

基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划研究

陆璐, 孙昱浩, 孙启光

(山东交通学院, 山东 威海 264200)

摘要: 无人机在自主飞行过程中容易受地形、环境等因素的影响。为了确保无人机能够安全完成飞行任务, 对无人机路径规划进行研究。由于传统的蚁群算法在无人机三维路径规划中易陷于局部最优, 通过引入方向因子改进启发式函数, 使算法搜索具有方向性。同时以最短路径为目标, 提出一种改进信息素更新规则, 跳出局部最优, 加快收敛速度。本文通过栅格化的方法建立三维路径规划空间, 经改进前后仿真实验结果对比, 改进后的效果明显优于改进前, 验证了基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划的有效性。

关键词: 蚁群算法; 三维路径规划; 无人机; 栅格化

中图分类号: V279; V249

文献标识码: A

Research on 3D Path Planning of Unmanned Aerial Vehicles Based on Improved Ant Colony Algorithm

LU Lu, SUN Yuhao, SUN Qiguang

(Shandong Jiaotong University, Weihai 264200, Shandong, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicles (UAV) are easily affected by the factors such as terrain and environment during autonomous flight. In order to ensure the safe completion of flight missions by UAV, this paper conducts research on UAV path planning. Due to the tendency of traditional ant colony algorithm to fall into local optima in 3D path planning of unmanned aerial vehicles, the heuristic function is improved by introducing directional factors to make the algorithm search directional. At the same time, with the shortest path as the goal, an improved pheromone update rule is proposed to break out of local optima and accelerate convergence speed. This paper establishes a three-dimensional path planning space through rasterization method, and compares the simulation experimental results before and after improvement. The improved effect is significant, verifying the effectiveness of the improved ant colony algorithm for UAV three-dimensional path planning.

Key words: ant colony algorithm; 3D path planning; unmanned aerial vehicles; rasterize

随着科技的发展, 无人机被广泛应用于航拍摄影、地理测绘、环境保护、灾害救援、城市巡检等方面。路径规划作为无人机任务规划中的一项关键任务, 已经成为无人机领域研究的热点。目前, 常用的传统算法有人工势场法、A*算法、Dijkstra等, 常用的智能算法包括遗传算法^[1]、粒子群算法^[2]、蚁群算法^[3]等。相比于传统算法, 智能算法处理复杂问题的能力更强, 收敛速

度更快、应用范围更广泛。蚁群算法作为智能优化算法, 具有全局搜索能力强、适应性及鲁棒性强、易于理解和实现等优点。但传统的蚁群算法具有收敛速度慢、难以跳出局部最优等问题。针对以上问题, 杨军利^[4]等采用每一代最优路径来更新信息素以及引入距离启发量的策略, 增强了算法的收敛性和效率。焦阳^[5]通过栅格化的方法对无人机的飞行环境进行三维建模, 并提出一种

收稿日期: 2024-09-06

作者简介: 陆璐, 在读硕士研究生, 研究方向为无人机-无人船路径规划及其可视化

基金项目: 山东交通学院博士科研启动基金“航海虚拟仿真中复杂场景动态模拟”(编号: BS2017060)

改进信息素更新规则的蚁群算法, 为无人机规划出一条安全、最优的飞行路径。邢协泓^[6]等把 Dijkstra 算法的搜索策略融入蚁群算法, 使搜索导向性更加明确, 并缩短收敛时间, 再通过优化蚁群算法中的启发式函数, 达到路径更短、弯折点更少的目的。杨鑫^[7]等提出了一种基于鲸鱼算法改进的蚁群算法, 用来防止算法前期陷入局部最优, 然后借鉴 A* 算法的估价函数, 引入对目的地距离的计算, 加快算法的收敛速度。

本文针对传统蚁群算法在无人机三维路径规划中存在收敛速度慢、易陷于局部最优等问题, 引入方向因子改进启发式函数, 使算法搜索具有方向性。同时以最短路径为目标, 提出一种改进信息素更新规则, 从而跳出局部最优, 加快收敛速度。通过栅格化的方法建立三维路径规划空间, 经改进前后仿真实验结果对比, 改进后的效果明显优于改进前, 验证了改进蚁群算法的无人机三维路径规划的有效性。

1 三维模型建立

1.1 栅格法环境建模

本文采用栅格法对无人机路径规划进行三维建模, 把三维地图左前方的顶点作为坐标原点 A, 在 A 点的基础上建立三维坐标系, 其中沿横向增加的设为 x 轴, 沿纵向增加的设为 y 轴, 沿垂直方向的设为 z 轴。以 A 为顶点, 沿 x 轴方向最大长度为 AD, 沿 y 轴最大长度为 AB, 沿 z 轴最大长度为 AE, 构造立方体区域 ABCD-EFGH 为三维空间坐标系。如图 1 所示。

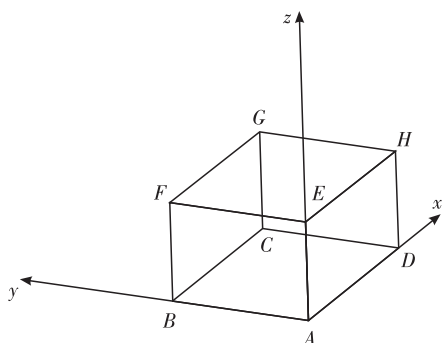


图1 三维模型

模型构造后, 采用环境切片法, 沿 AB 方向将三维空间进行等分, 得到 $n+1$ 个平面, 接着对 $n+1$ 个平面沿 AD 和 AE 方向进行 h 等分和 m 等分, 分别得到 $h+1$ 、 $m+1$ 个平面, 如图 2 所示, 将离散点化成集合。

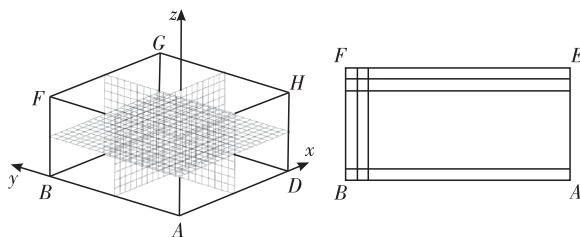


图2 空间模型划分图

1.2 搜索规则设置

在环境建模中, 把整个三维空间看作三维离散点集合, 这些离散点都需要蚂蚁进行搜索, 这样增加了算法求解时间, 为了缩短求解时间, 设置了搜索规则。根据无人机的特性, 以无人机在 x 轴的方向为主轴, 设定其在 y 轴和 z 轴移动的最大范围分别为 $\Delta y_{\max}$ 、 $\Delta z_{\max}$ 。因此, 无人机无需再对所有离散点进行搜索, 只需在设定的最大搜索范围内进行搜索, 如图 3 所示, 从 O 点出发, 到下一个平面搜索 $\Delta y_{\max} \times \Delta z_{\max}$ 区域中的可行点, 以此类推。通过设置好的模型及搜索规则用来寻找出一条最优路径。

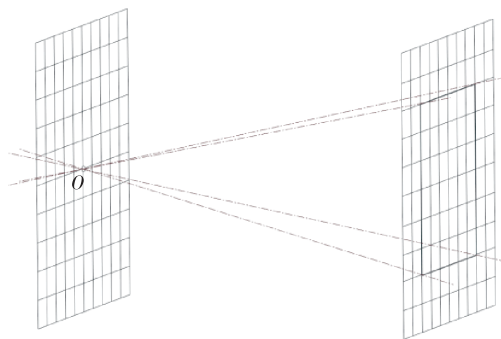


图3 搜索规则

2 蚁群算法基本原理

蚁群算法是一种仿生算法, 由 Marco Dorig 在 1992 年在他的博士论文中首次提出^[8]。该算法通过模仿蚂蚁的觅食行为获得启发, 由于蚂蚁会在其经过的路径上留下信息素, 并且蚂蚁能够感知信息素的浓度大小, 信息素浓度越大, 就会有更多的蚂蚁经过, 形成了正反馈, 久而久之, 几乎所有的蚂蚁都将选择同一条路径移动。

2.1 转移概率

蚂蚁对路径的选择概率是根据信息素的浓度来决定的, 其转移概率公式如下所示。

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

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

公式中 P_{ij}^k 表示第 k 只蚂蚁从节点 i 到达节点 j 的概率, τ_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的信息素浓度, η_{ij} 是 i 到 j 过程的启发式因子; α 是信息素启发因子, α 的大小可以决定转移概率受信息素浓度影响的程度; β 是期望值启发因子, 值越大, 表明易受启发因子影响。

2.2 信息素更新

蚂蚁会选择信息素浓度高的路径移动, 如此反复, 形成正向反馈, 可寻到最优路径, 信息素更新公式如下所示。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \end{cases} \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, \text{第 } k \text{ 只蚂蚁从 } i \text{ 到 } j \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

上述公式中 ρ ($0 < \rho < 1$) 是信息素挥发因子, $\Delta\tau_{ij}(t)$ 是从 i 到 j 路径中的信息素更新公式, Q 是常数, L_k 代表了第 k 只蚂蚁从 i 到 j 的路径。

3 改进的蚁群算法

3.1 改进启发函数

3.1.1 相邻节点的距离因素

在三维空间中设置坐标点, (x_a, y_a, z_a) 为当前节点的坐标, $(x_{a+1}, y_{a+1}, z_{a+1})$ 为下一节点的坐标, 公式如下。

$$d_1 = \sqrt{(x_a - x_{a+1})^2 + (y_a - y_{a+1})^2 + (z_a - z_{a+1})^2} \quad (5)$$

$$D_1(x, y, z) = 1/d_1 \quad (6)$$

式中, d_1 为当前节点 a 到下一节点 $a+1$ 的距离, 为了使蚂蚁尽可能的选择近的点, 引入 $D_1(x, y, z)$ 。

3.1.2 节点到目标点的距离因素

设 (x_e, y_e, z_e) 为目标点的坐标, 当前节点到目标点的距离公式如下。

$$d_2 = \sqrt{(x_{a+1} - x_e)^2 + (y_{a+1} - y_e)^2 + (z_{a+1} - z_e)^2} \quad (7)$$

$$D_2(x, y, z) = 1/d_2 \quad (8)$$

式中, d_2 为下一节点到目标节点的距离, 引入 $D_2(x, y, z)$, 促使蚂蚁选择离目标点更近的节点。

3.1.3 安全性因素

由于无人机在飞行中可能存在障碍物阻碍, 为了能够避开障碍物, 引入了安全性因子^[9] S

(x, y, z) , 当选择点可以到达时, 该值为 1; 当不可到达时, 该值为 0。安全性因子公式如下。

$$S(x, y, z) = (n_d - n_u/n_d) \quad (9)$$

式中, n_d 代表当前节点搜索空间内可安全通过的节点数, n_u 表示搜索空间内不可通过的节点数。

3.1.4 方向因素

在启发函数中引入方向因素, 通过引入方向因素可以加强算法搜索方向。将下一个节点到目标节点在 y 、 z 轴的距离作为影响启发函数的因子, 定义为方向因子 $F(x, y, z)$, 下一个节点从 y 、 z 轴方向上距离目标节点越近, 方向因子值越大, 方向因子公式如下。

$$F(x, y, z) = \frac{R}{\sqrt{(y_{a+1} - y_e)^2 + (z_{a+1} - z_e)^2}} \quad (10)$$

式中, R 为常数。综上所述, 构造启发函数 $H(x, y, z)$ 公式如下。

$$H(x, y, z) = D_1(x, y, z)^{w_1} D_2(x, y, z)^{w_2} S(x, y, z)^{w_3} F(x, y, z)^{w_4} \quad (11)$$

式中, w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 是系数, 用来调节重要程度。

3.2 信息素浓度更新

传统的蚁群算法易陷入局部最优而无法得到最优路径。本文通过增加迭代中最优路径的信息素浓度, 来加强对全局的掌控。该方法是首先让蚂蚁完成一次路径探索, 找出最短路径, 然后对该路径加强信息素浓度。其更新公式如下。

$$\tau_{ij} = (1-\rho)\tau_{ij} + \rho(\Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}) \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = \begin{cases} \frac{M}{L^{\text{best}}}, (i, j) \text{ 属于最优路径} \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

其中, M 为常数, L^{best} 为本次迭代中的最短路径, ρ 为挥发系数, ρ 的大小代表信息素挥发的速度。 ρ 设置得不合理, 会使收敛速度变慢。若 ρ 值太小, 会使得信息素大量积累, 容易陷于局部最优^[10]。若 ρ 值太大, 扩大了搜索范围, 收敛速度变慢。所以, 本文对挥发系数做出改进, 如公式 (14) 所示。

$$\rho(t+1) = \begin{cases} \rho_{\min}, \rho \leq \rho_{\min} \\ \frac{K_{\max}}{K_{\max} + cK} \rho(t), \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $\rho_{\min}$ 代表最小挥发系数, $K_{\max}$ 代表最大迭代次数, K 为当前迭代次数, c ($0 < c < 1$) 是调整系数, 调整当前迭代次数的大小。

改进后的挥发系数最开始由于迭代次数小, 挥发系数较大, 信息素浓度低, 蚂蚁会对更多的路径进行搜索; 随着算法的迭代次数增加, 挥发系数逐渐减小, 使得信息素浓度增加, 蚂蚁朝向信息素浓度高的方向移动, 提高了算法的全局探索能力。设置最小 ρ , 即 $\rho_{\min}$, 避免了 ρ 值太小、易陷于局部最优等问题。

3.3 转移概率

转移概率是蚁群算法的关键部分, 决定蚂蚁选择下一个节点的概率。根据上面改进后的启发函数, 可得转移概率公式 (15)。

$$P_{a,a+1} = \begin{cases} \frac{[\tau_{a,a+1}]^\alpha [H(x,y,z)]^\beta}{\sum [\tau_{a,a+1}]^\alpha [H(x,y,z)]^\beta}, & \text{可行点} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(15)

3.4 改进算法流程

步骤 1: 三维环境建模。在此基础上设置起点、目标点的坐标, 确定种群数量、最大迭代数以及其他参数。

步骤 2: 蚁群进行路径探索。根据公式 (15) 转移概率的结果来选择下一个节点。

步骤 3: 确定是否完成路径探索。如果确定路径探索完成, 则继续步骤 4; 否则, 返回步骤 2 继续路径探索。

步骤 4: 信息素更新。对蚂蚁到达目标点的路径进行信息素更新, 根据公式 (12)、(13)、(14), 增加最短路径上各节点的信息素。

步骤 5: 输出最优路径, 完成整个流程。
算法流程如图 4 所示。

4 仿真结果与分析

为了有效地验证, 使用 Matlab2016a 分别在 21×21 与 25×25 的空间中利用栅格法划分为网格, 对应的尺寸为 $21 \text{ km} \times 21 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 与 $25 \text{ km} \times 25 \text{ km} \times 2.5 \text{ km}$, 设定某些高度的地形为无人机前往目标点的障碍物。其中 x 与 y 轴方向各节点间距是 1 km , z 轴方向各节点间距为 200 m 。设定无人机是四旋翼无人机, 具有结构简单、能垂直起降、可后飞和横向飞行的特点。该实验设置的算法参数值如表 1 所示。

4.1 21×21 仿真环境

在 21×21 仿真环境中, 设置初始坐标为 $(1, 10, 3)$, 终点坐标为 $(21, 8, 5)$ 。同时, 结合上面参数, 用蚁群算法和改进的蚁群算法对

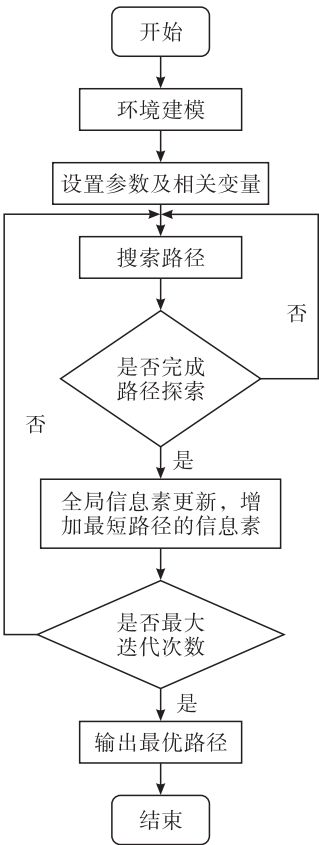


图 4 算法流程图

表 1 蚁群算法相关参数

参数	数值
蚁群数量	20
信息素启发因子	2
期望式启发因子	2
最大迭代次数	100
信息素挥发系数	0.2
信息素初始浓度	1

无人机路径规划效果如图 5 ~ 图 8 所示。

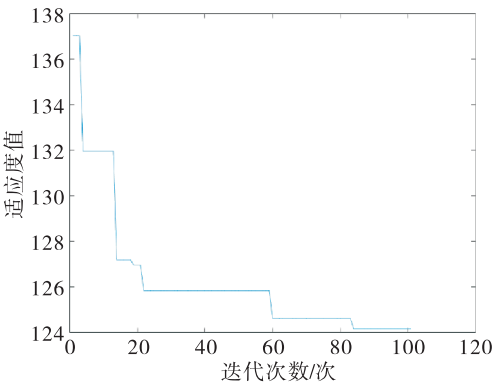


图 5 传统蚁群算法收敛曲线图

针对路径规划问题, 常用的算法包括遗传算法 (GA)、粒子群算法 (PWO)、蚁群算法

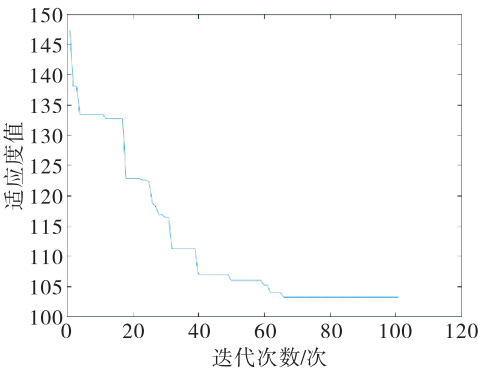


图 6 改进蚁群算法收敛曲线图

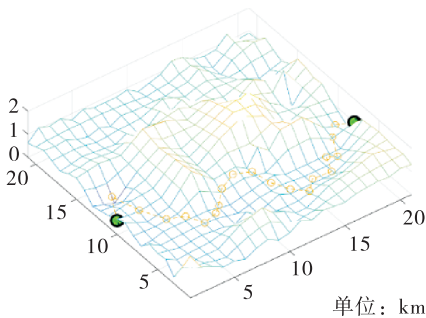


图 7 传统蚁群算法三维路径规划图

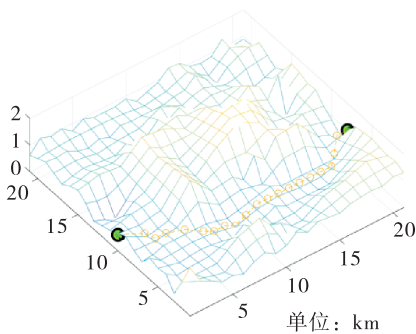


图 8 改进蚁群算法三维路径规划图

(ACO) 等，相关算法特性如表 2 所示。其中，传统的蚁群算法有收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点，本文经过对蚁群算法的改进能尽量避免这些缺点。

在 21×21 实验环境中对蚂蚁数量为 20、40 时的蚁群算法和改进的蚁群算法分别进行了 20 次实验，在实验过程中对算法的路径长度(km)、迭代次数(次)进行比较，结果如表 3、表 4 所示。同时，为了更好地对比改进前后的算法，对算法性能进行比较[运行时间(s)、占用空间(MB)]，实验结果如表 5 所示。

在 21×21 的仿真环境中，由图 5、图 6 可知，改进后的蚁群算法在无人机三维路径航迹拐点减少，更加平滑；对比图 7、图 8 可知，改进后的蚁群算法能快速收敛，且能跳出局部最优；表 3、表 4 中改进蚁群算法对比传统蚁群算法种

表 2 算法特性分析

算法名称	优点	缺点
A* 算法	算法简单、高灵活度	无法保证找到最优解
Dijkstra 算法	算法易于理解和实现	效率低、有向图限制
遗传算法	全局性强、易收敛	编程复杂、易局部最优
粒子群算法	参数简单、容易实现	收敛慢、具不确定性
蚁群算法	鲁棒性及自主性强	收敛慢、易局部最优

表 3 路径长度结果对比

	蚁群算法 (m=20)	改进蚁群算法 (m=20)	蚁群算法 (m=40)	改进蚁群算法 (m=40)
最优值	117.805 8	100.641 5	115.793 4	102.845 7
最差值	126.376 5	106.851 8	123.984 1	109.139 6
均值	121.466 8	103.406 5	119.352 7	106.152 3
方差	3.198 5	2.938 5	3.114 3	2.962 4

表 4 迭代次数结果对比

	蚁群算法 (m=20)	改进蚁群算法 (m=20)	蚁群算法 (m=40)	改进蚁群算法 (m=40)
最大值	81	52	83	48
最小值	73	44	68	35
均值	77	48	76	42
方差	16.6	9.1	23	14.2

表 5 算法性能对比

算法性能	蚁群算法		改进蚁群算法	
	运行时间/s		占用空间/MB	
最优值	1.881	1.412	7 925	7 875
最差值	2.463	1.494	7 937	7 886
均值	2.144	1.448	7 931.6	7 880.4
方差	0.028 3	0.020 1	13.1	11.4

群数为 20、40 时，平均最优路径分别缩短了 14.8%、11.1%，平均迭代次数分别减少了 37.6%、44.7%；表 5 算法性能对比中，改进蚁群算法相较传统蚁群算法平均运算时间缩短了 29.1%，占用内存空间减少了 0.65%，通过数据对比可知算法性能有所提高。

4.2 25×25 仿真环境

25×25 仿真环境中，设置初始坐标为 (1, 10, 5)，终点坐标为 (21, 9, 7)，结合参数，获得路径规划效果如图 9~图 12 所示。

在 25×25 实验环境中对蚂蚁数量为 20、40 时的蚁群算法和改进的蚁群算法分别进行了 20 次实验，在实验过程中对算法的路径长度(km)、迭代次数(次)进行比较。实验结果如表 6、表 7 所示。

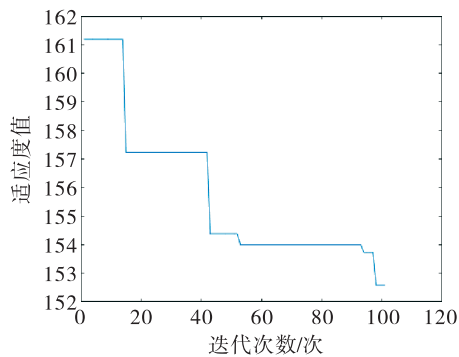


图 9 传统蚁群算法收敛曲线图

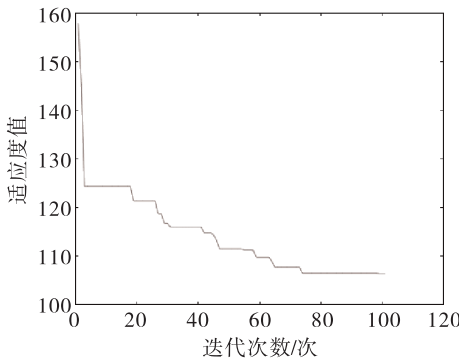


图 10 改进蚁群算法收敛曲线图

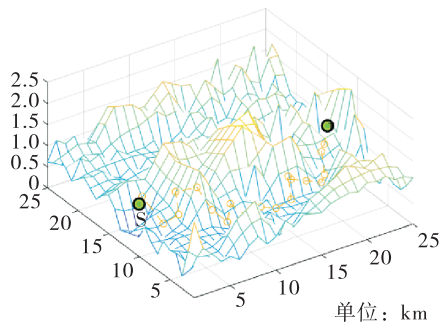


图 11 传统蚁群算法三维路径规划图

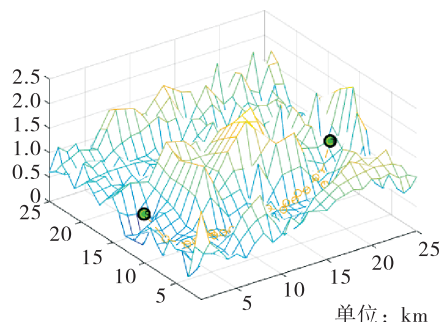


图 12 改进蚁群算法三维路径规划图

表 6 路径长度结果对比

	蚁群算法 ($m=20$)	改进蚁群算法 ($m=20$)	蚁群算法 ($m=40$)	改进蚁群算法 ($m=40$)
最优值	141.365 4	105.641 5	135.793 4	104.563 1
最差值	152.334 1	110.851 8	146.984 1	110.625 7
均值	146.116 6	108.406 5	140.352 7	107.284 6
方差	8.4	3.24	6.5	2.63

表 7 迭代次数结果对比

	蚁群算法 ($m=20$)	改进蚁群算法 ($m=20$)	蚁群算法 ($m=40$)	改进蚁群算法 ($m=40$)
最大值	75	51	93	48
最小值	62	42	67	37
均值	70	46	79	42
方差	18.3	11	39.6	14.8

针对 25×25 的仿真环境, 根据图 9、图 10 可知, 改进的蚁群算法在无人机三维路径航迹拐点减少, 更加平滑; 对比图 11、图 12 可知, 改进的蚁群算法收敛速度更快; 表 6、表 7 中改进蚁群算法对比传统蚁群算法种群数为 20、40 时, 平均最优路径分别缩短了 25.8%、23.6%, 平均迭代次数分别减少了 34.2%、46.8%。

综上所述, 在不同环境下对改进前后仿真实验结果对比, 改进后的效果明显优于改进前, 验证了改进蚁群算法无人机三维路径规划的有效性。

5 结论

针对传统的蚁群算法在无人机三维路径规划中收敛速度快、易陷于局部最优的问题, 本文对传统的蚁群算法进行改进。首先, 采用栅格法进行环境建模, 设置搜索规则, 缩短了求解时间。然后, 通过引入方向因子改进启发式函数, 使算法搜索具有方向性。最后, 以最短路径为目标, 提出一种改进信息素更新规则, 跳出局部最优, 加快收敛速度。通过 Matlab 仿真实验对比, 改进后的算法能更好地避免收敛速度快、陷入局部最优的问题。本文中改进的蚁群算法相比传统蚁群算法在无人机三维路径规划中效率更高, 可以在更短的时间内找到更优的路径, 有望拓展到更复杂、更真实的应用场景中。

参考文献:

[1] 王巍. 基于遗传算法的应急生活物资物流配送路径规划研究[J]. 中国储运, 2023(12): 145-146.

[2] 易云飞, 王志勇, 施运应. 基于蜚螂优化的改进粒子群算[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2024(3): 533-542.

[3] 高方坤, 唐宏伟, 丁祥, 等. 优化蚁群算法的智能物资农机路径规划[J]. 农业装备与车辆工程, 2024(5): 14-18.

[4] 杨军利, 屈子昂, 杨沛达, 等. 基于改进蚁群算法的无人机灾区航迹规划[J]. 电子设计工程, 2024(10): 120-124, 129.

平。推动教育的公平公正一直是我国教育改革和发展的坚定追求。习近平总书记曾指出“要推进城乡义务教育一体化发展,缩小城乡教育资源差距,促进教育公平,切断贫困代际传递”^[13]。进入智能时代,要建立公开、透明的资源共享机制,利用 AIGC 平台促进思想政治教育资源的优化配置,将优质的教育资源覆盖到更广泛的地区和群体,打破地域、经济等因素的限制,让更多人享受到优质的教育资源。同时,通过制定特殊政策或开展相关项目,关注弱势地区和群体的思想政治教育需求,确保每一个学生都能够接受到高质量的思想政治教育。这样的努力不仅有助于个体的成长和发展,也有助于整个社会的进步和发展。

参考文献:

- [1] 中共中央 国务院印发《关于新时代加强和改进思想政治工作的意见》[J]. 思想政治工作研究, 2021(8): 18-19.
- [2] 新华社. 习近平向国际人工智能与教育大会致贺信[EB/OL]. (2019-05-16)[2024-08-07]. http://www.xinhuanet.com/politics/leaders/2019-05/16/c_1124502111.htm.
- [3] 张冰清. 科大讯飞学习机事件背后: 价值观内容审核, AI 大模型如何对齐? [EB/OL]. (2023-10-30)[2024-08-07]. https://news.k618.cn/dj/202310/t20231030_19733735.html.
- [4] CHEN L J, ZAHARIA M, ZOU J. How is ChatGPT's behavior changing over time? [J]. Harvard Data Science Review, 2024, 6(2).
- [5] 王少. 机遇与挑战: AIGC 赋能新时代思想政治教育[J]. 教学与研究, 2023(5): 106-116.
- [6] 宋平. 信息技术是把双刃剑[J]. 北华航天工业学院学报, 2007(6): 27-30.
- [7] 周洪宇, 常顺利. 生成式人工智能嵌入高等教育的未来图景、潜在风险及其治理[J]. 现代教育管理, 2023(11): 1-12.
- [8] 梁怀新, 宋诚. AIGC 时代的网络信息内容生态安全风险及其治理——兼以 ChatGPT 为对象的实验访谈案例分析[J]. 图书情报工作, 2023, 67(20): 58-69.
- [9] DONG Q, LI L, DAI D, et al. A Survey on In-context Learning[EB/OL]. (2022-12-31)[2024-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2301.00234>.
- [10] 徐俊松, 吴家华. 信息茧房效应下主流意识形态传播的现实困境与突破路径[J]. 昆明理工大学学报(社会科学版), 2023, 23(4): 143-150.
- [11] 国家互联网信息办公室, 中华人民共和国国家发展和改革委员会, 中华人民共和国教育部, 等. 生成式人工智能服务管理暂行办法[EB/OL]. (2023-07-10)[2024-08-07]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202307/content_6891752.htm.
- [12] 徐继敏. 生成式人工智能治理原则与法律策略[J]. 理论与改革, 2023(5): 72-83.
- [13] 丁雅诵. 推进教育公平 共享优质教育[N]. 人民日报, 2022-05-05(006).

(上接第 51 页)

- [5] 焦阳. 基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划研究[J]. 舰船电子工程, 2019(3): 41-45.
- [6] 邢协泓, 黄坤荣, 唐德文. 基于改进蚁群算法机器人路径规划[J]. 机械管理开发, 2023(11): 1-4, 9.
- [7] 杨鑫, 王维, 王燮. 基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划[J]. 电子元器件与信息技术, 2023(9): 103-107.
- [8] 王红. 基于蚁群算法的配电网恢复研究与应用[J]. 电子产品世界, 2024(5): 59-62.
- [9] 蒲兴成, 冼文杰, 聂壮. 基于改进蚁群优化算法的 AUV 三维路径规划[J]. 智能系统学报, 2024(3): 627-634.
- [10] 刘璐, 沈小伟, 葛超, 等. 基于改进蚁群算法的植保无人机路径规划[J]. 计算机仿真, 2024(1): 39-43.