

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211913

## 基于改进蚁群算法的无人机三维航迹规划\*

冉宁<sup>1,2</sup> 杨宏飞<sup>1</sup> 张家明<sup>1</sup> 郝晋渊<sup>3,4</sup>

(1. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002; 2. 河北大学节能技术研发中心 保定 071002;  
3. 河北大学-中央兰开夏传媒与创意学院 保定 071002; 4. 河北大学物联网智能技术研究中心 保定 071002)

**摘要:** 针对传统蚁群算法在无人机三维航迹规划中,存在早期盲目搜索、收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,本文提出了一种改进蚁群算法。该算法利用空间位置初始化信息素分布并设定浓度阈值,增强了蚁群早期搜索的方向性,避免了算法陷入局部最优;设计兼顾距离因素和方向因素的启发函数,改善了航迹规划质量;采用自适应挥发因子控制信息素的挥发,提高了算法的收敛速度。通过两组实验表明,该算法相比传统算法规划的航迹平均长度均减少18.6%,平均迭代次数分别减少63.3%和78.7%,平均拐角次数分别减少62.5%和42.3%。

**关键词:** 航迹规划;蚁群算法;无人机;三维环境

**中图分类号:** TP11;TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## 3D path planning of UAV based on improved ant colony algorithm

Ran Ning<sup>1,2</sup> Yang Hongfei<sup>1</sup> Zhang Jiaming<sup>1</sup> Hao Jinyuan<sup>3,4</sup>

(1. College of Electronic Informational Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;  
2. Laboratory of Energy-Saving Technology, Hebei University, Baoding 071002, China;  
3. HBU-UCLAN School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University, Baoding 071002, China;  
4. Laboratory of IoT Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of early blind search, slow convergence and easy to fall into local optimum in the traditional ant colony algorithm for UAV 3D path planning, an improved ant colony algorithm is proposed in this paper. The algorithm uses spatial location to initialize the pheromone distribution and set a concentration threshold, which enhances the directionality of the early search of the ant colony and avoids the algorithm from falling into the local optimum. The heuristic function which takes into account both distance and direction factors is designed to improve the quality of path planning. The adaptive volatility factor is used to control the volatility of the pheromone, which improves the convergence speed of the algorithm. Compared with the traditional algorithm, two experiments show that the proposed algorithm reduces the average path length by 18.6%, the average iteration times by 63.3% and 78.7%, and the average corner times by 62.5% and 42.3%, respectively.

**Keywords:** path planning; ant colony algorithm; UAV; three-dimensional environment

## 0 引言

近年来,随着电子相关技术的发展,人工智能成为人们广泛关注的热点。其中,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)作为人工智能的一个重要研究领域,因其具有操作便捷和机动性能好的特点,被广泛应用于城市物流配送、搜索救援及航拍测绘等领域。航迹规划是 UAV 的关键技术之一,是指在满足任务要求的前提下,自行规划出一条从起始点到目标点的最优航迹路线,航迹的优劣直接影响到

UAV 执行任务的效率<sup>[1]</sup>。

目前,UAV 航迹规划领域发展迅速,前景广阔<sup>[2]</sup>,其主要由静态航迹规划和动态航迹规划组成<sup>[3]</sup>。UAV 静态航迹规划的常用算法主要有 A\* 算法<sup>[4]</sup>、可视图法、人工势场法<sup>[5]</sup>、Dijkstra 法<sup>[6]</sup>等传统算法及粒子群算法<sup>[7]</sup>、遗传算法<sup>[8]</sup>、蚁群算法<sup>[9-10]</sup>等智能算法。传统算法中 A\* 算法在三维空间中计算量很大,不适合三维复杂空间的航迹规划;人工势场法在路径搜索时存在易陷入局部极小值和目标不可达的问题<sup>[11]</sup>。与传统算法相比,智能算法在路径方面具有

收稿日期:2022-11-01

\* 基金项目:国家自然科学基金(61903119)、河北省高等学校科学技术研究项目(BJ2021008)、河北省引进留学人员项目(C20190319)、河北省社会发展科学研究课题(20210301141)、河北大学研究生创新项目(HBU2022ss035)资助

更强的鲁棒性、高效性及自组织性,航迹规划效果更好。其中,蚁群算法因具有随机性强、正反馈强、鲁棒性强和寻优效果好等特点,在三维航迹规划方面比其他智能算法更具优势。然而,蚁群算法存在早期盲目搜索、收敛速度慢及易陷入局部最优等问题<sup>[12]</sup>,因此吸引了许多学者对其进行改进。

王庆等<sup>[13]</sup>利用空间中起始点到目标点的直线距离因素,将路径信息素初始化分布,使信息素含量存在位置上的差异,降低了算法前期搜索的盲目性。同时,设计了兼顾航迹长度和转角量的启发函数,提高了算法搜索效率,使最优航迹更加平滑。张晶晶等<sup>[14]</sup>引入蚁群排序策略,增加最优及次最优路径上信息素含量,不但提高了算法的收敛速率,而且拓展了算法的探索空间,使航迹规划效果更好。陈晖等<sup>[15]</sup>设计了随迭代次数变化的自适应挥发因子,提高了算法的搜索效果,但未设置信息素含量的范围,使算法中期容易陷入局部最优。周敬东等<sup>[16]</sup>将待选节点到目标点的距离因素加入到启发函数中,避免了算法前期的盲目搜索,但在算法后期,启发值过大进而影响了路径寻优效果。肖金壮等<sup>[17]</sup>通过在信息素更新规则中引入全局最优和最差的路径,使不同路径上的信息素含量差值变大,进而提高了算法的收敛速度,但该方法不适用于三维复杂环境的航迹规划。

基于以上问题,本文提出一种改进蚁群算法。首先,利用空间位置差异化初始信息素分布,使不同浓度的信息素作为蚁群搜索路径的先验知识;其次,设定路径上信息素浓度阈值,以防止算法停滞和陷入局部最优;然后,设计了兼顾距离因素和方向因素的启发函数,不仅增强了蚁群早期搜索的方向性,而且减小了航迹的拐角次数;之后,采用了随迭代次数变化的自适应挥发因子,在保证搜索范围广的同时提高了算法的收敛速度;最后,通过在不同规格的三维环境中进行 MATLAB 仿真实验,验证了本文改进算法的有效性。

### 1 航迹规划空间建模

UAV 在执行任务前,需根据其所处的环境因素及障碍物信息进行全局静态规划,因此构建空间地图模型的优劣直接影响 UAV 航迹规划的效果。

#### 1.1 栅格法三维环境建模

本文利用栅格法对三维环境进行建模,如图 1 所示。首先构建  $OABC-O'A'B'C'$  三维立体空间,以  $O$  为原点建立  $O-XYZ$  直角坐标系,将 UAV 横向移动的方向设为  $X$  轴,纵向移动的方向设为  $Y$  轴,垂直水平面的方向设为  $Z$  轴,空间中  $OA, OO', OC$  分别为  $X, Y, Z$  3 个方向的最大取值长度。之后对构建的三维立体空间进一步划分,如图 2 所示,首先对平行于  $Y$  轴的  $OO'$  边划分为  $n$  等份,依次过每个等分点做平行于  $OABC$  的面,由此得到  $n+1$  个平面并记作  $\Pi_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ 。然后依次对每个平面进行划

分,分别沿  $OA$  边和  $OC$  边对平面划分为  $m$  和  $l$  等份,最后得到  $n \times m \times l$  个栅格。三维空间中任意离散点都可由序号坐标和位置坐标表示,序号坐标由栅格位置计算得出,位置坐标由序号坐标和空间划分尺度计算得出。这样空间中任意离散点都可由两种坐标相互表示出来,方便后续进行仿真试验。

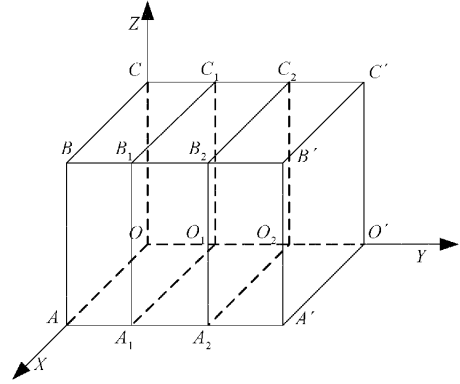


图 1 三维空间划分

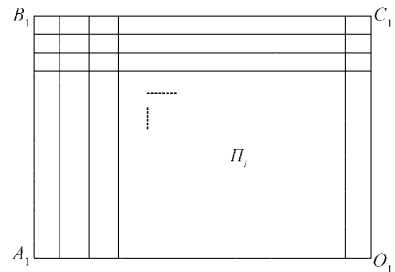


图 2 任意平面  $\Pi_i$  的划分

#### 1.2 设置路径搜索规则

为了简化在三维空间中算法搜索航迹的复杂度,本文设置了路径搜索规则。将 UAV 沿  $X$  轴移动方向设置为主方向,将 UAV 沿  $Y$  和  $Z$  轴移动方向分别设置为纵向及垂直向并设定最大移动距离,当蚂蚁前进时必须沿主方向顺序通过每个平面,纵向及垂直向移动距离不能超过  $d_y$  和  $d_b$ 。路径搜索规则如图 3 所示,将蚂蚁当前所在的位置记为点  $P_i$ ,则蚂蚁在搜索下一可行节点时,会形成一个可视域。通过将路径中可搜索节点限制在可视域内,减少了算法搜索空间进而提高了寻优效率。

### 2 蚁群算法基本原理

蚁群算法是源于自然界的一种仿生智能算法,通过模仿蚂蚁优先选择信息素浓度高、路径较短的觅食过程,进而搜寻最优解。该算法主要由计算转移概率和信息素更新这两部分组成。

#### 2.1 状态转移概率

蚂蚁移动并选择下一节点时会遵循一定的概率转移规则,通过计算转移概率  $p_{ij}^k(t)$  的数值,然后按照轮盘赌法的规则进行下一节点的选择,公式如下:

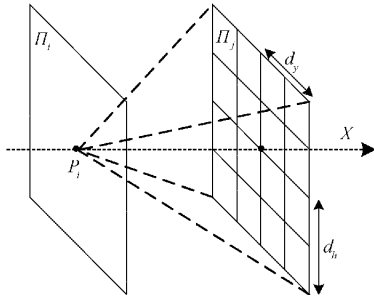


图 3 路径搜索规则

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in allowed_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

式中:  $P_{ij}^k(t)$  表示蚂蚁  $k$  在时刻  $t$  通过两节点  $i$  和  $j$  之间的概率;  $\tau_{ij}(t)$  表示两节点  $i$  和  $j$  之间的信息素浓度;  $\eta_{ij}(t)$  表示启发函数,其值由式(2)计算可得;  $d_{ij}$  表示两节点  $i$  和  $j$  之间的距离;  $\alpha, \beta$  称为权重因子,分别表示信息素浓度和启发函数在蚂蚁概率选择中的重要程度;  $allowed_k$  表示蚂蚁下一待选节点的集合。

### 2.2 信息素更新

为了实现正反馈调节,蚂蚁在完成一次迭代循环后会在路径上留下一定量的信息素,从而进行全局信息素更新,公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

式中:  $\tau_{ij}(t+1)$  表示更新后路径上信息素的含量;  $\rho$  表示信息素的挥发系数,要求  $\rho \in (0, 1)$ ;  $\Delta\tau_{ij}(t)$  表示  $t$  时刻信息素的增量和,公式如下:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (4)$$

式中:  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  表示第  $k$  只蚂蚁在节点  $i$  至节点  $j$  路径上释放的信息素含量,公式如下:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过 } (i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $Q$  为信息素强度,设为常数;  $L_k$  表示第  $k$  只蚂蚁完成迭代后走过的路径总长。

传统蚁群算法搜索过程大致为:将蚂蚁置于初始点,通过式(1)进行转移概率数值的计算并按照轮盘赌法的规则选择下一节点,直至蚂蚁完成路径。当全部蚂蚁完成路径后,根据每只蚂蚁所走的路径长度进行信息素的更新。下一代在更新信息素的基础上重新计算转移概率并采用轮盘赌法选择下一节点,直至蚂蚁到达目标点。当蚂蚁完成所有迭代时,通过不同路径评价值的比较得到最优航迹。

## 3 改进蚁群算法

### 3.1 改进初始信息素

在传统蚁群算法寻优的初始阶段,由于路径上信息素浓度相同,启发函数相差小,故选择下一可行节点的转移概率数值几乎相等,造成蚁群在初始阶段搜索范围广且无目标性,影响算法的寻优效率。周兰凤等<sup>[18]</sup>以节点到起止点连线的距离为依据,额外增加信息素,虽然将空间节点信息素含量差异化,但导致起止点连线及附近节点上信息素含量过大,影响蚂蚁的搜索范围。

为避免蚁群算法初期搜索的盲目性,在不影响搜索范围的前提下提高算法收敛速度,本文考虑了空间节点  $i$  到起始点  $s$  和到目标点  $e$  的距离因素,额外附加信息素含量,公式如下:

$$\tau_0 = \tau'_0 \left( 1 + \frac{M}{d_{si} + d_{ie}} \right) \quad (6)$$

式中:  $\tau'_0$  表示设定的信息素初始量;  $M$  表示设定的常数,其大小控制着附加信息素的强度;  $d_{si}$  表示三维空间中任意节点  $i$  到起始点  $s$  的距离;  $d_{ie}$  表示节点  $i$  到目标点  $e$  的距离。

由式(6)可知,任意空间节点  $i$  越靠近起始点至目标点的连线  $ST$ ,  $d_{si} + d_{ie}$  值越小,额外附加的信息素越大;反之附加的信息素越小,但都不会造成信息素过大或过小的现象。通过差异化初始信息素,使空间中越靠近线段  $ST$ , 路径上的信息素含量越高,反之信息素含量越低。该方法加强了蚁群算法初期搜索的目标性,同时也保证了蚂蚁的搜索范围,提高了算法的寻优效果。

### 3.2 限制信息素浓度

随着蚁群路径搜索的进行,较短路径上的信息素浓度不断积累,较长路径上的信息素浓度不断减少,这种正反馈调节可能会造成不同路径上信息素浓度差值较大的现象,尤其在算法中后期,算法可能因这种现象陷入局部最优或停滞。为此,本文设定信息素浓度阈值,将各路径上的信息素浓度限制在  $[\tau_{min}, \tau_{max}]$  区间内,其公式如下:

$$\tau(t+1) = \begin{cases} \tau_{max}, & \tau(t) > \tau_{max} \\ \tau(t), & \tau_{min} \leq \tau(t) \leq \tau_{max} \\ \tau_{min}, & \tau(t) < \tau_{min} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\tau_{min}$  表示信息素浓度设定的最小值,可防止算法寻优时因信息素浓度过低而产生停滞的现象;  $\tau_{max}$  表示信息素浓度设定的最大值,可防止算法寻优时因信息素浓度过高而产生陷入局部最优的现象。

### 3.3 改进启发函数

由于传统蚁群算法中的启发函数仅考虑了当前节点到待选节点的距离因素,缺少目标点的引导作用,故蚂蚁在搜索路径过程中容易盲目选择下一节点,导致算法收敛速度慢,寻优效果差。许多学者借助  $A^*$  算法的思路,在启发函数中引入下一可行节点到目标点的距离因素,加强了目标

点在蚂蚁寻路中的引导作用。本文在此基础上,考虑到减小航迹转角的次数和大小,设计新的启发函数,以 UAV 航迹的上一节点  $f$  指向当前节点  $i$  的直线和当前节点  $i$  指向下一待选节点  $j$  的直线组成的夹角  $\theta_i$  为参考,设计方向因子  $s_{ij}$ , 方向因子  $s_{ij}$  公式如下,直线夹角示意图如图 4 所示。

$$s_{ij} = 1 - \cos\theta_i \quad (8)$$

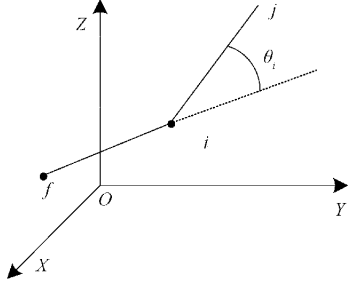


图 4 直线夹角示意图

由式(8)可知,当两直线夹角越小时,方向因子的值越小;当两直线夹角越大时,方向因子的值越大。

综合考虑距离因素和方向因素,分别对两者施加不同权重系数,设计改进启发函数  $\eta_{ij}$ , 公式如下:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{a \times d_{je} + b \times s_{ij}} \quad (9)$$

$$d_{je} = \sqrt{(x_e - x_j)^2 + (y_e - y_j)^2 + (z_e - z_j)^2} \quad (10)$$

式中:  $d_{je}$  为距离因子,由式(10)计算得出,表示待选节点  $j$  到目标点  $e$  的距离;  $s_{ij}$  为方向因子,由式(8)计算得出;  $a, b$  分别为设定的距离因子和方向因子影响程度的权重系数,要求  $a + b = 1$ ;  $(x_j, y_j, z_j)$  表示待选节点  $j$  的坐标;  $(x_e, y_e, z_e)$  表示目标点  $e$  的坐标。

### 3.4 设置自适应挥发因子

在航迹规划中,挥发因子  $\rho$  的数值大小控制着路径上信息素挥发的强度,影响着算法的规划质量。挥发因子一般设置为常数,但是在三维复杂环境中,若  $\rho$  设置过小,则会导致不同路径上信息素的浓度相近,降低算法的收敛速度;若  $\rho$  设置过大,则会导致不同路径上的信息素挥发过快,算法易陷入局部最优。因此,本文借助高斯分布设计一种自适应挥发因子,公式如下:

$$\rho(x = N_c) = R \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(N_c - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

$$\mu = \frac{1}{2} N_{\max} \quad (12)$$

$$\sigma = \frac{1}{4} N_{\max} \quad (13)$$

式中:  $\rho$  表示信息素挥发因子;  $N_{\max}$  表示设置的最高迭代次数;  $N_c$  表示当前迭代次数;  $\mu$  表示期望值;  $\sigma$  表示标准差;  $R$  表示挥发因子调节系数,设置如下:

$$R = r \sqrt{2\pi}\sigma \quad (14)$$

式中:  $r$  为设定的常数,为防止挥发因子取值过小或过大,将  $\rho$  限制在  $[\rho_{\min}, \rho_{\max}]$  内。当  $N_{\max}$  取值 100,  $r$  取值 0.4,  $\rho_{\min}$  和  $\rho_{\max}$  分别为 0.1 和 0.4 时,挥发因子  $\rho$  的取值曲线如图 5 所示。

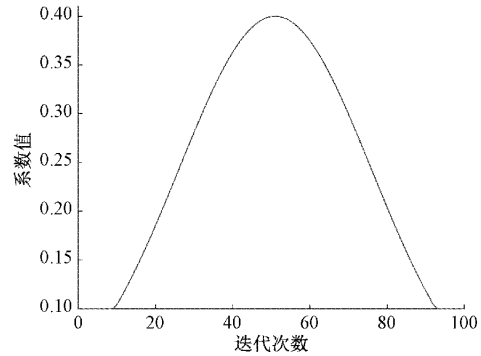


图 5 挥发因子变化曲线

由图 5 可知,全新设计的挥发因子数值大小随迭代次数不断调整。在算法寻优的前期,  $\rho$  取值较小,有利于提高蚂蚁路径搜索的范围;在算法寻优的中期,  $\rho$  取值较大,此时信息素浓度已经积累到一定量,通过增大信息素的挥发能力,不但避免算法陷入局部最优的现象而且提高了收敛速度;在算法迭代的后期  $\rho$  取值较小,增加了信息素的导向作用。

### 3.5 改进算法流程

根据以上改进蚁群算法的方法,本文算法流程为:

步骤 1) 先进行三维环境建模,在此基础上,再利用式(6)初始化信息素,设置起始点和目标点坐标,蚂蚁种群数量  $m$ , 最大迭代次数  $N_{\max}$  及其他参数。

步骤 2) 蚁群搜索路径。根据式(1)计算对应节点启发函数值及转移概率并选择下一可行节点。

步骤 3) 判断蚂蚁是否完成路径。若是,则计算路径长度并保留最佳评价价值,然后将此代保留的最佳路径评价价值与历史最佳评价价值进行比较,如果偏优则替换为历史最佳评价价值并记录路径信息。若否,则转至步骤 2)。

步骤 4) 信息素更新及浓度限制。首先根据式(11)计算  $\rho$  的数值,然后根据式(3)进行信息素浓度的更新,最后根据式(7)限制信息素浓度在设定的范围内。

步骤 5) 判断迭代次数是否达到最大。若是,则记录最优路径;否则,转至步骤 2) 进行循环。

本文改进算法的流程如图 6 所示。

## 4 仿真结果及分析

为了验证本文算法 UAV 三维航迹规划的性能,本文在同一台计算机上利用 MATLAB2016a 进行仿真,设备详情如下: Windows10(64 bit)操作系统, Intel(R) Core(TM) i5-4210U 处理器, CPU 1.70 GHz, 4 GB 运行内存。本文设置两组不同规格的三维环境用于仿真实验,分别为  $21 \times 21 \times 10$  和  $51 \times 51 \times 30$  的三维空间地图,对应尺寸分别为



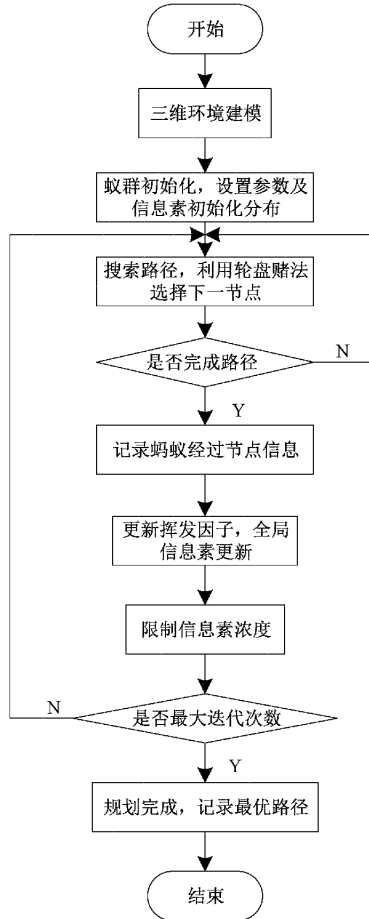


图 6 改进算法的流程

21 km × 21 km × 2 km 和 51 km × 51 km × 3 km 的真实环境。

首先在 21 × 21 × 10 的三维空间地图中设计梯度对比实验, 通过传统蚁群算法的基础上依次叠加本文算法的改进措施来进行梯度对比实验, 进而验证各项措施的有效性。实验设置为传统蚁群算法; 实验 1: 在传统蚁群算法的基础上增加本文初始化信息素分布的措施; 实验 2: 在实验 1 的基础上增加本文限制信息素浓度的措施; 实验 3: 在实验 2 的基础上增加本文兼顾距离因素和方向因素的启发函数的措施; 本文算法: 在实验 3 的基础上增加本文自适应挥发因子的措施。

在验证本文算法各项改进措施的有效性后, 通过在两种不同三维环境下传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法的仿真对比, 来验证本文算法的有效性。其中, 本文算法和文献[13]算法同样利用空间位置初始化信息素分布, 但方法不同且本文算法设定了信息素浓度阈值。本文算法采用随迭代次数变化的自适应挥发因子而文献[13]算法采用加入时间及距离因素的挥发因子。

4.1 21 × 21 × 10 仿真环境

在 21 × 21 × 10 的三维空间仿真环境, 设置起始点坐标

为(1,10,4), 目标点坐标为(21,10,5), 其他参数设置如表 1 所示。

表 1 其他参数设置

参数名称	参数含义	数值
$N_{max}$	最大迭代次数	100
$m$	蚂蚁种群个数	50
$Q$	信息素强度	10
$r$	设定的常数	0.4
$\alpha$	信息素权重因子	2
$\beta$	启发函数权重因子	7
$\tau_0$	设定的信息素初始量	5
$\tau_{min}$	信息素浓度最小值	1
$\tau_{max}$	信息素浓度最大值	20
$\rho_{min}$	挥发因子最小值	0.1
$\rho_{max}$	挥发因子最大值	0.4
$d_y$	最大纵向移动距离	2
$d_h$	最大垂直向移动距离	2

因实验可能存在偶然性, 本文对每种算法进行 20 次仿真实验, 并对最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 方面的数据进行对比。梯度对比实验中的实验 1、实验 2、和实验 3 规划的最优航迹分别如图 7~9 所示; 传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法规划的最优航迹分别如图 10~12 所示, 3 种算法的收敛对比曲线如图 13 所示。

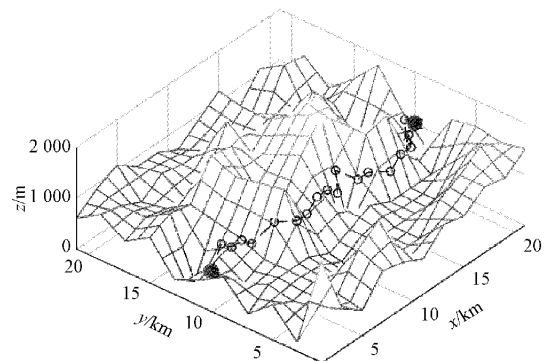


图 7 实验 1 规划航迹图

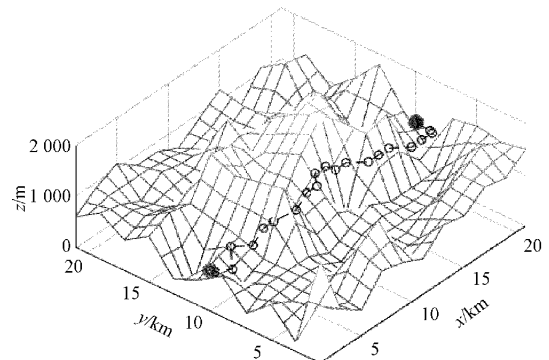


图 8 实验 2 规划航迹图

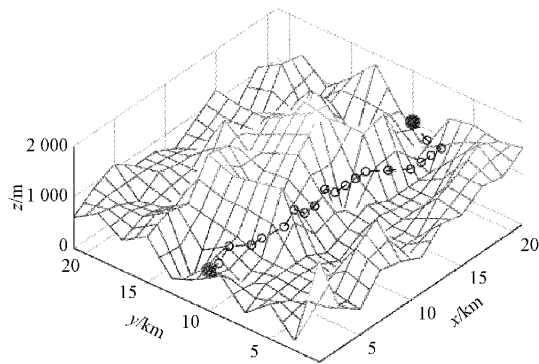


图 9 实验 3 规划航迹图

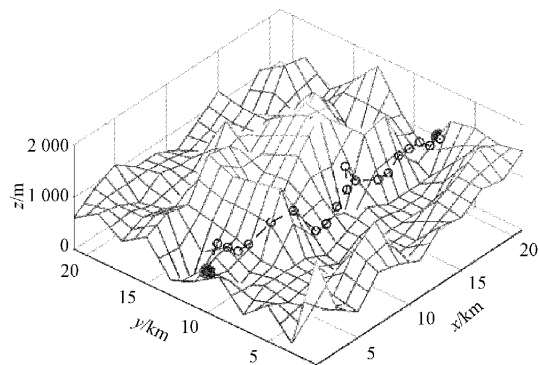


图 10 传统蚁群算法规划航迹图

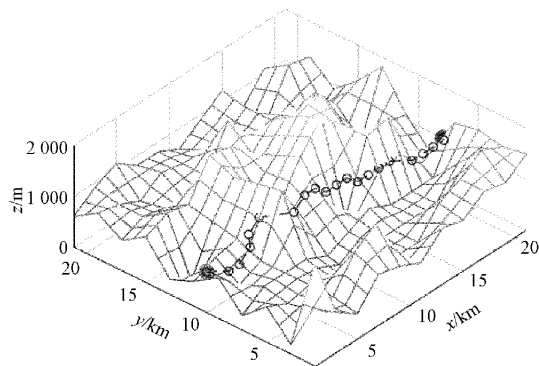


图 11 文献[13]算法规划航迹图

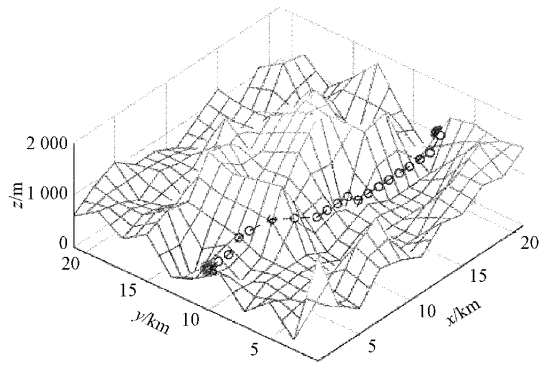


图 12 本文算法规划航迹图

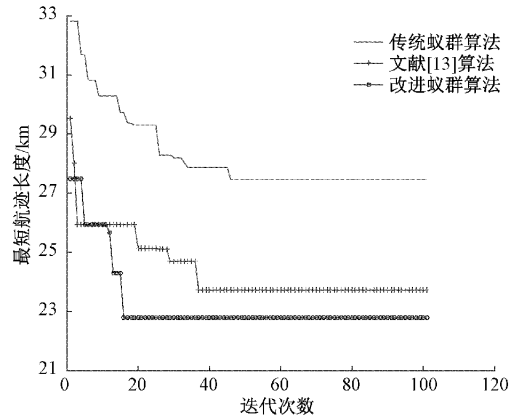


图 13 算法收敛对比

在  $21 \times 21 \times 10$  实验环境中对 20 次实验仿真数据进行处理,梯度对比实验结果的数据均值如表 2 所示;传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法分别在最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 方面的数据进行对比,处理后的数据结果分别如表 3、4、5 所示。

表 2 梯度对比实验结果

算法	航迹长度/km	迭代次数	拐角次数
传统蚁群算法	26.934 5	49	16
实验 1	26.289 3	40	15
实验 2	24.235 8	36	13
实验 3	23.385 4	30	7
本文算法	21.921 5	18	6

表 3 在  $21 \times 21 \times 10$  环境中最短航迹长度对比

算法	最优值	最差值	均值	方差
传统蚁群算法	25.913 3	29.924 3	26.934 5	1.443 3
文献[13]算法	22.677 5	24.468 4	23.322 9	0.325 0
本文算法	21.463 2	22.383 2	21.921 5	0.052 5

表 4 在  $21 \times 21 \times 10$  环境中迭代次数对比

算法	最大值	最小值	均值	方差
传统蚁群算法	77	46	49	52.610 5
文献[13]算法	41	35	38	3.578 9
本文算法	21	16	18	2.210 5

表 5 在  $21 \times 21 \times 10$  环境中拐角次数对比

算法	最大值	最小值	均值	方差
传统蚁群算法	18	14	16	1.263 1
文献[13]算法	12	8	9	1.052 6
本文算法	7	5	6	0.210 5

由梯度对比实验数据可知,传统蚁群算法虽然能够规划出一条从起始点到目标点的路线,但航迹规划效果差、

算法收敛速度慢;实验 1 规划的航迹长度虽未明显提高,但迭代次数明显降低,说明了本文初始化信息素分布措施增强了蚁群早期搜索的方向性,提高了算法收敛速度;实验 2 较实验 1 规划的航迹长度、迭代次数都有所降低,说明了本文限制信息素浓度措施提高了航迹规划的质量;实验 3 较实验 2 规划的航迹拐角次数有明显降低,说明了本文兼顾距离因素和方向因素的启发函数措施提高了航迹的平滑程度;本文算法较实验 3 规划的航迹更优,尤其在航迹长度和迭代次数方面明显降低,说明了本文的自适应发挥因子措施提高了算法收敛速度,减少易陷入局部最优的概率。

在传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法的仿真对比中,由图 10~12 可知,本文算法规划出的 UAV 航迹长度最短,迭代次数最少,拐角次数最少,航迹更加平滑,更符合 UAV 的飞行实际。由图 13 可知,本文算法较传统蚁群算法收敛速度更快,能够很快地规划出最优航迹。由表 3~5 可知,在 20 次重复实验中,本文算法规划的平均最短航迹长度为 21.921 5 km,平均迭代次数为 18,平均拐角次数为 6;传统蚁群算法规划的平均最短航迹长度为 26.934 5 km,平均迭代次数为 49,平均拐角次数为 16;文献[13]算法规划的平均最短航迹长度为 23.322 9 km,平均迭代次数为 38,平均拐角次数为 9。

由以上数据可知,本文算法相比传统蚁群算法和文献[13]算法规划的航迹,平均最短长度分别减少 18.6%和 6%;平均迭代次数分别减少 63.3%和 52.6%;平均拐角次数分别减少 62.5%和 33.3%。并且在以上 3 方面数值中,本文算法对应的方差都小于传统蚁群算法和文献[13]算法,说明本文算法鲁棒性更强,在相同仿真环境中多次规划的航迹数据更加稳定可靠,航迹规划效果更好。

#### 4.2 51×51×30 仿真环境

为进一步验证本文算法的有效性,针对 UAV 实际应用场景,将地图更换为更加复杂的三维空间环境,并改变初始点和目标点位置。在 51×51×30 的三维复杂空间环境中,设置起始点的坐标为(1,30,2),目标点的坐标为(51,8,3),其他参数设置不变。

因实验可能存在偶然性,本文对每种算法进行 20 次仿真实验,并对最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 方面的数据进行对比。由梯度对比实验已经验证了本文各项改进措施的有效性,本次实验只进行不同算法航迹规划效果的对比。传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法规划的最优航迹分别如图 14~16 所示,算法收敛对比曲线如图 17 所示。

在 51×51×30 实验环境中对 20 次实验数据进行处理,分别对最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 方面的数据进行对比。传统蚁群算法、文献[13]算法和本文算法分别在最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 方面的数据进行对比,结果分别如表 6~8 所示。

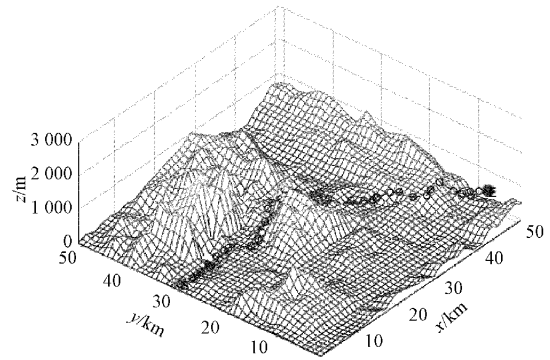


图 14 传统蚁群算法规划航迹图

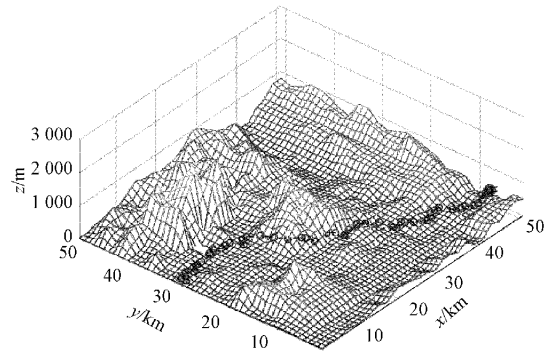


图 15 文献[13]算法规划航迹图

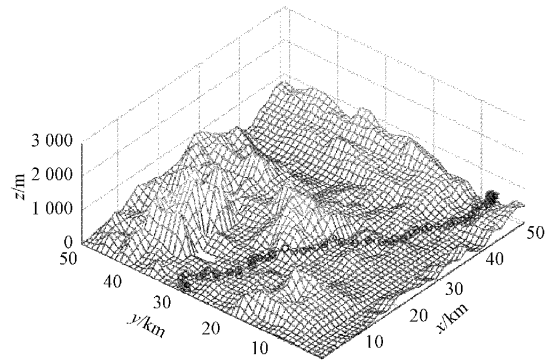


图 16 本文算法规划航迹图

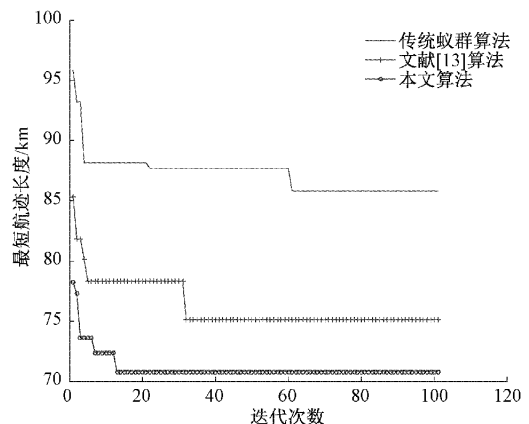


图 17 算法收敛对比

表 6 在  $51 \times 51 \times 30$  环境中最短航迹长度对比

算法	最优值	最差值	均值	方差
传统蚁群算法	84.455 7	88.575 7	86.358 7	1.472 3
文献[13]算法	74.233 2	77.723 6	75.636 8	0.761 9
本文算法	69.421 1	71.114 3	70.253 4	0.271 7

表 7 在  $51 \times 51 \times 30$  环境中迭代次数对比

算法	最大值	最小值	均值	方差
传统蚁群算法	71	55	61	22.842 1
文献[13]算法	37	28	32	5.500
本文算法	15	10	13	2.526

表 8 在  $51 \times 51 \times 30$  环境中拐角次数对比

算法	最大值	最小值	均值	方差
传统蚁群算法	29	25	26	1.473 7
文献[13]算法	23	19	21	0.842 1
本文算法	16	14	15	0.210 5

在 3 种算法的仿真对比中,由图 14~16 可知,在  $51 \times 51 \times 30$  的三维复杂环境下,本文算法规划的 UAV 航迹长度最短,迭代次数最少,拐角次数最少,航迹更加平滑。由图 17 可知,本文算法较传统蚁群算法收敛速度更快,能够很快地规划出最优航迹。由表 6~8 可知,在 20 次重复实验中,本文算法规划的平均最短航迹长度为 70.253 4 km,平均迭代次数为 13,平均拐角次数为 15;传统蚁群算法规划的平均最短航迹长度为 86.358 7 km,平均迭代次数为 61,平均拐角次数为 26;文献[13]算法规划的平均最短航迹长度为 75.636 8 km,平均迭代次数为 32,平均拐角次数为 21。

由以上数据可知,本文算法相比传统蚁群算法和文献[13]算法规划的航迹,平均最短长度分别减少 18.6% 和 7.1%;平均迭代次数分别减少 78.7% 和 59.4%;平均拐角次数分别减少 42.3% 和 28.6%。并且在以上 3 方面数值中,本文算法对应的方差都小于其他两种算法,说明本文算法鲁棒性更强,航迹规划效果更好。

## 5 结 论

本文主要对 UAV 三维航迹规划进行了研究,为解决传统蚁群算法路径寻优中存在的问题,提出了一种改进蚁群算法。首先,构建三维空间及规定路径搜索的规则;其次,在信息素方面进行初始信息素改进和设定浓度阈值,增强了蚁群早期搜索的方向性,避免了算法陷入局部最优;然后,在启发函数方面引入了距离因素和方向因素,改善了航迹规划质量;之后,设计了随迭代次数自适应变化的挥发因子,提高了算法的收敛速度;最后,通过在不同规格三维环境下的仿真实验,从最短航迹长度、迭代次数和拐角次数 3 个角度验证了本文算法的有效性和优越性。本文主要进行

的是 UAV 的静态三维航迹规划仿真验证,下一步将进行室外航迹模拟以验证该算法的可行性。

## 参考文献

- [1] 宋宇,顾海蛟,程超. 基于改进蚁群算法的无人机航迹规划研究[J]. 现代电子技术, 2022, 45(4): 123-127.
- [2] 刘高兴,袁亮. 改进引导因子的精英蚁群算法航迹规划研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(20): 6-11.
- [3] 江伟. 基于四旋翼无人机的航迹规划算法研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2022.
- [4] MANDLOI D, ARYA R, VERMA A K. Unmanned aerial vehicle path planning based on A\* algorithm and its variants in 3D environment [J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2021, 12: 990-1000.
- [5] 付雷,秦一杰,何顶新,等. 基于改进人工势场法的多机器人编队避障[J]. 控制工程, 2022, 29(3): 388-396.
- [6] 王芝麟,乔新辉,马旭,等. 一种基于二叉堆的 Dijkstra 最短路径优化方法[J]. 工程数学学报, 2021, 38(5): 709-720.
- [7] 王翼虎,王思明. 基于改进粒子群算法的无人机路径规划[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(9): 1690-1696.
- [8] XIN J, ZHONG J, YANG F, et al. An improved genetic algorithm for path-planning of unmanned surface vehicle[J]. Sensors, 2019, 19(11): 1-23.
- [9] 韩鹏,张冰玉. 基于改进蚁群算法的无人机安全航路规划研究[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(1): 24-29.
- [10] LUO Q, WANG H, ZHENG Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566.
- [11] 许万,程兆,朱力,等. 一种基于改进人工势场法的局部路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(19): 83-88.
- [12] 鲁飞,鲁照权,牛晨,等. 基于改进蚁群算法的三维路径规划研究[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(1): 45-49.
- [13] 王庆,徐海明,吕品,等. 基于改进蚁群算法的多旋翼无人机航迹规划研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(9): 1172-1178.
- [14] 张晶晶,王建清,李桂芳,等. 基于飞行角度优化的蚁群改进算法[J]. 飞控与探测, 2021, 4(6): 9-15.
- [15] 陈晖,周德强. 改进蚁群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23): 17-22.
- [16] 周敬东,高伟周,杨文广,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 科学技术与工程, 2022,



22(28): 12484-12490.

- [17] 肖金壮, 余雪乐, 周刚, 等. 一种面向室内 AGV 路径规划的改进蚁群算法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 277-285.
- [18] 周兰凤, 钱伟杰, 曹国刚, 等. 基于三维地形的路径规划算法研究 [J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(8): 275-278, 302.

#### 作者简介

冉宁, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能系统与控制、系统优化等。

E-mail: ranning87@hotmail.com

杨宏飞, 硕士研究生, 主要研究方向为 UAV 路径规划和智能算法。

E-mail: 568262724@qq.com

张家明, 硕士研究生, 主要研究方向为 UAV 路径规划和智能算法。

E-mail: 1485956457@qq.com

郝晋渊(通信作者), 硕士, 讲师, 主要研究方向为人工智能、融媒体、新媒体传播。

E-mail: hjy@hbu.edu.cn