的输入,可以让系统的输出接近预期,而对其进行抗扰测试可以检验模型的鲁棒性<sup>[14]</sup>。本文将 OABAS 算法视为一个系统,其控制输入为算法每次寻优的路径参数  $\gamma^t$ ,输出为迭代后的下一个路径参数  $\gamma^{t+1}$ 。算法的控制模型如图 1 所示,在第一次迭代时,路径参数的初始值是随机生成的,随后,将 BAS 寻优算法应用到当前的路径参数上,得到输出路径参数,如果算法未收敛,那么此次输出的路径参数将作为下次迭代的控制输入。如果在算法每次迭代时在此控制输入上添加噪声,就能模拟无人机飞行过程中的大多数干扰。

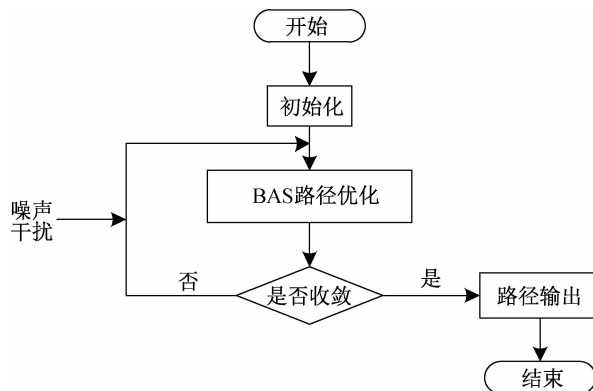


图1 OABAS 算法控制模型

### 2.2 抗噪分析

输入信号中存在的异常数据可视为噪声,噪声的存在使得对信号的分析更困难。为了考察无人机飞行控制系统在存在噪声情况下 OABAS 算法的鲁棒性,需要对算法进行抗噪分析。

在无人机飞行控制系统中,噪声来源主要有系统本身的干扰<sup>[15]</sup>、气流脉动和不确定气候条件的干扰<sup>[16]</sup>以及远距离定位导致的位置信息不准确。此外,在实际环境中,目标点也可能在位置估计附近的较小范围内移动,由此带来噪声。

在本文的 OABAS 算法中,外界噪声的干扰会影响输入路径参数的值,通过对输入路径参数的一半随机添加噪声可以模拟这种干扰,进而分析其影响。噪声的选择方面,本文采用高斯白噪声对输入信号进行干扰。高斯白噪声在信号处理当中最具代表性,其是分析噪声的理想模型,无人机通信时的热

噪声以及定位误差就属于这类噪声<sup>[17]</sup>。高斯白噪声的幅度分布服从高斯分布:

$$P_n(n_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma n} e^{-\frac{n_k^2}{2\sigma_n^2}} \quad (8)$$

且其功率谱密度服从均匀分布:

$$S_n(f) = \frac{N_0}{2} \quad (9)$$

其中:  $\frac{N_0}{2}$  表示双边功率谱密度。本文使用 Matlab 函数库中的 awgn 函数产生高斯白噪声的近似序列。

### 3 仿真实验验证

为验证上述的鲁棒性分析理论,对算法进行鲁棒性分析,本文搭建了实验环境。模拟实验的软件环境使用 Matlab 2018b。硬件环境为:1.4 GHz 4 核第八代 Intel Core i5 处理器、Intel Iris Plus Graphics 645 图形处理器以及 8 GB 2133 MHz LPDDR3 内存的 MacBook Pro,操作系统为 macOS 10.14 Mojave。

#### 3.1 二维静态障碍物下抗噪仿真实验

首先研究一种较为简单的情况,即二维静态障碍物情形下的路径规划。在此场景下,无人机在同一平面内由指定的出发点运动到目标点,在躲开地图中障碍物的同时规划出一条尽可能短的路径。尽管无人机在实际飞行时很难保证一直处于同一平

面,并且障碍物的实际情况也更复杂,但通过对这类规划的分析,仍能从中得出规划算法的一些性质与存在的问题。

在仿真实验中,本文分别在三张障碍物地图上进行了测试,并在不同初始和终点位置进行了多次实验。在规划收敛速度方面,在二维平面的仿真中,算法平均共用时 0.3 s 就规划出了路径,可满足规划的实时性要求。在多个规则障碍物的环境中进行路径规划,并记录了添加噪声前后路径代价函数值收敛趋势的变化,仿真实验结果如图 2 所示。图 2(a)为此情景下的路径规划结果图,其中黑色物体表示静态障碍物,起点和终点已在图中标出,中间的浅色线段为规划出的路径。图 2(b)为未添加噪声时路径代价函数值随迭代次数变化图,可看到其代价函数值呈现渐进收敛,收敛过程有小幅波动,这是渐进收敛的特点。图 2(c)为添加了高斯白噪声后路径代价函数值随迭代次数变化图,其代价函数值也呈渐进收敛,但其波动幅度较未加入噪声时更明显。对比图 2(b)与图 2(c)可以看出在添加噪声之后,算法的收敛推迟了,这意味着噪声的干扰使得算法需要更多的迭代次数来完成路径规划任务。然而,对比两种情况下收敛后各自的路径代价函数值可以发现,最终得到的路径在质量上并没有太大区别,因此添加噪声对最终的规划结果影响很小,OABAS 算法具有较强鲁棒性。

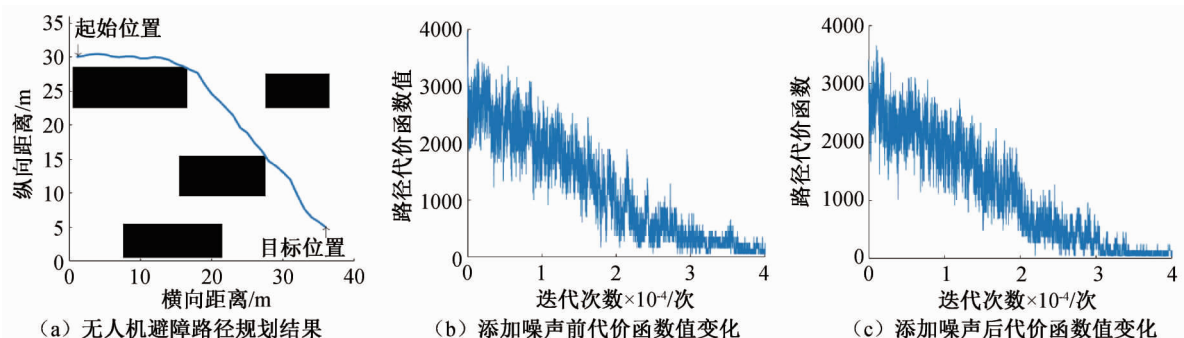


图2 二维静态障碍物下多个规则障碍物下的模拟实验结果

图3与图4分别在单个不规则和多个不规则障碍物的环境中进行路径规划,并呈现了与多个规则障碍物的环境中进行规划时类似的结果。

在同一张地图的不同起始点和终点位置进行实验,会改变本文优化算法中适应度函数的构建。为了探索这方面的影响,本文以图2中的多个规则障碍物地图为例,记录并分析在不同的起始位置下添加噪声与否对路径规划的影响。模拟实验结果如图5和图6所示,分别将起始位置点的 y 坐标改为 20

m 和 10 m。从图5和图6中可以看出,在不同起始位置的影响下,本文的规划算法仍能正确地找出相应路径,并且与前面的实验类似,在添加噪声之后,算法的收敛时间虽然增加了,但最终路径代价函数的收敛值较为接近。这表明 OABAS 算法具有较强鲁棒性。

#### 3.2 三维动态障碍物下抗噪仿真实验

本文不仅进行了静态环境下的仿真,还做了动态地图下的抗干扰测试。为了更真实地模拟现实中

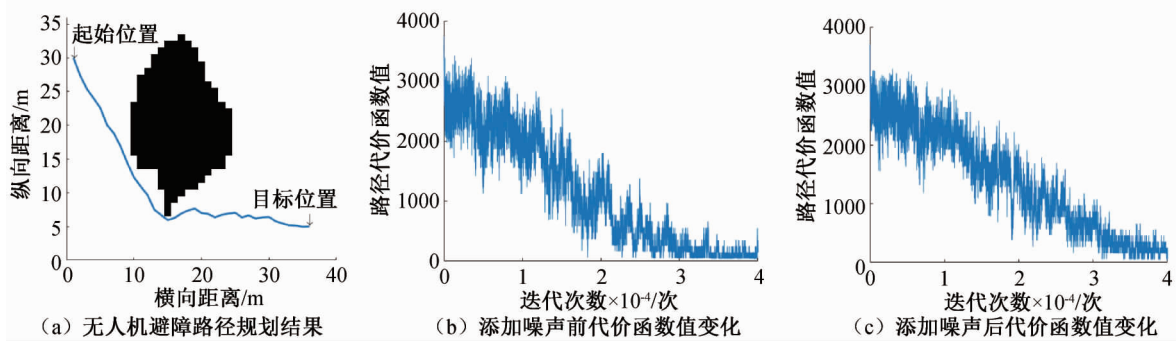


图3 二维静态障碍物下单个不规则障碍物下的模拟实验结果

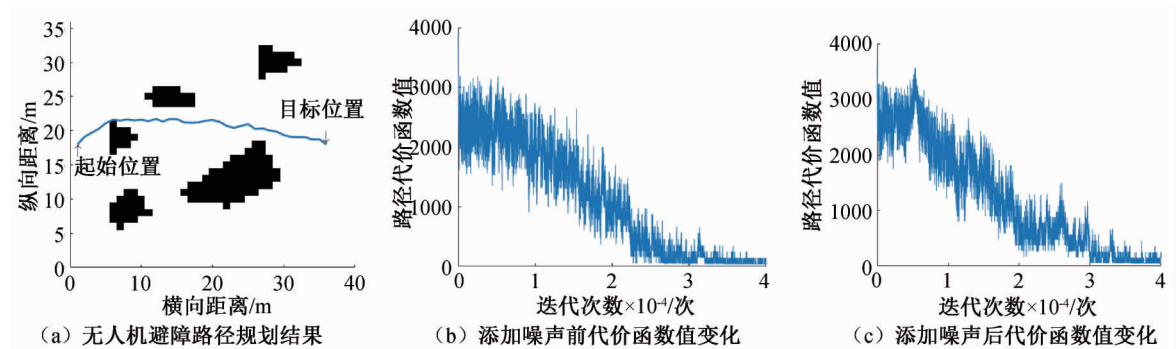


图4 二维静态障碍物下多个不规则障碍物下的模拟实验结果

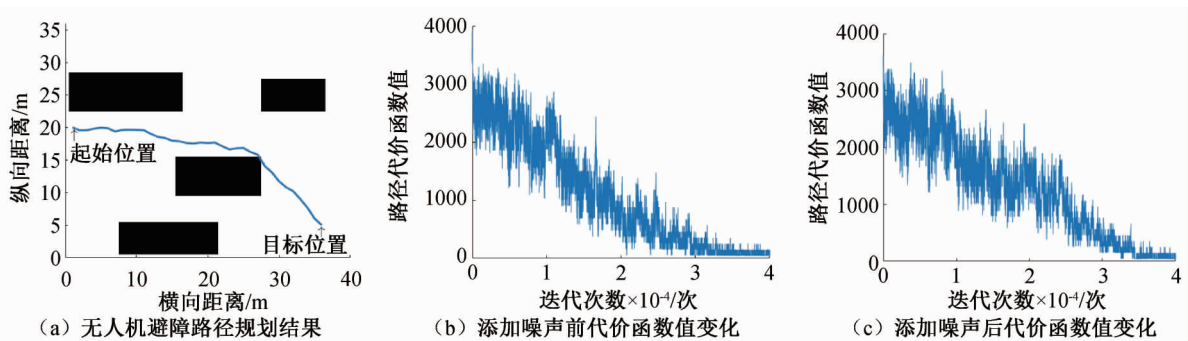


图5 二维静态障碍物下多个规则障碍物下添加噪声的模拟实验结果(初始位置为20)

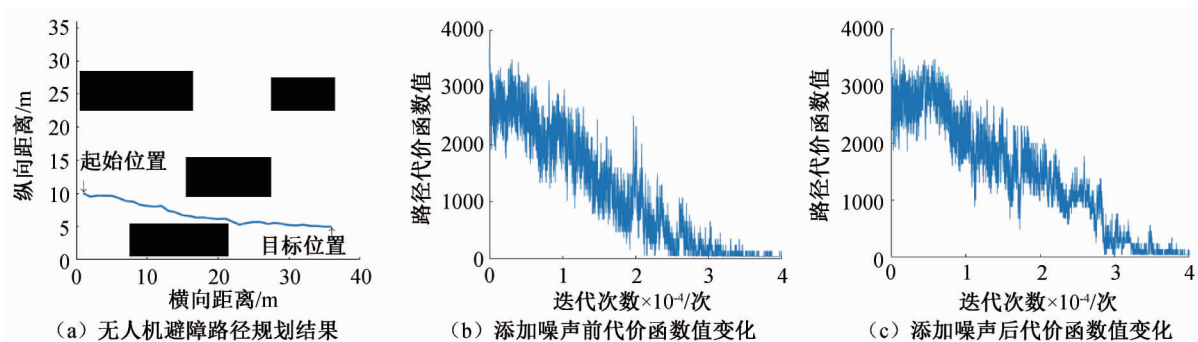


图6 二维静态障碍物下多个规则障碍物下添加噪声的模拟实验结果(初始位置为10)

的环境,本文在仿真环境中引入了一个动态的障碍物,并在飞行器每一次前进最小航迹段之后采用观测窗口法进行路径的重规划。观测窗口法需要设定无人机的感知范围,本文的默认值将其设置为3 m,即障碍物在距离无人机的范围在3 m以内时会被发现,同时飞行器会采取躲避的行为。出发点和终

点是随机选取的,同时把这两个点设置为固定不变。

图7是加了高斯白噪声之后飞行器在三维空间中的规划路径,图7(a)~(d)按时间顺序依次展现了飞行器在接近移动障碍物时所经过的路径,其中: $t_c$ 表示算法执行100次后的平均收敛时间。画面中的黄色球体代表的是移动的障碍物,它以20 m/s的



速度向着图示方向移动。障碍物的初始方向是在面向目标方向的前提下随机产生的,无人机通过快速重规划路径来完成避障。在实验中使用的障碍物大

小和移动速度如下:仿真环境中无人机的感知范围设置为 80 m,这意味着无人机通过观测窗口可以发现距离自己 80 m 扇形区域内的障碍物。

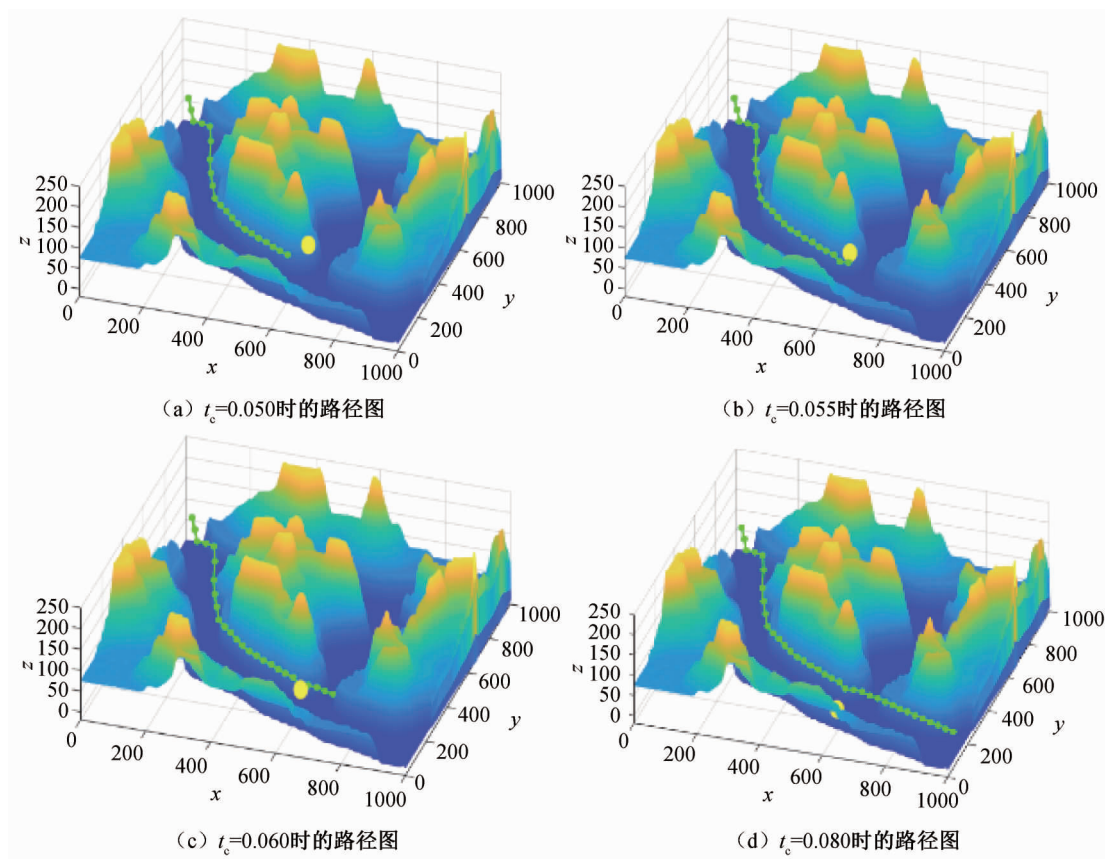


图7 三维动态障碍物下的添加噪声的模拟实验结果

从图7中可以看到,无人机在原本已经规划好的路线上行驶,但当它发现黄色障碍物时,它改变了既定路线,与圆形障碍物拉开了距离,重规划了一条不会与障碍物相撞的路线。因此可以发现,即使在有一定噪声的情况下,OABAS算法依然能帮助飞行器成功地避开障碍物,并且这条新路线不会有一个较大的长度,而是尽可能以最小的距离去避开障碍物。这使得飞行器不会消耗太多的能源,也不会浪费过多的时间,即OABAS算法在能源和效率两方面都展现出了很好的效果。同时由于这是在受高斯白噪声影响下的路径规划仿真结果,故OABAS算法在鲁棒性上的优点也表现了出来,表明了OABAS算法是一个鲁棒的算法,在一定的高斯白噪声的影响下仍然能成功地避开障碍物。

### 3.3 与其它优化算法的对比实验

为了进一步验证本算法的可靠性,本文还将OABAS算法与路径规划中的主流算法粒子群算法<sup>[9]</sup>(Particle swarm optimization, PSO)以及ABC<sup>[6]</sup>进行了对比。在添加相同幅值噪声的情况下,本文分别使

用这三种算法进行二维静态障碍物下的规划,地图仍使用图2中的多个障碍物规划图,并且起始位置相同。另外,由于PSO和ABC算法都是群体优化算法,所以需要调整种群大小超参数,本文通过测试将其设为最优值,其余参数按照相应文献设置。三种算法的规划结果对比如表1所示,其中: $f_{ave}$ 表示适应度的平均收敛值, $\psi$ 表示算法寻优的成功率。从表1中可以看到,OABAS算法相对于其它优化算法而言在加入噪声后仍有最快的收敛时间,并能保持和其它算法相当的收敛值和成功率。

表1 添加噪声后不同启发式优化算法规划结果

算法	$t_c/s$	$f_{ave}$	$\Psi/\%$
OABAS	0.085	17.67	99
PSO	2.251	19.57	97
ABC	0.289	17.56	100

## 4 结束语

本文研究了基于天牛须优化算法的无人机路径规划算法OABAS算法的鲁棒性,分别在静态和动

态场景中对其进行了仿真实验。在静态障碍物场景中,本文使用了三种不同的二维地图进行仿真;在三维动态障碍物场景中,本文使用了真实世界的地图。两类仿真实验都对控制输入添加了高斯白噪声。仿真结果表明:与未加噪声时相比,在添加高斯白噪声的情况下,OABAS 算法需要更多的迭代次数来完成路径规划,但其对最终规划完成的路径质量的影响很小。由此可以看出 OABAS 算法在面对系统内、外部的干扰时具有足够的鲁棒性。目前,本文仿真暂未结合考虑无人机物理极限约束和物理硬件部署,将在后续工作中进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] 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, 27(9): 29-32.
- [2] 邱小湖,邱永成. 优化蚁群算法在无人机航路规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2010, 27(9): 102-105.
- [3] 毛晨悦,吴鹏勇. 基于人工势场法的无人机路径规划避障算法[J]. 电子科技, 2019, 32(7): 65-69.
- [4] 张娜,胡国亨,金瑜婷,等. 基于多种群进化算法的测试用例优先级排序研究[J]. 浙江理工大学学报(自然科学版), 2018, 39(2): 218-223.
- [5] 陆宇,张星煦,赵廷玉. 基于细菌觅食算法的波前编码相位掩模的优化研究[J]. 浙江理工大学学报(自然科学版), 2017, 37(4): 604-610.
- [6] Xu C F, Duan H B, Liu F. Chaotic artificial bee colony approach to Uninhabited Combat Air Vehicle (UCAV) path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 14(8): 535-541.
- [7] Duan H B, Yu Y X, Zhang X Y, et al. Three-dimension path planning for UCAV using hybrid meta-heuristic ACO-DE algorithm[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2010, 18(8): 1104-1115.
- [8] Duan H B, Zhang X Y, Wu J, et al. Max-Min adaptive ant colony optimization approach to multi-UAVs coordinated trajectory replanning in dynamic and uncertain environments [J]. Journal of Bionic Engineering, 2009, 6(2): 161-173.
- [9] Roberge V, Tarbouchi M, Labonté G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132-141.
- [10] Wu Q, Shen X D, Jin Y Z, et al. Intelligent beetle antennae search for UAV sensing and avoidance of obstacles[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1758.
- [11] Wu Q, Lin H, Jin Y Z, et al. A new fallback beetle antennae search algorithm for path planning of mobile robots with collision-free capability [J]. Soft Computing, 2020, 24(3): 2369-2380.
- [12] Avellar G S C, Pereira G A S, Pimenta L C A, et al. Multi-UAV routing for area coverage and remote sensing with minimum time[J]. Sensors, 2015, 15, 27783-27803.
- [13] Wang L, Wu Q, Lin F, et al. A new trajectory-planning beetle swarm optimization algorithm for trajectory planning of robot manipulators [J]. IEEE Access, 2019, 7: 154331-154345.
- [14] 宋文林,刘斌. 智能语音识别系统噪声鲁棒性研究[J]. 信息技术与标准化, 2019(6): 40-42.
- [15] 石振东,屈蕾,程陈. 一种建模不确定性的四旋翼无人机鲁棒跟踪控制[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(11): 2475-2480.
- [16] 陆兴华. 姿态融合滤波的无人机抗干扰控制算法[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(7): 116-119.
- [17] 秦建强,孔祥玉,胡绍林,等. Higuchi 算法的抗噪特性分析及其应用[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(28): 214-219.

(责任编辑:康 锋)