

http://fhlx.cbpt.cnki.net fxlxbjb@163.com

DOI: 10.13645/j.cnki.f.d.20200312.007

基于 A^* 和鸽群算法的快递无人机航路规划

刘昂, 蒋近, 许迪文

(湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘要: 针对快递无人机在复杂城镇环境条件下的路径寻优问题, 提出了一种基于 A^* 和鸽群算法的航路规划算法。首先, 建立威胁代价和障碍物模型, 利用约束条件缩短 A^* 算法搜索时间, 再通过 A^* 算法引导无人机快速到达目标点; 然后, 对鸽群的粒子编码方式和适应度函数计算方法进行改进, 通过鸽群优化算法实现障碍物的规避; 最后, 利用三次 B 样条曲线对航路进行平滑化和重规划。仿真结果表明, 该算法收敛速度快、航路长度短、威胁代价小, 生成的航迹平滑可飞, 适合快递无人机在复杂城镇环境中穿行。

关键词: 航路规划; A^* 算法; 鸽群算法; 三次 B 样条曲线

中图分类号: V279; V249.4

文献标识码: A 文章编号: 1002-0853(2020)03-0034-07

Path planning of UAV delivery using A^* and pigeon swarm algorithm

LIU Ang, JIANG Jin, XU Diwen

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: For route optimization requirements of delivery UAV in complex urban environment, a route planning algorithm based on A^* and pigeon swarm algorithm was proposed. First, a model of threat cost and obstacle was built, constraint conditions was used to shorten the search time, the UAV was guided to the target point quickly by A^* algorithm. Then, the particles coding method of pigeon swarm and the calculation method of pigeon swarm fitness function were improved, pigeon swarm algorithm was used to avoid obstacles. Finally, the cubic B-spline curve was used to smooth and replan the planned route. Simulation results indicate that the algorithm has a fast convergence speed, a short route length, a low threat cost, and the track is smooth, thus ensuring the safety of UAV in complex town environment.

Key words: path planning; A^* algorithm; pigeon swarm algorithm; cubic B-spline curve

0 引言

电子商务、网购近年来得到了迅猛发展, 快递行业的业务量高居不下, 但随之而来的物流爆仓、快递延误等瓶颈问题, 必须得以解决^[1]。无人机技术的飞速发展, 使得其可以在密集的障碍环境中进行快递投送, 要求无人机先从调度中心取件, 然后通过航路规划后到达目标小区的快递柜。

对于无人机的航路规划来说, 要求其在规划

空间内, 在给定的约束条件下寻找出一条从起始点到目标点最优或次优的飞行航路^[2]。航路规划算法是无人机保证自身安全的关键, 为此, 众多学者在这方面做了大量工作。文献[3]提出了一种自适应权重鸽群算法来进行无人机航路规划, 提升了航路规划质量和效率。文献[4]提出基于 A^* 蚁群算法的无人机航路规划, 将 A^* 算法应用到全局规划阶段, 蚁群算法应用到局部避障阶段

收稿日期: 2019-08-22; 修订日期: 2019-12-10; 网络出版时间: 2020-03-12 13:51

作者简介: 刘昂(1996-), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向为无人机航路规划。rights reserved. http://www.cnki.net

交替使用,提高了避障率。

鸽群算法为一种随机搜索算法,收敛效率低,外界的启发信息输入越多,算法计算性能就越高。基本鸽群算法不存在初始化航路过程,只是将初始路径矩阵设置为零矩阵,这样就导致最终规划出的航路性能较差^[3]。

本文提出一种基于 A* 算法和鸽群算法的快递无人机航路规划:首先,利用带约束的 A* 算法对航路进行预规划,引导无人机朝向目标点飞行,进而使后续鸽群算法获得更多初始信息;其次,在局部遇到障碍时,利用鸽群算法进行避障;最后,利用三次 B 样条曲线对产生的路径进行平滑处理,产生一条更符合实际的航路。本文起始点为无人机调度中心,目标点为小区快递柜。

1 问题描述与威胁代价建模

1.1 问题描述

无人机从调度中心取件后到达小区的快递柜途中,可以通过勘察得到地形信息。对于无人机的航路规划来说,地形信息包括一些静态的威胁,如高压电线、楼房及树枝等,还包括一些动态威胁,如飞行的鸟群等。主要的威胁为无人机要穿过的大楼建筑等障碍物。建模中采用圆形表示不同类型的威胁源,威胁源半径用 R_r 表示,为威胁源的有效范围,而威胁源对无人机航路的影响程度用威胁因子 t_k 表示。

1.2 威胁代价建模

一般来说,无人机航路规划的性能指标包括三个方面,分别为威胁源代价、燃油代价和高度代价。由于无人机在进行快递运输时处于低空飞行,所以计算中只考虑威胁源代价最小性能指标和燃油代价最小性能指标,把三维的航路规划转化为二维。威胁代价示意图如图 1 所示。

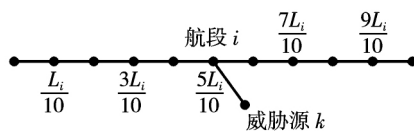


图 1 威胁代价示意图

Fig.1 Schematic diagram of threat cost

威胁代价模型为:

$$\min J = kJ_1 + (1 - k) J_2 \quad (1)$$

式中: J 为总的航路代价; J_1 为威胁源代价; J_2 为燃油代价。

为了简化计算,将航段分为 10 份,取航段上

第 1, 3, 5, 7 和 9 这 5 个点来计算航段受到的威胁代价,威胁源代价计算公式为^[4]:

$$J_1 = \frac{L_i^5}{5} \sum_{k=1}^{N_i} t_k \left(\frac{1}{d_{0.1,k}^4} + \frac{1}{d_{0.3,k}^4} + \frac{1}{d_{0.5,k}^4} + \frac{1}{d_{0.7,k}^4} + \frac{1}{d_{0.9,k}^4} \right) \quad (2)$$

式中: L_i 为航段 i 的长度; t_k 为威胁因子,表示威胁源的影响程度; $d_{0.5,k}$ 为第 k 个威胁源与航段上第 5 个点之间的距离。

燃油代价定义为无人机的航迹长度。将规划好的航迹分为 n 段, L_i 为第 i 段航迹的长度,则燃油代价为:

$$J_2 = \sum_{i=1}^n L_i \quad (3)$$

1.3 障碍物膨胀化

为简化无人机规划过程中的计算,将无人机模型简化为一个质点,同时对障碍物模型进行膨胀化处理。将障碍物的边界外扩,然后将外扩后的障碍物膨胀化为一个包含该障碍物的最小圆,进一步根据无人机最小安全半径进行膨胀到一个更大的圆,即可简化威胁代价的计算。障碍物膨胀示意图如图 2 所示,膨胀边界规划如图 3 所示。

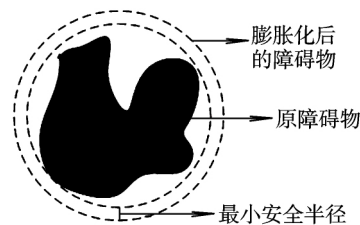


图 2 障碍物膨胀示意图

Fig.2 Schematic diagram of obstruction expansion

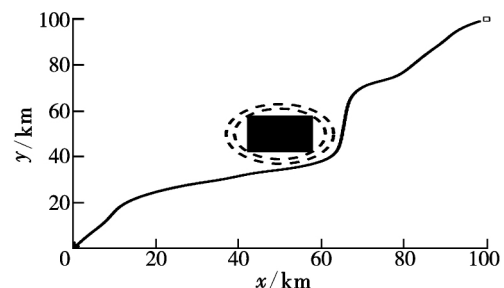


图 3 膨胀规划示意图

Fig.3 Schematic diagram of expansion planning

由图 3 可以看出,在以膨胀化后的障碍物为边界时,既可以保证快递无人机运输和避障过程中的安全性,又能简化威胁代价计算的复杂度。后续为了方便表达,将使用膨胀化后的障碍物模型代替原始障碍物模型。

2 A* 算法预规划

2.1 评价函数

A* 算法是一种启发式算法,能够有效地引导无人机飞向目标点,一般用于静态全局规划。其核心是不断搜寻目标点,从而取得最佳路径。通过对状态空间中搜索点进行评价,取得最佳节点,然后继续进行搜索,直到找到目标点为止。其评价函数为:

$$f(n) = g(n, s) + h(n, e) \quad (4)$$

其中:

$$g(n, s) = \sqrt{(x_n - x_s)^2 + (y_n - y_s)^2}$$

$$h(n, e) = \sqrt{(x_n - x_e)^2 + (y_n - y_e)^2}$$

式中: $f(n)$ 为从起点 s 开始经过当前节点 n 到目标点 e 的最优代价; $g(n, s)$ 为起点 s 到当前节点 n 的实际代价; $h(n, e)$ 为启发函数,表示从节点 n 到目标点 e 的最优路径的估计代价。考虑到实际城市环境和计算的简便,这里的启发函数使用当前节点 n 到目标点的欧氏距离^[5]。

在无人机航路规划中,从起始点到目标点可以简单看成一个单源最短路径问题,因此可以利用 A* 算法预规划一条两点之间的最优路径,然后以此路径为主路径,进而使用鸽群优化算法来求解多约束的航路规划。

2.2 带约束的 A* 算法

A* 算法每次都要扩展当前节点的全部后继节点,然后再根据估价函数计算出具有最小 $f(n)$ 值的节点并将其加入 close 列表中。这个过程中需要查询较多节点,搜索时间长、转向次数多。考虑到无人机的实际情况,本文提出了一种带约束的 A* 算法来进行预规划。

传统 A* 算法计算过程中需要遍历包含所有情况的 8 个方向,但是如果已知地形信息,则可以增加约束条件,使搜索节点方向与连线的大方向一致,即朝着目标的方向搜索。这样不仅减少了节点搜索量,同样可以高效地找出最优路线。带约束的 A* 算法如图 4 所示,起始点和目标点连线的大方向即为右上方向,即可将搜索方向限定在上、下、右、右上和右下 5 个方向。

在无人机的飞行过程中,考虑到无人机受到机动性能约束,可以利用约束条件把不满足机动性能的节点去除掉,只留下实际可飞行的节点,大大缩减搜索空间。

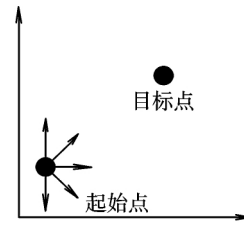


图 4 带约束的 A* 算法

Fig.4 A* algorithm with constraints

假设飞行器在某一高度水平飞行,建立无人机的简化运动模型为^[6]:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = V_i \cos \theta_i \cos \psi_i \\ \dot{y}_i = V_i \cos \theta_i \sin \psi_i \\ \dot{z}_i = V_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (5)$$

式中: (x_i, y_i, z_i) 为无人机的位置; V_i 为飞行速度; θ_i 和 ψ_i 分别为无人机的俯仰角和偏航角。

本文仅考虑二维情况,所以主要约束为最大偏航角约束,最大偏航角为无人机的最大转弯角度。设航迹点坐标为 (x_i, y_i, z_i) ,则每个航段向量为:

$$p_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}, z_i - z_{i-1}) \quad (6)$$

最大偏航角应满足:

$$\cos \psi_{\max} = \frac{p_i^T p_{i+1}}{|p_i| |p_{i+1}|} \quad (7)$$

3 鸽群优化算法的规划

3.1 算法原理

基于鸽群在归巢过程中的特殊导航行为,文献[7]提出了一种仿生群体智能优化算法——鸽群优化算法。在起始阶段使用地磁算子进行搜索,每一次迭代鸽子都会得到新的位置和速度,其更新算法为:

$$\begin{cases} v_i(t) = v_i(t-1) e^{-Rt} + \text{rand} [x_g - x_i(t-1)] \\ x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中: R 为地磁算子; x_g 为当前的全局最优位置。

在地磁算子的迭代次数达到规定的次数时,启用地标算子来更新种群规模和种群粒子的位置及速度,地标算子的更新算法如下:

$$\begin{cases} N_p = \frac{N_p(t-1)}{2} \\ x_c(t) = \frac{\sum x_i(t) f(x_i(t))}{N_p \sum f(x_i(t))} \\ x_i(t) = x_i(t-1) + \text{rand} [x_c(t) - x_i(t-1)] \end{cases} \quad (9)$$

式中: N_p 为当前 鸽群的数量; $x_c(t)$ 为种群中心位置; $f(\cdot)$ 为威胁建模后得出的威胁代价最小值。

3.2 编码方式的改进

在传统 鸽群算法航迹规划中, 编码方式是对规划空间进行等距的网格划分, 这样不利于粒子的搜索。本文采用一种自适应的编码方式, 首先在规划空间的二维平面中, 进行坐标转换, 将原始起始点 O 和目标点 A 坐标变换到 Ox' 轴上, 方便后续 鸽群算法初始化过程计算。坐标转换示意图如图 5 所示。

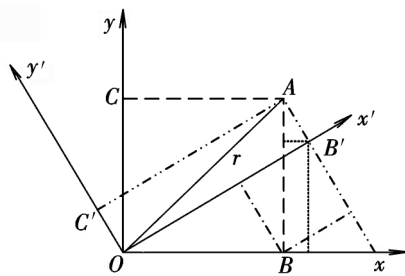


图 5 坐标转换示意图

Fig.5 Schematic diagram of coordinate conversion

将转换后的起始点和目标点在 x' 方向 n 等分, 在 $n-1$ 个等分线上对坐标 y 利用 A* 算法进行预规划, 以路径上位于规划起始点与目标点之间的 $n-1$ 个等分点的坐标值作为粒子的新编码值, 则粒子 i 在变换后的坐标系中的横坐标为^[8]:

$$x_i = x_{start} + i \frac{x_{goal} - x_{start}}{D} \quad (10)$$

式中: D 为维数。通过这种编码方式, 粒子的起始点和目标点均变换到了 x 轴上, 所有初始航路均具有共同的起始点和目标点。每两个相邻粒子的横坐标之差均为恒值 d 。

$$d = \frac{x_{goal} - x_{start}}{D} \quad (11)$$

3.3 适应度函数

传统 鸽群算法的适应度函数中, 需要考虑如何使威胁源对无人机航路的综合影响最小。判断威胁源是否对航路造成威胁的常见方法有两种:

(1) 考虑威胁源到单个航路节点的距离 R_n 是否小于威胁半径 R_r , 如图 6 所示。

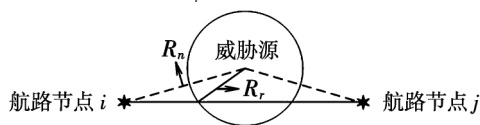


图 6 仅考虑威胁源到单个航路节点的情况

Fig.6 Considering only the case of threats source to individual node

(2) 考虑威胁源到两个相邻节点的航段的距离 R_s 是否小于威胁半径 R_r , 如图 7 所示。



图 7 仅考虑威胁源到航段的情况

Fig.7 Consider only the case of threats source to segment

情况(1)中, 若威胁源处于航路节点 i, j 之间, 且 $R_n > R_r$, 则会造成误判; 情况(2)中, 若 $R_s < R_r$, 而垂点却落在边的延长线上, 仍会造成误判。

对于上述两种情况, 本文提出一种新的方法来改进适应度函数, 即可以根据垂点的分布情况来讨论适应度函数。将无人机按照上述编码方式进行改进, 则每两个相邻无人机的横坐标之差为一个恒值 d 。在实际运送快递时, 当第 i 架无人机的飞行距离在 x' 方向的投影为 d 时, 放出第 $i+1$ 架无人机, 依次不间断地放出无人机。对于两架相邻的无人机, 先放出的无人机称之为 leader, 后放出的无人机称之为 follower^[9]。此外, 为了方便表述, leader 和 follower 均视作位于航路的节点上。垂点在 follower 与起始点之间的情形, 如图 8 所示。

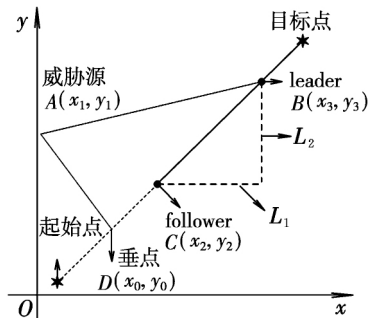


图 8 垂点位于 follower 与起始点之间

Fig.8 Vertical point between follower and starting point

图中: $A(x_1, y_1)$ 、 $C(x_2, y_2)$ 、 $B(x_3, y_3)$ 和 $D(x_0, y_0)$ 分别为威胁源、无人机 follower、无人机 leader 和垂点的坐标。可以利用点斜式的方法写出 follower 和 leader 所在直线 BC 的方程为:

$$y = \frac{L_2}{L_1}x + b_1 \quad (12)$$

$$b_1 = y_2 - \frac{L_2}{L_1}x_2 \quad (13)$$

式中: b_1 为直线 BC 在 y 轴上的截距。

同理, 根据斜率关系, 可得出威胁源到垂点的直线方程为:

$$y = -\frac{L_1}{L_2}x + b_2 \quad (14)$$

$$b_2 = y_1 + \frac{L_1}{L_2}x_1 \quad (15)$$

式中: b_2 为直线 AD 在 y 轴上的截距。

联立式(12)和式(14),可求得垂点 $D(x_0, y_0)$ 的坐标为:

$$y_0 = \frac{L_2}{L_1}x_0 + b_1 = -\frac{L_1}{L_2}x_0 + b_2 \quad (16)$$

代入式(13)和式(15)得到 x_0 的值为:

$$x_0 = \frac{L_2^2 x_2 + L_1^2 x_1 + (y_1 - y_2) L_1 \cdot L_2}{L_1^2 + L_2^2} \quad (17)$$

当垂点在 follower 与起始点之间时,有 $x_0 < x_2$, 可得:

$$(x_1 - x_2) L_1 + (y_1 - y_2) L_2 < 0 \quad (18)$$

同理,垂点在 leader 与目标点之间时,可得:

$$(x_1 - x_3) L_1 + (y_1 - y_3) L_2 > 0 \quad (19)$$

若垂点分布符合上述两种情况,只需判断威胁源到 follower 或 leader 的直线距离是否小于威胁半径,若小于威胁半径,则需要计算威胁代价。

当垂点分布不符合上述两种情况,落在 follower 与 leader 之间时,则需要根据垂点的不同分布情况,以及威胁源到 follower 与 leader 之间边的距离与威胁半径的大小来判断是否需要计算威胁代价。如图 9 所示, A 表示威胁源, C 表示无人机 follower, B 表示无人机 leader。当垂线 h 小于威胁半径时,则需要计算威胁代价。

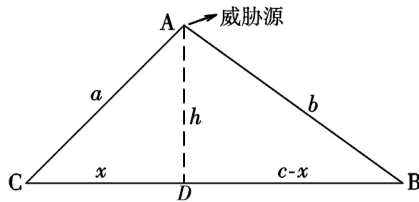


图 9 垂点在 follower 和 leader 之间

Fig.9 Vertical point between follower and leader

由直角三角形边的关系求解,可得威胁源到无人机 follower 与 leader 连线的距离 h 为:

$$h^2 = a^2 - \frac{(a^2 + c^2 - b^2)^2}{4c^2} \quad (20)$$

3.4 航路平滑化

直接计算得出的航路存在拐角,但是在实际情况中,无人机在进行快递运输时,需要根据城市楼房建筑而多次改变航向,所以得出的最优路径应该尽量平滑,符合实际。因此,需要对规划出的

航路进行平滑处理,从而达到航路可飞的目的^[10]。本文提出使用 B 样条平滑算法对规划后的路径进行平滑处理,使航路符合实际。

B 样条曲线是 Bezier 样条曲线的一种特例,通过逼近多边形而获得。 k 次 B 样条只与 $k+1$ 个控制点相关,具有 C_2 连续性、曲线拼接简单等优点。Bezier 曲线不具有曲率连续性,而 B 样条曲线容易实现路径的 C_2 连续性,并且在改变部分控制点时只会对局部曲线产生影响^[11]。因此,B 样条曲线在航迹平滑这一任务上具有明显的优势。

给定 $n+1$ 个控制点 $P_i (i=0, 1, \dots, n)$ 则 n 次均匀 B 样条曲线表示为:

$$Q_n(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,n}(t) P_i \quad (21)$$

式中: $B_{i,n}(t)$ 为 n 阶 $n-1$ 次 B 样条曲线基函数; P_i 为控制点。

上式为由一组控制点确定的一段曲线,整条曲线由这样的曲线段连接而成,相邻曲线有共同的控制点。曲线次数越高,控制点影响的曲线段数就越多,不利于局部控制。故本文基于三次 B 样条来进行平滑化,其矩阵表示为:

$$S_3(t) = \frac{1}{6} [t^3 \ t^2 \ t \ 1] \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix} \quad (22)$$

利用该式可得到一系列满足三次 B 样条的曲线点^[12]。经过航路平滑化得出的结果如图 10 所示,图中虚线为处理后的曲线。

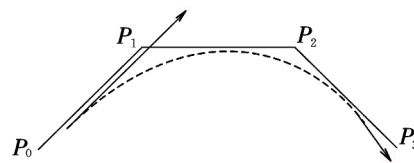


图 10 平滑处理示意图

Fig.10 Schematic diagram of smooth processing

若平滑化后的航迹有部分进入到障碍物内部,可以采用重规划的方法对相交的碰撞部分进行航迹重规划。重规划的思想是:由于三次 B 样条曲线是通过控制 4 个点来进行曲线化处理,所以,当平滑化后的路径进入障碍物时,选取距离相交的碰撞部分最近的 4 个航迹点,对 3 条边的中点取新的航迹点进行平滑化。若仍有部分路径进入障碍物,则继续重复上述操作,直至消除路径与

障碍物的碰撞。重规划结果如图 11 所示。

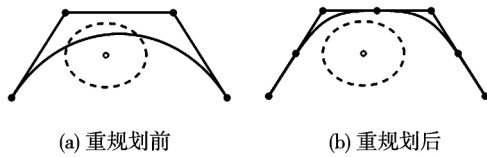


图 11 重规划结果

Fig.11 Result of replanning

3.5 整体设计

首先 给无人机置入地图信息 ,包含起始点、目标点以及威胁源等信息。在预规划阶段 ,将原有的威胁视作点威胁和规则模型威胁 ,利用 A* 算法进行目标点引导 ,计算得出威胁代价消耗相对较低的主航路。然后 ,在避障阶段 ,通过坐标变换之后 ,起始点与目标点均位于 Ox 轴上 ,主航路也将近似的位于 Ox 轴。文中算法得出的路径是由若干散点连接而成的折线 ,所以通过主航路 随机的取连接主航路的散点上下一定数量的初始数据 ,对鸽群算法进行初始化 ,使其获得更多初始信息。进而 ,利用鸽群算法的两个算子进行迭代 ,当迭代次数 N_c 超过地磁算子的最大迭代次数 $N_{c,max1}$ 时 ,进入地标算子迭代;当迭代次数 N_c 超过地标算子的最大迭代次数 $N_{c,max2}$ 时 ,迭代完毕 ,得出最优路径。最后 ,基于三次 B 样条曲线对鸽群算法所得出的最优路径进行曲线化 ,使路径更符合实际的情况。整体算法流程如图 12 所示。

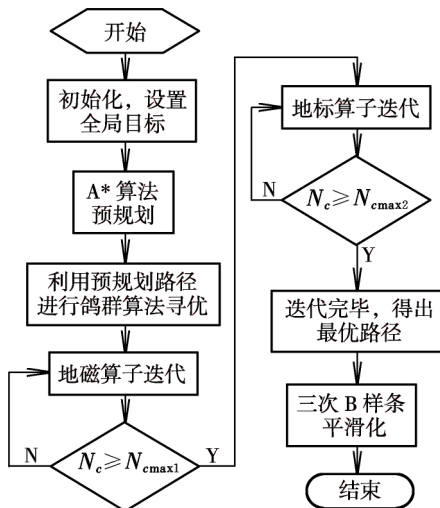


图 12 整体算法流程图

Fig.12 Flow chart of integral algorithm

4 仿真与分析

为验证本文所提算法的有效性 ,在 Windows 10 操作系统中使用 Matlab 2017b 平台进行建模

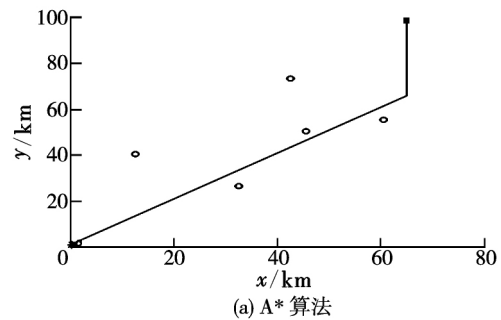
和航路仿真。将本文算法与仅用 A* 算法和鸽群算法 ,以及不进行平滑化处理的情况进行比较 ,并且分别在简单环境和复杂环境下进行仿真对比。在简单和复杂环境下的起始点坐标均设置为 (0 , 0) km ,目标点坐标均设置为 (65 ,100) km ,并且在综合考虑复杂度和精度的情况下 ,鸽群的种群数量为 150 ,迭代次数为 $N_{c1} = 150$, $N_{c2} = 50$,求解维度 $D = 20$,地磁算子 $R = 0.2$ 。

简单环境下的威胁源参数见表 1 ,仿真结果如图 13 所示。

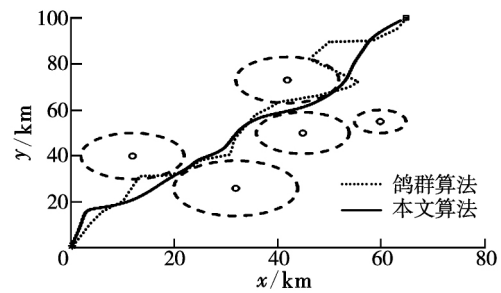
表 1 简单环境下的威胁源参数

Table 1 Threat source parameters in simple environment

$(x_1, y_1) / \text{km}$	R_r / km	t_k
(12 ,40)	10	10
(32 ,26)	12	2
(42 ,73)	10	10
(45 ,50)	9	2
(60 ,55)	5	3



(a) A* 算法



(b) 鸽群算法和本文算法

图 13 简单环境航路规划图

Fig.13 Route planning for simple environment

由图 13 可以看出 相比于本文算法 ,A* 算法易陷入局部最优 ,且未考虑到威胁源半径的影响;鸽群算法得出的航路性能较差 ,一些障碍物并不能完全躲避。鸽群算法是一种随机搜索算法 ,外界的启发信息输入越多 ,算法计算性能就越高;本文经过预规划的鸽群算法避障性能更好 ,基本上可以完全避障 ,再经过平滑化后 ,更适用于复杂的城市环境 ,适合无人机在运输快递时穿梭于各个

小区。

复杂环境下的威胁源参数见表 2, 仿真结果如图 14 所示。

表 2 复杂环境下的威胁源参数

Table 2 Threat source parameters in complex environment

$(x_1, y_1) / \text{km}$	R_r / km	t_k	$(x_1, y_1) / \text{km}$	R_r / km	t_k
(45, 50)	9	2	(60, 72)	7	2
(12, 40)	9	10	(17, 10)	6	2
(42, 73)	8	10	(50, 92)	5	2
(32, 26)	11	2	(54, 11)	8	3
(60, 55)	5	3	(6, 22)	5	2
(25, 49)	5	1	(63, 86)	4	2
(40, 10)	5	2	(65, 21)	4	2
(55, 33)	7	3	(65, 41)	4	2
(13, 70)	7	2	(12, 86)	6	2
(26, 64)	7	2	(11, 55)	5	1
(28, 82)	6	3			

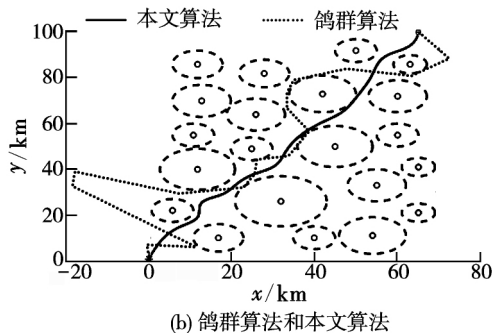
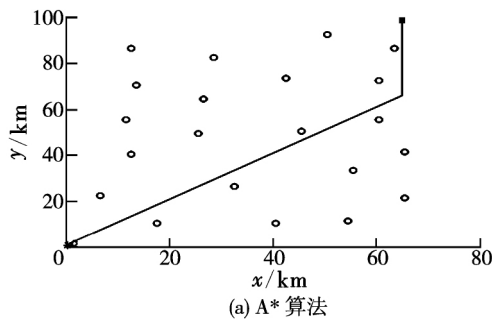


图 14 复杂环境航路规划图

Fig. 14 Route planning for complex environment

由图 14 可以看出, 在复杂环境下, 本文算法优先使用 A* 算法初始化一条两点之间的最短路径, 再使用鸽群优化算法求解多约束条件下的航路规划问题, 可以为总的航路规划过程提供更好的路径依据。通过对威胁代价大小及航路长度对比分析可知, 相比于单纯鸽群算法, 本文算法更能对复杂地形进行精准的航路规划。对比结果如表 3 所示。

表 3 航路长度和威胁代价对比

Table 3 Comparison in path length and threat cost environment

算法	简单环境		复杂环境	
	L/km	J	L/km	J
鸽群算法	124.236	62.022	155.034	89.158
本文算法	110.212	57.643	130.002	64.851

由表 3 可以看出, 无论是在简单环境还是复杂环境中, 本文算法都具有更短的航路长度和更小的威胁代价, 既可以节省快递无人机的消耗, 也能使障碍物对无人机的航路影响更小, 可实现基本完全避障。

综上所述, 基于 A* 算法预规划后的鸽群算法, 基本上可以使无人机完全避障, 并且在经过三次 B 样条曲线化后更加平滑, 符合无人机运输快递的实际情况, 拐角更小。与其他航路规划算法相比, 本文所提出的算法更适合无人机在复杂城市环境进行从调度中心到小区快递柜的路径寻优, 也具有更好的安全性和现实性。

5 结束语

本文算法解决了传统鸽群算法易陷入局部最优解、收敛效率低等问题, 并对航路进行平滑化和重规划处理。带约束的 A* 算法能使鸽群算法获得更多初始信息, 增强了算法朝向目标点搜索的能力。本文算法具有收敛速度快、航路长度短、威胁代价小、生成的航迹平滑可飞等特点, 能够在复杂环境条件下有效解决快递无人机航路规划的问题, 并且只需对航路中的威胁源进行替换, 就可以得出适用于其他环境的航路, 具有一定的推广性。

但是, 本研究尚存在以下问题, 需在后续研究中予以解决:

(1) 实际快递运输时, 单个无人机效率较低, 后续考虑加入多无人机的情况, 对多架无人机同时运输快递的航路寻优进行规划;

(2) 本文仅考虑二维空间的情况, 后续研究将加入飞行高度因素影响, 对三维情况下的航路规划算法作进一步研究;

(3) 当引入真实环境中更复杂多变和突发的障碍物时, 需要对本文算法的适应度函数作进一步改进。

参考文献:

[1] 包欣鑫, 骆培, 王可林. 浅析无人机配送的优势及障碍[J]. 现代商业, 2017(23): 13-14.

参考文献:

- [1] IMADO F, MIWA S. Three dimensional study of evasive maneuvers of a fighter against a missile [C] // AIAA Astrodynamics Conference. Williamsburg, VA, USA: AIAA, 1986: 957-966.
- [2] YOMCHINDA T. A study of autonomous evasive planar-maneuver against proportional-navigation guidance missiles for unmanned aircraft [C] // Asian Conference on Defence Technology. USA: IEEE, 2015: 210-214.
- [3] REMZI A, ALTILAR D T. Modeling evasion tactics of a fighter against missiles in three dimensions [R]. Colorado: AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2006.
- [4] 杨曦中, 艾剑良. 自主空战中无人机规避导弹机动策略研究 [J]. 系统仿真学报, 2018, 30(5): 1957-1966.
- [5] 王怀威, 李曙林, 陈宁, 等. 战术机动对飞机作战生存力的影响研究 [J]. 飞行力学, 2011, 29(3): 88-91.
- [6] 高民, 艾剑良. 导弹攻击下带矢量推力无人战斗机逃逸概率分析 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(10): 2027-2029.
- [7] 刘杰, 张健, 李世晓. 基于三维空间的无人机规避攻击导引设计 [J]. 电光与控制, 2014, 21(4): 34-37.
- [8] 王斯财, 南英, 刘经纬. 导弹迎击时飞机的最佳逃逸策略研究 [J]. 航空兵器, 2009, 19(4): 28-32.
- [9] Williams P. Three-dimensional aircraft terrain-following via real-time optimal control [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1990, 13(6): 1146-1149.
- [10] 刁兴华, 方洋旺, 伍友利, 等. 双机编队空空导弹协同发射区模拟仿真分析 [J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(3): 70-76.
- [11] 黄家成, 张迎春, 罗继勋. 空空导弹攻击区的快速模拟法求解 [J]. 弹箭与制导学报, 2003, 23(4): 132-134.
- [12] FLEEMAN E L. Tactical missile design [M]. American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc, 2001: 92-94.
- [13] 王杰, 丁达理. 基于目标逃逸机动预估的空空导弹可发射区 [J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(4): 722-734.
- [14] 刘万俊. 导弹飞行力学 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014: 94.
- [15] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 165.

(编辑: 方春玲)

(上接第40页)

- [2] 王维平, 刘娟. 无人飞行器航迹规划方法综述 [J]. 飞行力学, 2010, 28(2): 6-10.
- [3] 黄思铭. 基于改进鸽群算法的无人机航路规划研究 [D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2018.
- [4] 冯国强, 赵晓林, 高关根, 等. 基于 A* 蚁群算法的无人机航路规划 [J]. 飞行力学, 2018, 36(5): 49-52.
- [5] 赵克新, 黄长强, 王渊, 等. 基于混沌蚁狮算法的无人机航迹规划 [J]. 飞行力学, 2018, 36(1): 93-96.
- [6] 陈志旺, 夏顺, 李建雄, 等. 基于定向 A* 算法的多无人机同时集结分步策略 [J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1169-1177.
- [7] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [8] 于会, 于鑫, 李伟华. 基于粒子群优化算法的航迹规划与重规划 [J]. 计算机工程, 2009, 35(15): 206-208.
- [9] 邱华鑫, 段海滨, 范彦铭. 基于鸽群行为机制的多无人机自主编队 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1298-1304.
- [10] NAGAHARA M, MARTIN C F. L1 control theoretic smoothing splines [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(11): 1394-1397.
- [11] 彭皓月, 秦小林, 侯屿, 等. 多无人机航迹规划的自适应 B 样条算法 [J/OL]. 计算机工程与应用: 1-10. [2019-08-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20190517.1001.010.html>.
- [12] 郑天江, 李俊杰, 陈庆盈, 等. 基于三次 B 样条的移动机器人实时轨迹规划研究 [J]. 制造业自动化, 2017, 39(5): 4-7.

(编辑: 李怡)