

基于改进蚁群算法的无人机三维航迹规划研究

陈 侠, 艾宇迪, 梁红利

(沈阳航空航天大学自动化学院, 沈阳 110136)

[摘 要] 针对蚁群算法进行无人机航迹规划时,易陷入局部极值,且收敛速度较慢的问题,提出了基于改进蚁群算法的无人机三维航迹规划。将三维航迹规划分成基于改进蚁群算法的二维平面规划和高度规划两部分,采用几何优化方法增强了蚂蚁搜索的引导性,并根据航迹点与威胁源之间的距离及高度约束,调节航迹点的高度,规划出无人机三维航迹。同时,利用自适应调节参数方法提高蚁群搜索能力与个体之间交互能力,有效摆脱原算法易陷入局部最优的情况。此外,建立了指标函数并对路径进行了平滑处理。仿真结果表明,所提出的改进算法在三维环境下不仅可以安全避开威胁,而且找到最优解的能力及收敛速度优于原算法。

[关键词] 改进蚁群算法; 航迹规划; 高度规划; 无人机

[中图分类号] V279

[文献标识码] A

Research on Three-dimensional Path Planning of UAV Based on Improved Ant Colony Algorithm

Chen Xia, Ai Yudi, Liang Hongli

(School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: Aiming at the problem that the ant colony algorithm is easy to fall into local extremum and convergence speed is slow when it is used in UAV path planning, three-dimensional UAV path planning which bases on an improved ant colony algorithm is proposed. The three-dimensional trajectory planning is divided into two parts: two-dimensional plane planning and height planning based on improved ant colony algorithm. Geometric optimization method is used to enhance the guiding nature of ant search. According to the distance and height constraints between the path point and the threat source, the height of the path point is adjusted, and the three-dimensional path of UAV is planned. At the same time, the method of self-adaptive parameter adjustment is used to improve the ability of ant colony search and interaction between individuals, and effectively eliminate the local extremes of the original algorithm. The indicator function is established and the path is smoothed. The simulation results show that the improved algorithm can not only avoid threats safely in three-dimensional environment, but also find the best solution

with a faster convergence speed than the original algorithm.

Keywords: improved ant colony algorithm; path planning; height planning; UAV

[基金项目] 国家自然科学基金项目(61074159); 航空科学基金(2016ZC54011); 辽宁省自然科学基金(2015020063)

[作者简介] 陈 侠, 教 授。

[收稿日期] 2018-05-14

1 引言

无人机航迹规划作为无人机任务规划的关键技术之一,多年来一直受到国内外学者的重视。传统航迹规划有 A* 算法^[1]、稀疏 A* 算法^[2]、D* 算法^[3]、Dijkstra^[4] 算法和动态规划方法^[5]。传统航迹规划算法适用于战场环境相对简单且规模较小的情况,当战场环境规模增大时,传统算法的求解时间呈现爆炸性的增长,所以传统航迹规划算法很难应用于当今战场环境多变的情况。在加快航迹规划的求解时间方面,智能优化算法有着较好的表现,其中常见的智能优化算法有遗传算法^[6]、模拟退火^[7]、粒子群算法^[8]、神经网络算法^[9]等。智能优化算法虽然能够在二维环境下快速生成航迹,但在三维环境下收敛速度不是十分理想。近两年来,关于在三维环境下快速生成航迹的研究引起了一些学者的关注。如文献[10]利用了无人机与威胁源之间的距离关系,对步长进行调节,并与可调高度相结合,实时规划出一条成功避开威胁且求解速度较快的航迹。但需要指出的是,虽然三维航迹规划算法取得了一些研究成果,但由于三维环境比二维环境复杂,可选取的可行解呈指数增长,算法求解速度往往较慢,很难满足空战的实际需求。因此,在三维环境下如何快速生成航迹仍然是目前无人机技术的重点研究课题。

蚁群算法是科学家根据蚂蚁觅食这一过程所提出的一种搜索优化算法,与其它搜索算法相比,该算法个体交流能力较强,具有全局搜索能力。无人机的航迹规划首先根据战场环境,建立蚂蚁可行表与初始信息素表,利用信息素、启发值和轮盘赌三种选择方式来决定无人机下一时刻的飞行位置,直到达到目标点。目前,基于蚁群算法的航迹规划是研究的热点。文献[11]通过利用改进 A* 算法计算出一个次优解,通过闭环控制调节阈值参数,并利用三次 B 样条对路径进行平滑处理,最终得出一条满足约束条件的机器人理想轨迹。文献[12]利用信息素呈圆锥形分布的特点,对信息素变化过程进行改进,并结合几何优化算法,给出收敛速度较快的机器人路径规划方法。由于蚁群算法在二维环境的可行解要远小于三维环境下的可行解,因此基于蚁群算法的航迹规划主要是针对二维环境下的航迹规

划算法。目前蚁群算法在三维环境下的路径规划,主要是通过简化可行解空间或根据地形位置来决定可行解。但此方法通常会出现求解速度较慢且不易收敛的现象。本文针对蚁群算法在三维环境下的航迹规划问题进行研究,将三维航迹规划问题分解成两部分:第一部分通过战场的俯视图,利用改进蚁群算法规划出二维环境下的航迹规划,利用几何方法对该蚂蚁所搜索的路径进行优化,从而对蚂蚁搜索路径起着较好的引导性作用,有效加快了整个过程的收敛速度。第二部分利用在二维环境下航迹点与威胁源之间的距离来调整高度。当航迹点与威胁源较近时,降低飞行高度避免被雷达发现,当航迹点与威胁源距离较远时,提升飞行高度,以防止飞行较低时无人机安全程度下降或被损坏。同时,将蚁群算法的固定阈值参数变为自适应变化的阈值,以达到提高求解多样性的目的^[13]。当每只蚂蚁搜索结束时,若当前蚂蚁搜索的路径长度大于当前最优最小距离时,则通过调节阈值找出当前较好的适应度值,使下次搜索出的路径长度优于前一次的路径长度。若当前蚂蚁搜索的路径长度小于当前最小距离,则说明当前蚂蚁找到了更好的轨迹,所以通过调节阈值加大搜索力度,增加解的多样性,以避免陷入局部极值情况。此外,建立了关于转角、威胁、航程的指标函数,根据指标函数选取所需要的最优路径,同时根据航迹点所在的位置结合梯度下降法对航迹进行平滑处理^[14]。本文提出的算法有效地解决了由于环境复杂性造成的算法收敛速度慢的问题,同时也规避了原算法易陷入局部极值的问题。通过仿真验证表明,该算法能够安全绕开威胁,并且加快了整体航迹的收敛速度,最终得到较优的航迹。

2 无人机航迹规划约束条件

(1) 航程代价

由于无人机在执行任务时,自身所具备的电力是有限的,所以无人机有着最大的航程代价,设第 i 段航程为 l_i ,共有 n 段路径,最大航程为 l_{\max} ,路程代价约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n l_i \leq l_{\max} \quad (1)$$

(2) 高度代价

无人机在飞行的过程中,高度应受到一定的限制,飞行过低时容易对无人机本身造成损坏,不利于飞行。飞行高度过高时,易被雷达检测到,会有被敌方击毁的可能,因此飞行高度应保持在一定的范围内。设最低飞行高度 H_{\min} ,最高飞行高度 H_{\max} ,第 i 段航迹飞行高度 H_i ,则 $H_{\min} \leq H_i \leq H_{\max}$ 。

(3) 雷达威胁代价

在航迹规划中,无人机经常会受到敌方雷达的检测,雷达威胁是最为常见的外界影响因素。为了描述敌方雷达的探测状态,建立雷达模型,无人机进入到雷达威胁区内时被发现的概率 p 表示为:

$$p = \frac{R^4}{R^4 + R_{\max}^4} \quad (2)$$

其中, R 为无人机与雷达之间的欧式距离, R_{\max} 为雷达所能检测的最大距离。

3 基于改进蚁群算法的航迹规划

蚁群算法模拟了蚂蚁觅食的过程,蚂蚁会通过信息素浓度选择路径并分泌新的信息素。蚂蚁觅食过程的两个关键步骤分别为: 概率选择、信息素更新。依据这两个关键步骤,选择出一条理想的航迹。

3.1 蚁群算法的搜索机制

每只蚂蚁的搜索航迹点方式主要分为 3 种方式,分别为信息素 $\tau_{i,j}$ 与启发值 $\eta_{i,j}$ 之间乘积最大对应的航迹点、轮盘赌选出的航迹点、随机搜索的航迹点。首先给出一个随机数 Q_0 与阈值参数 q_0 进行比较,若 $Q_0 > q_0$,则航迹点的搜索公式 s 为:

$$s = \arg \max (\tau_{i,j}^\alpha \cdot \eta_{i,j}^\beta) \quad (3)$$

其中, s 为所要选取的下一航迹点, $\tau_{i,j}$ 为第 i 个航迹点到第 j 个航迹点的信息素, $\eta_{i,j}$ 为第 i 个航迹点到第 j 个航迹点的启发信息(本文采用的启发信息包括两部分,第 i 个点到第 j 个点之间的距离的倒数与第 j 个点距目标点之间的距离的倒数), α 为信息素因子, β 为启发值因子。

当 $Q_0 < q_0$ 时,给出一个新的随机数 Q_1 ,将 Q_1 与阈值参数 q_0 作比较,若 $Q_1 > q_0$ 时,则采用轮盘赌的方法选择下一节点,航迹点的搜索公式 s 为:

$$s = \frac{\tau_{i,j}^\alpha g \eta_{i,j}^\beta}{\sum_{s \in w} (\tau_{i,s}^\alpha g \eta_{i,s}^\beta)} \quad (4)$$

其中, w 为第 $i+1$ 可行节点的集合。当 $Q_0 < q_0$, $Q_1 < q_0$ 时,利用随机搜索的方法选择下一节点,其 s 表达式为:

$$s = \text{random } j \in w \quad (5)$$

当所有蚂蚁完成搜索时,需要对每只蚂蚁所经过的航迹点的信息素进行更新处理,更新表达式如下:

$$\tau_{i,j} = (1 - \rho) \tau_{i,j} + \Delta \tau \quad (6)$$

$$\begin{cases} \Delta \tau_{i,j} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{i,j}^k \\ \Delta \tau_{i,j}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{if } k\text{-th ant moves from } i \text{ to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

其中, ρ 为信息素蒸发系数, m 为达到最优解的蚂蚁种群数量, $\Delta \tau_{i,j}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在其所经过路径上的信息素增量, $\Delta \tau_{i,j}$ 为在本次循环中,所有蚂蚁所经过路径上的信息素增量, Q 为增强系数, L_k 表示第 k 只蚂蚁所经过的路径长度。

3.2 几何优化算法

由于蚁群算法搜索策略的随机性,从几何角度看,会造成每个蚂蚁所搜索的路径并非是最优解,对后面的蚂蚁的搜索起着错误的引导性。因此,本文利用几何优化方法对每只蚂蚁所搜索的路径进行优化。首先判断当前路径点与其相邻路径点组成的路径是否为几何最优解,若非最优解,利用相邻情况下的几何优化路径方法进行优化。若为最优解,利用非相邻情况下的几何优化路径对非相邻的路径点进行优化处理。图1为某只蚂蚁搜索路径中的一

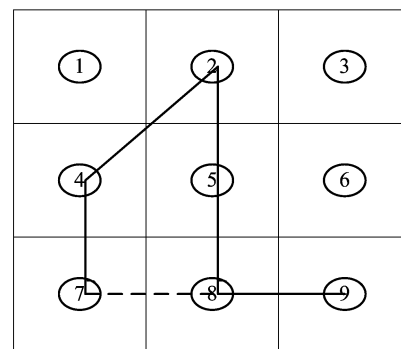


图1 相邻情况下的几何优化路径分析

部分,下文给出相邻情况下的优化几何路径方法的详细步骤。

步骤 1: 确定当前路径点的集合与排列顺序,该蚂蚁搜索路径点顺序为⑦→④→②→⑤→⑧→⑨。

步骤 2: 找出初始点的可行解集合,初始点为⑦,它的可行解为⑧④⑤。

步骤 3: 在当前蚂蚁路径点集合中,逐点判断是否处于初始点的可行解集合范围内,直到找到路径点集合中最后一个属于初始点可行解集合的路径点,该路径点作为初始点的下一路径点,然后重新更新路径。在图 1 中,初始路径为:⑦→④→②→⑤→⑧→⑨,初始点的可行解集合为⑧④⑤,由初始路径点中最后属于初始点可行解集合的路径点为⑧,所以优化后的路径为:⑦→⑧→⑨。通过对每只蚂蚁所经过的路径进行优化,再对优化后路径点的信息素进行更新,对蚂蚁搜索路径起着更好的启发性作用,实现加快收敛速度的目的。

根据步骤 1~步骤 3,只能实现对处于相邻状态下的路径点进行优化,当航迹点周围相邻的可行解为最优时,则根据图 2 的不相邻状态下的三种情形,给出对应的路径优化方法。

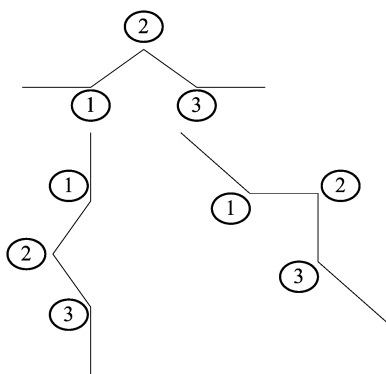


图 2 非相邻情况下的几何优化路径分析

图 2 中,①号点的坐标为 (x_1, y_1) ,②号点的坐标为 (x_2, y_2) ,③号点的坐标为 (x_3, y_3) 。①号点与③号点为非相邻状态下的航迹点。

情况 a: 当 x_1 与 x_3 之间差值的绝对值为 2 且 y_1

与 y_3 相等时,将②号点坐标变为:

$$\begin{cases} x_2 = (x_1 + x_3) / 2 \\ y_2 = y_1 \end{cases} \quad (8)$$

情况 b: 当 y_1 与 y_3 之间差值的绝对值为 2,且 x_1 与 x_3 相等时,将②号点坐标变为:

$$\begin{cases} x_2 = x_1 \\ y_2 = (y_1 + y_3) / 2 \end{cases} \quad (9)$$

情况 c: 当 x_1 与 x_3 之间差值的绝对值为 2,且 y_1 与 y_3 之间差值的绝对值也为 2 时,将②号点调整为:

$$\begin{cases} x_2 = (x_1 + x_3) / 2 \\ y_2 = (y_1 + y_3) / 2 \end{cases} \quad (10)$$

3.3 无人机飞行高度规划

在多变的战场环境中,无人机可以控制自身飞行高度来更好的隐蔽自己,保障自身的安全性。当无人机飞行较低时,被敌方雷达检测到的概率会大大降低,不易被敌方发现。但若无人机长时间保持低空飞行,由于受到自身动力及结构的影响,增加了受到撞击而被摧毁的可能性。因此,提出了根据环境地形调整飞行高度的方法。先通过蚁群算法规划出在二维环境下的航迹,依据二维环境航迹点与威胁源之间的距离决定航迹点的高度。若航迹点距威胁源距离较远时,应提高飞行高度,以保证无人机的安全性。当无人机距威胁源较近时,应降低无人机飞行高度,降低无人机被雷达监测到的可能性。但由于无人机飞行约束的限制,飞行高度应逐步进行调整,不能骤变调整。所以给出第 $i+1$ 个航迹点高度变化表达式为:

$$H_{i+1} = H_i \left(1 - \frac{D_{safe} - D_{i+1}}{D_{safe}} \right) \quad (11)$$

其中, D_{safe} 表示距威胁源探测半径, D_{i+1} 表示在二维环境下第 $i+1$ 个航迹点距最近威胁源的欧氏距离, H_i 表示第 i 个航迹点的飞行高度。当第 $i+1$ 个航迹点在探测范围内时,即 $D_{safe} > D_{i+1}$,与第 i 个航迹相比,则第 $i+1$ 个航迹点应下降飞行高度。当第 $i+1$ 个航迹点落在探测范围外时,即 $D_{safe} < D_{i+1}$,与第 i 个航迹相比,第 $i+1$ 个航迹点应提高飞行高度。由式(2)可知,无人机有最大和最小飞行高度的限制,因此,第 $i+1$ 个航迹点高度 H_{i+1} 调整为:

$$\begin{cases} H_{i+1} = H_{\max} & \text{if } H_{i+1} > H_{\max} \\ H_{i+1} = H_{\min} & \text{if } H_{i+1} < H_{\min} \end{cases} \quad (12)$$

由式(12)可知,当规划的高度大于无人机最高飞行高度,此航迹点的飞行高度等于最大飞行高度。当规划航迹点的高度小于无人机最低飞行高度时,此航迹点的飞行高度等于最低飞行高度。(无人机从初始点到下一航迹点为起飞状态,高度从初始高度变化到最低飞行高度)。

3.4 阈值参数调节

在蚁群算法中,阈值参数通常为固定值,所以原算法很容易陷入局部极值的现象,也可能使收敛速度较慢。通过将固定阈值调整为自适应变化的阈值,调整每次蚂蚁选取搜索机制的可能性,其阈值 q_0^{t+1} 调节公式如式(13)所示:

$$q_0^{t+1} = q_0 \left(1 - \frac{l_t - L_{best}}{L_{best}} \right) \quad (13)$$

其中, l_t 为当前蚂蚁所选择路径的三维长度, L_{best} 为当前最优三维路径的长度。当 $l_t > L_{best}$ 时,则说明在本次搜索中,所搜索的解偏离了最优解,所以阈值参数 q_0 需要调整变小,以实现加大开发力度的目的。当 $l_t < L_{best}$ 时,则说明在本次搜索下,找到了更好的解,更新了全局最优解,所以在此区域内可能具有较好的搜索价值,因此,需要增加搜索力度,即 q_0 需要调整变大。但若 q_0 过大,则会造成大部分蚂蚁迷失,若 q_0 过小,则容易使整个算法陷入局部极值,因此,需要给出 q_0 变化最大值与最小值的范围。

$$\begin{cases} q_0^{t+1} = q_{\max} & \text{if } q_0^{t+1} > q_{\max} \\ q_0^{t+1} = q_{\min} & \text{if } q_0^{t+1} < q_{\min} \end{cases} \quad (14)$$

其中, q_{\max} 与 q_{\min} 分别为参数 q_0 变化的最大和最小值。当蚂蚁发生迷失的情况时,则 $q_0 = q_{\min}$,这样下一只蚂蚁会加大开发力度,使搜索路径更接近当前最优解。若当前蚂蚁搜索路径长度等于当前最优路径,此时阈值 q_0^{t+1} 调整为:

$$q_0^{t+1} = q_0^t (1 + \gamma) \quad (15)$$

其中, γ 为增强系数。此时,则需要增加开发力度,避免由于多个蚂蚁找到次优解,陷入局部极值循环的情况,起到较好的引导蚂蚁搜索路径的作用。

4 指标函数建立与路径优化

4.1 建立指标函数

本文采用自适应的参数,生成的可行路径解比较多,搜索到最优路径长度的解也有很多种,因此只通过路径长度这一指标进行选择的话,所选择的路径可能会出现转角过多或距威胁源过近等情况。所以为了规划出更满足无人机飞行的航迹,本文建立了指标函数为:

$$J_{i,j} = \omega_1 L_{i,j} + \omega_2 \theta_{i,j} + \omega_3 d_{i,j} \quad (16)$$

其中, $L_{i,j}$ 表示第 i 只蚂蚁在第 j 次迭代下的航程代价, $\theta_{i,j}$ 表示第 i 只蚂蚁在第 j 次迭代下的偏转角之和, $d_{i,j}$ 表示第 i 只蚂蚁在第 j 次迭代下的安全代价, ω 为权重系数。

$$d_{i,j} = K/N \quad (17)$$

$$N = \sum_{p=1}^n r_p \quad (18)$$

其中, r_p 表示第 p 个航迹点到其最近威胁源之间的距离, K 为常数。由于 L, d, θ 值之间的差距可能较大,所以在这三个指标相加之前需要进行归一化处理。

4.2 路径优化处理

由于蚁群算法只能在栅格环境下对航迹进行规划,规划出的航迹长度与平滑程度存在一定缺陷,并不利于无人机的飞行,所以需要对路径进行优化处理。当航迹点距威胁源较远时(即 $r_p > R$),航迹点位置可以发生改变。本文应用梯度下降法,通过航程代价的平方对位置坐标偏导来决定更新后的航迹点的位置。当航迹点距威胁源较近时(即 $r_p \leq R$),航迹点位置不可以发生改变。

$$R' = R + \varepsilon \quad (19)$$

其中, R 为威胁半径, ε 为常数。航程代价平方表示为:

$$L^2 = \sum_{p=1}^{n-1} [(x_p - x_{p-1})^2 + (y_p - y_{p-1})^2 + (z_p - z_{p-1})^2] \quad (20)$$

x_p, y_p, z_p 表示第 p 个航迹点更新后的位置坐标信息,为:

$$\begin{cases} x_p' = x_p - \eta(4x_p - 2x_{p-1} - 2x_{p+1}) & r_p > R' \\ x_p' = x_p & r_p < R' \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} y_p' = y_p - \eta(4y_p - 2y_{p-1} - 2y_{p+1}) & r_p > R' \\ y_p' = y_p & r_p < R' \end{cases} \quad (22)$$

$$\begin{cases} z_p' = z_p - \eta(4z_p - 2z_{p-1} - 2z_{p+1}) & r_p > R' \\ z_p' = z_p & r_p < R' \end{cases} \quad (23)$$

x_p', y_p', z_p' 表示第 p 个航迹点更新后的位置坐标信息, η 为常数。

5 仿真分析

为了验证本文算法的可行性,进行了仿真试验。迭代次数 $k = 30$, 蒸发系数 $\rho = 0.5$, 信息素因子 $\alpha = 1$, 启发值因子 $\beta = 7$, 增强系数 $Q = 5$, $q_{\min} = 0.1$, $q_{\max} = 0.5$, 起始点 $S = (16.5, 29.5)$, 终点位置 $T = (29.5, 0.5)$, 种群数量 $m = 10$, 威胁半径为 2 km, 雷达探测半径为 3 km。分别采用原蚁群算法与改进的蚁群算法在二维环境下进行了仿真试验, 规划结果如图 3 所示。

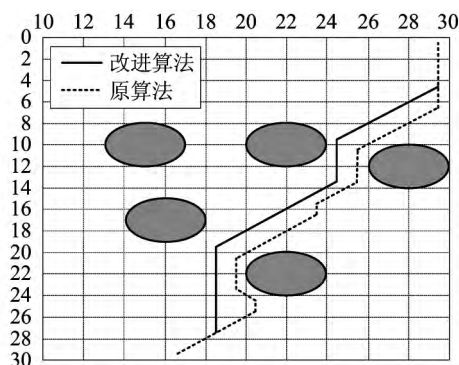


图 3 蚁群算法与本文算法的规划结果

其中虚线部分为原蚁群算法所选择的路径, 实线部分为改进蚁群算法所找到的路径。由于蚁群在初次搜索中受到启发值的影响较大, 所以会向着距目标点较近的点移动。但由于采用固定的阈值参数, 蚁群搜索解的随机性一般, 信息素的更新对下次的搜索影响较大, 易陷入局部极值, 因此会出现虚线所示的路径。由于本文采用的阈值参数会随着蚂蚁搜索路径的变化而变化, 增强了蚂蚁之间的交互能力。但同时由于增加了蚁群搜索的随机性, 找

出最优解的速度较慢, 因此利用几何优化的方法加快对最优解的搜索速度, 如图 4 所示分别为蚁群算法与改进蚁群算法搜索到最优路径与迭代次数的关系曲线。

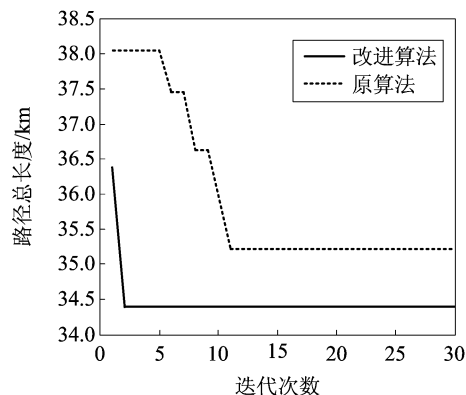


图 4 蚁群算法与本文算法最优路径与迭代次数关系图

原蚁群算法经过 11 次迭代达到了最优解, 最优解路径为 35.21 km。改进蚁群算法中经过 2 次迭代达到了最优解, 最优解路径为 34.38 km。由仿真结果可以清楚的看出改进的蚁群算法找到最优解的收敛速度优于原算法, 并且可以有效避免局部极值的情况。

图 5 中, 更换初始位置为 $S = (0.5, 29.5)$, 终点位置为 $T = (29.5, 0.5)$, 增加了威胁源数量, 种群数量 $m = 30$, 同样采用这两种算法进行了仿真试验。虚线表示为一只蚂蚁所搜索的路径, 实线表示通过几何优化后的路径。从仿真结果可以看出, 由

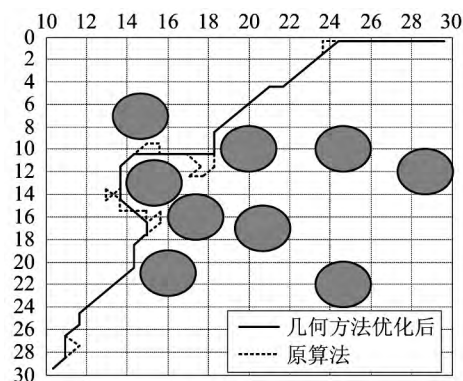


图 5 通过几何方法优化后的路径比较

表1 蚁群算法与本文算法仿真试验下的对比

| 实验组数 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|--------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 蚁群算法 | 最优路径长度 | 44.5 | 44.5 | 45.1 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 45.1 | 44.5 | 44.5 |
| | 达到最优解时的迭代次数 | 10 | 5 | 9 | 7 | 9 | 6 | 3 | 10 | 5 |
| | 算法收敛时的路径长度 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 | 45.1 |
| 改进蚁群算法 | 最优路径长度 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 |
| | 达到最优解时的迭代次数 | 1 | 2 | 3 | 2 | 2 | 1 | 4 | 2 | 2 |
| | 算法收敛时的路径长度 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 | 44.5 |

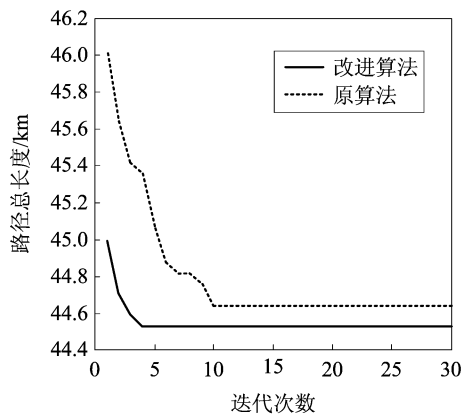


图6 两种算法各自最优路径与迭代次数关系图

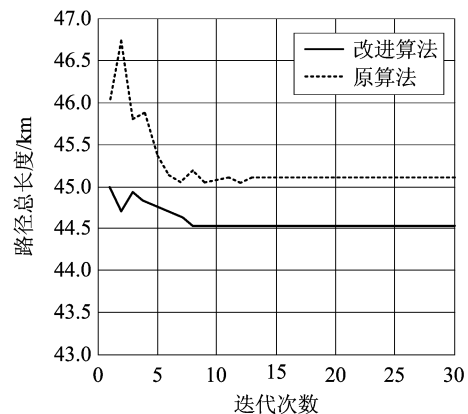


图7 两种算法的收敛情况比较

于搜索的随机性，在虚线中出现了路径交叉的情况，而所优化后实线的路径有明显的改进，通过几何优化方法，较好地避免了路径交叉的情况。通过对优化后路径点上的信息素进行更新，可以更好地引导其他蚂蚁向着较优的路径点搜索。

本文进行了10次仿真试验，每次试验迭代次数为30次，求取试验结果的平均值。试验数据对比结果如表1所示，图6为10次仿真试验下规划出的各自最优路径与迭代次数之间的关系曲线，图7为10次仿真试验下收敛时的最优路径与迭代关系曲线。原蚁群算法在经过第13次迭代达到收敛状态，收敛时的总路径长度为45.11 km，经过10次迭代达到了最小值，最小值为44.64 km。基于改进蚁群算法经过8次迭代达到收敛状态，收敛时的总路径长度为44.53 km，经过4次迭代达到了最小值，最小值为44.53 km。通过上述数据可以明显看出，本文提出的改进方法，通过改变阈值参数与几何优化相结合，大大加强了蚁群之间的交流能力，并较好的引导了后续的蚂蚁，增加解的多样性，因此找到最优解的能力明显优于原蚁群算法。从表1

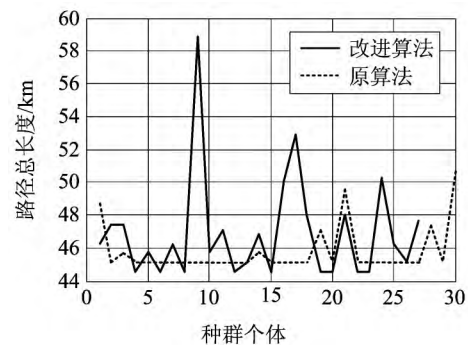


图8 两种算法的多样性比较

中数据得知，原蚁群算法中有8组数据达到了最优值，2组陷入了局部最优解，未收敛于最优值，其原因是受到启发因素的影响，收敛于次优解。而本文提出的算法通过对阈值参数调节，当搜索结果大于或等于最优解时，通过调节阈值参数增强搜索性，有效地防止了陷入局部极值与收敛于次优解的情况。

图8中，分别采用蚁群算法与改进蚁群算法对搜索多样性进行了比较，其中虚线为蚁群算法所有

蚂蚁搜索出的路径长度,大部分蚂蚁所搜索的路径长度为当前最优解,实线为改进蚁群算法中所有蚂蚁搜索出的路径长度,虽然所搜索的结果不断发生变化,其中有 3 只蚂蚁发生了迷失现象,但说明了改进蚁群算法搜索的多样性明显优于原算法,证明了通过改变阈值参数的方法能够有效摆脱原算法易陷入局部极值的情况。

图 9 为基于改进蚁群算法的二维路径规划。根据航迹点与威胁源之间的关系,确定各航迹点对应的高度,并把目标点作为威胁源进行考虑,高度变化的图像如图 10 所示,三维航迹规划图像如图 11 所示。

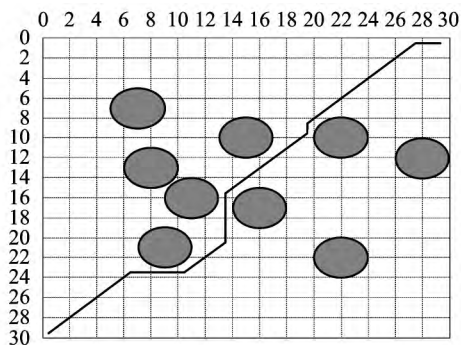


图 9 基于改进蚁群算法的二维航迹规划

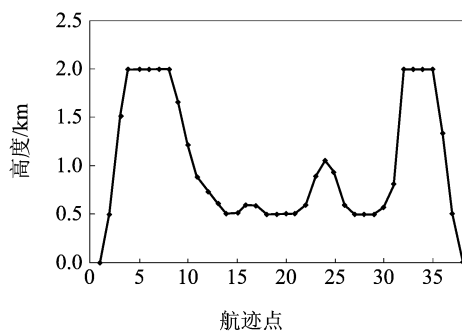


图 10 航迹点的高度变化关系

由于本文提出的高度变化是由上一点高度的位置决定,因此相邻航迹点之间高度变化的区间不会特别大,更利于无人机的飞行。同时应用梯度下降法,通过航程代价的平方对位置坐标的偏导来决定更新后的航迹点的位置,所以三维航迹规划的路径

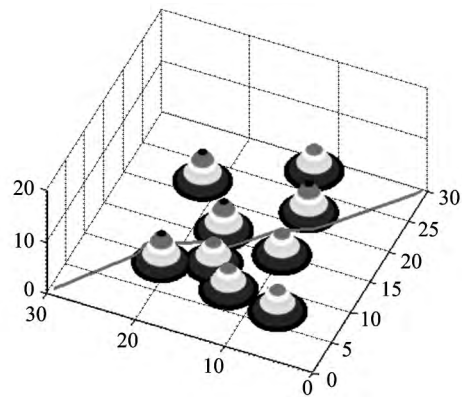


图 11 基于改进蚁群算法的三维航迹规划

也比较平滑。

6 结束语

本文研究在三维环境下的无人机航迹规划问题,由于三维环境下的搜索式算法过于复杂,所以将三维航迹规划问题分为二维规划与高度规划问题。再根据二维环境信息,自适应调整航迹点高度,通过结合自适应可变参数与几何优化方法,给出三维航迹规划方法,有效地避免了常规蚁群算法易陷入局部最优的问题,同时也加快了找到最优解的速度。通过结合指标函数对蚁群算法的可行解进一步筛选进而选取最优解,并利用路径优化处理方法对最优解进行平滑处理。仿真表明,本文提出的算法不仅可以安全避开威胁,且收敛速度较快,路线相对平滑。但该算法中出现个别个体发生迷失的现象,如何解决这方面问题是未来要深入研究的重点。

[参 考 文 献]

- [1] 王立春,罗守品,吴继浩.改进 A* 算法在 AGV 小车路径规划中的应用[J].自动化应用 2018 (2):132-134.
- [2] 刘群芳.基于稀疏 A* 算法与进化算法的无人机动态航迹规划研究[D].南昌:南昌航空大学 2016.
- [3] 陈侠,刘冬.应用 D* Lite 算法的目标移动时无人机三维航迹规划[J].电光与控制 2013 20(7):1-5.
- [4] 王玉林,魏国亮,鲍海锋.基于 Dijkstra 算法的磁带引导 AGV 路径规划[J].农业装备与车辆工程 2018 56(3):51-54.

(下转第 105 页)

- ings of the IEEE ,1998 ,86(11) : 2278-2324.
- [19] Cortes C , Vapnik V. Support-vector networks [C]. Machine Learning ,1995 ,20(3) : 273-297.
- [20] Schapire R E. The strength of weak learnability [M]. Kluwer Academic Publishers ,1990.
- [21] Breiman L. Random forest [M]. Betascript Publishing ,2010.
- [22] Huang G B , Zhu Q Y , Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feed forward neural networks [C]. In Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks ,2004: 985-990.
- [23] Felzenszwalb P F , Girshick R B , Mcallester D , et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence ,2010 ,32(9) : 1627-1645.
- [24] Girshick R , Donahue J , Darrell T , et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2014: 580-587.
- [25] He K , Zhang X , Ren S , et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence ,2015 ,37(9) : 1904.
- [26] Girshick R. Fast R-CNN [C]// IEEE International Conference on Computer Vision , IEEE Computer Society ,2015: 1440-1448.
- [27] Ren S , He K , Girshick R , et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence ,2017 ,39(6) : 1137.

(上接第 66 页)

- [5] 史进,董瑶,白振东,等. 移动机器人动态路径规划方法的研究与实现 [J]. 计算机应用 ,2017 ,37(11) : 3119-3123.
- [6] 李光耀. 基于定向进化算法的无人机航迹规划研究 [D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学 ,2018.
- [7] 宗玉杰,崔建伟. 模拟退火遗传算法在机械臂路径规划中的应用 [J]. 测控技术 ,2018 ,37(3) : 1-5.
- [8] Wu Xianxiang , Ming Yan , Wang Juan. An improved path planning approach based on particle swarm optimization [C]// International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS) , Meacca: IEEE ,2011: 157-161.
- [9] 李江伟,许伦辉. 退火算法与神经网络算法结合在路径规划中的研究 [J]. 自动化与仪表 ,2017 ,32(11) : 6-9 + 31.
- [10] 张帅,李学仁,张建业,等. 基于动态步长的无人机三维实时航迹规划 [J]. 北京航空航天大学学报 ,2016 ,42(12) : 2745-2754.
- [11] 黄辰,费继友,刘洋,等. 基于动态反馈 A* 蚁群算法的平滑路径规划方法 [J]. 农业机械学报 ,2017 ,48(4) : 34-40 + 102.
- [12] Jianhua Liu , Jianguo Yang. An improved ant colony algorithm for robot path planning [J]. Methodologies and application ,2017 , (21) : 5829-5839.
- [13] 唐汇禹,彭世蕤,孙经蛟,等. 基于 SAPSO 算法的无人机三维航迹规划 [J]. 战术导弹技术 ,2017 , (2) : 62-68.
- [14] 李博,李小民,杨森. 美国四旋翼无人机研究现状与关键技术 [J]. 飞航导弹 ,2018 , (2) : 25-30.