

基于改进鲸鱼算法的无人机三维路径规划



郭启程^{1,2} 杜晓玉^{1,3} 张延宇^{1,2} 周毅^{1,2}

1 河南大学计算机与信息工程学院 河南 开封 475004

2 河南省车联网协同技术国际联合实验室 河南 开封 475004

3 河南省大数据分析处理重点实验室 河南 开封 475004

(104753180684@vip.henu.edu.cn)

摘要 无人机三维路径规划是一个比较复杂的全局优化问题,其目标是在考虑威胁和约束的条件下,获得最优或接近最优的飞行路径。针对鲸鱼算法在进行无人机三维航迹规划时,存在容易陷入局部最优、收敛速度较慢、收敛精度不够高等问题,提出了一种基于莱维飞行(Lévy flight)的鲸鱼优化算法(Levy Flight Based on Whale Optimization Algorithm, LWOA),用于解决无人机三维路径规划问题。该算法在迭代过程中加入了 Levy 飞行对最优解进行随机扰动;引入了信息交流机制,通过当前全局最优解和个体记忆最优解以及邻域最优解来更新个体的位置,能够更好地权衡局部收敛和全局开发。仿真结果表明,所提路径规划算法可以有效避开威胁区,收敛速度更快,收敛精度更高,且更不易陷入局部最优解。当迭代次数为 300 次、种群个数为 50 时, LWOA 算法求得的成本函数值是 PSO 算法的 91.1%,是 GWO 算法的 92.1%,是 WOA 算法的 95.9%,航迹代价更小。

关键词: 三维路径规划;启发式算法;鲸鱼算法;信息交流机制;莱维飞行

中图法分类号 TP301

Three-dimensional Path Planning of UAV Based on Improved Whale Optimization Algorithm

GUO Qi-cheng^{1,2}, DU Xiao-yu^{1,3}, ZHANG Yan-yu^{1,2} and ZHOU Yi^{1,2}

1 School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China

2 International Joint Research Laboratory for Cooperative Vehicular Networks of Henan, Kaifeng, Henan 475004, China

3 Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Kaifeng, Henan 475004, China

Abstract The three-dimensional path planning of UAVs is a relatively complex global optimization problem. Its goal is to obtain the optimal or close to optimal flight path considering threats and constraints. Aiming at the problems of whale algorithm in the three-dimensional trajectory planning of UAVs, it is easy to fall into the local optimum, and the convergence speed is slow, and the convergence accuracy is not high enough. A whale optimization algorithm based on Lévy flight is proposed to solve the problem of UAV three-dimensional path planning. In the iterative process of the algorithm, Levy flight is added to randomly disturb the optimal solution; an information exchange mechanism is introduced to update the individual's position through the current global optimal solution, the individual memory optimal solution and the neighborhood optimal solution; better trade-offs local convergence and global development. The simulation results show that the path planning algorithm proposed in this paper can effectively avoid the threat zone, the convergence speed is faster, the convergence accuracy is higher, and it is less likely to fall into the local optimal solution. When the number of iterations is 300 and the number of populations is 50, the cost function value obtained by the LWOA algorithm is 91.1% of the PSO algorithm, 92.1% of the GWO algorithm, 95.9% of the WOA algorithm, and the track cost is smaller.

Keywords Three-dimensional path planning, Heuristic algorithm, Whale optimization algorithm, Information exchange mechanism, Lévy flight

到稿日期:2020-10-05 返修日期:2021-04-07 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61701170);河南省科技厅科技发展计划项目(202102210327)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61701170) and Programs for Science and Technology Development of Henan Province(202102210327).

通信作者:杜晓玉(dxy@henu.edu.cn)

1 引言

由于无人机的成本效益和灵活性的优势,它在军事和民用领域得到了广泛的应用^[1],如交通监管、海事援救、防灾减灾、搜寻援救、护林防火、辅助通信等^[2]。在城市环境下,无人机可以为自动驾驶提供诸多服务,以辅助解决自动驾驶中的应急通信问题。如图1所示,区域A中长时间的车辆稀疏导致通信质量不佳;区域B中火灾等自然灾害导致通信设备损坏,从而使车辆通信中断;区域C中车辆过于密集或者发生车祸造成拥堵,大量的通信需求导致通信拥塞。此时,无人机需要作为中继节点来辅助通信。

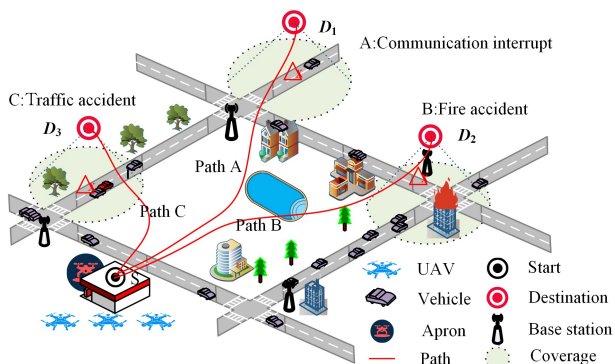


图1 城市环境下的无人机应急通信服务

Fig.1 UAV emergency communication service in urban environment

目前,小型无人机多采用电池供电,携带的能量有限,执行任务的时间也有限^[3]。因此,如何寻找一条低能耗、高覆盖、无威胁、无碰撞的路径,成为无人机在路径规划领域面临的关键问题,即无人机三维路径规划问题。这是一个 NP-hard 问题,它需要自动计算从起始点到目标点的最优或接近最优路径。

目前,常见的路径规划算法有 A* 算法^[4]、D* 算法^[5]、PRM 算法^[6]、人工势场法^[7]、快速探索随机树(RRT)法^[8]、Dijkstra 方法^[9]等。传统的路径规划方法在解决三维路径规划问题时,很难适应非结构化环境^[10]。近年来,随着随机搜索理论的发展,许多新的仿生学习算法已经成功应用于路径规划问题,如粒子群优化^[11]、遗传算法^[12]、蚁群优化^[13]、差分进化^[14]、萤火虫算法^[15-16]、灰狼算法^[17]、蝙蝠算法^[18]、鲸鱼算法^[19]等。然而,这些方法很容易陷入局部最优。因此,研究人员致力于从提高收敛速度和收敛精度、避免陷入局部最优解等几方面来改善算法的优化效果。

本文提出了一种基于莱维飞行的鲸鱼算法(LWOA)。该算法提出了一种更精确的威胁值计算模型;引入 Levy 飞行扰动策略对停滞的最优解进行扰动更新;提出了一种信息交流更新机制。本文通过 3 个不同的场景测试用例来验证 LWOA 的有效性,并与其他基于群体的优化方法如粒子群算法^[11](Particle Swarm Optimization, PSO)、灰狼算法^[17](Grey Wolf Optimizer, GWO)、鲸鱼算法^[19](Whale Optimization Algorithm, WOA)进行了比较。结果表明, LWOA 收敛速度更快,收敛精度更高,且更不易陷入局部最优解,所寻到的航迹

代价更小。本文第 2 节介绍了无人机路径规划问题的数学模型;第 3 节对基本鲸鱼算法进行了阐述;第 4 节详细描述了改进鲸鱼算法的实现;第 5 节进行了仿真对比和分析;最后总结全文,并对未来的研究做了进一步的展望。

2 环境建模和问题描述

2.1 环境建模

(1) 地形模型

本文对规划空间进行网格划分,采用数值编码的方式模拟地形,将规划空间的三维高度信息用矩阵 M 表示,将规划空间划分为 $n \times n$ 份, z_{ij} 表示坐标点 (i, j) 的三维高度,具体表达式如下:

$$M = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2) 威胁模型

由于真实的城市环境中会有人流密集区、军事管制区、雷达区等禁飞区域,本文将这些禁飞区统称为威胁区域,并将其设定为圆柱体模型。第 k 个威胁区的圆心坐标为 $O_k(x_k, y_k)$,半径为 r_k ,威胁区的高度设定为无穷大,即设定威胁区的上空均不可飞行。威胁区可用矩阵 N 表示,表达式如下:

$$N = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & r_1 \\ x_2 & y_2 & r_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_j & y_j & r_j \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.2 成本函数设定

在城市环境下,无人机在执行任务时,往往还需要收集城市环境信息、道路信息等数据,因此要尽可能地低空飞行,同时又要避免自身与障碍物相撞,还要避开威胁区域。无人机路径规划是以成本函数为依据的,本文的成本函数考虑了飞行高度代价、飞行能耗代价、飞行威胁代价 3 部分。

(1) 飞行高度代价

无人机飞行过程中在避免碰撞的前提下,应尽量保持低空飞行来保证覆盖率,并避免瞬间的大起大落,以保证飞行的稳定性和安全性。本文采用路径的总高度来衡量无人机的飞行高度代价,为了避免无人机与环境中的楼房等物体发生碰撞,我们引入一个膨胀值 h ,设定 (x_i, y_i, z_i) 处所允许飞行的最低高度为:

$$z_i' = z_i + h \quad (3)$$

其中, h 取 $[3, 5]$ 间的固定值。无人机飞行高度代价的具体表达式为:

$$F_h = \sum_{i=1}^n z_i' \quad (4)$$

(2) 飞行能耗代价

在飞行过程中,无人机除了做较为平稳的平行飞行外,还要根据海拔高度进行升降,而升降飞行的能耗代价大于平行飞行的能耗代价。假定无人机的平行飞行能耗用飞行路线的

长度来表示,升降飞行的能耗代价用总的高度差来表示,则飞行能耗代价可表示为:

$$F_l = \lambda_1 \sum_{i=1}^n l_i + (1 - \lambda_1) \sum_{i=1}^n |z_i' - z_{i-1}'| \quad (5)$$

其中, λ_1 是比例系数,根据水平飞行和垂直飞行的耗能情况,我们设定 $\lambda_1 < 0.5$; l_i 为第 i 个航段的飞行距离,如式(6)所示:

$$l_i = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i' - z_{i-1}')^2} \quad (6)$$

(3) 飞行威胁代价

无人机在避免与建筑物碰撞的前提下,还需要避开威胁区域。本文提出了新的威胁成本计算模型,如图2所示。

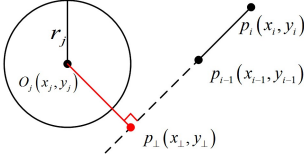


图2 威胁值计算模型

Fig. 2 Threat value calculation model

d_{ij} 表示第 i 个航段 $P_i P_{i-1}$ 与第 j 个威胁区域圆心 $O_j(x_j, y_j)$ 的距离。首先计算第 i 个航段 $P_i P_{i-1}$ 的直线方程式:

$$P_i P_{i-1}: \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} x - y + y_i - \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} x_i = 0 \quad (7)$$

则点 $O_j(x_j, y_j)$ 到直线 $P_i P_{i-1}$ 的距离 d_{ij} 为:

$$d_{ij} = \frac{\left| \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} x_j - y_j + y_i - \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} x_i \right|}{\sqrt{\left(\frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \right)^2 + 1}} \quad (8)$$

当 d_{ij} 大于第 j 个威胁区域半径时,第 j 个威胁区对该航段的威胁为 0;当 d_{ij} 小于第 j 个威胁区域半径时,则需要判定垂足是否在航段内,通过垂足的 x 坐标判别,垂足的 x 坐标 $x_{\perp}$ 的计算式如下:

$$x_{\perp} = \frac{x_j + \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} y_j - \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \left(y_i - \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} x_i \right)}{\left(\frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \right)^2 + 1} \quad (9)$$

如果垂足 $x_{\perp}$ 在航段外,则第 j 个威胁区对该航段的威胁为 0,否则威胁值与距离成反比。飞行威胁代价表示为:

$$F_t = \begin{cases} 0, & d_{ij} \geq r_j \text{ 或 } (d_{ij} < r_j \& x_{\perp} \notin [x_{i-1}, x_i]) \\ \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (r_j - d_{ij}), & d_{ij} < r_j, x_{\perp} \in [x_{i-1}, x_i] \end{cases} \quad (10)$$

其中, m 表示威胁区的数量; n 为航段数量; r_j 表示第 j 个威胁区的圆心半径。

由此,总的成本函数可以表示为:

$$F = k_1 F_h + k_2 F_l + (1 - k_1 - k_2) F_t \quad (11)$$

其中, k_1 和 k_2 为权重系数, $k_1 + k_2 < 1$, 如果更考虑覆盖效益,则设定较大的 k_1 ; 如果更考虑低能耗,则设定较大的 k_2 。

2.3 问题描述

假设无人机的起点位置为 $S(x_s, y_s, z_s)$, 终点位置为 $D(x_D, y_D, z_D)$ 。由于三维路径规划无法直接求解,而已知坐标点的三维高度信息由矩阵 $\mathbf{M}$ 表示,可以在求解时调用数据,因此先将规划空间二维化,通过俯视的角度,以 S 为原点

建立图3所示的坐标系。

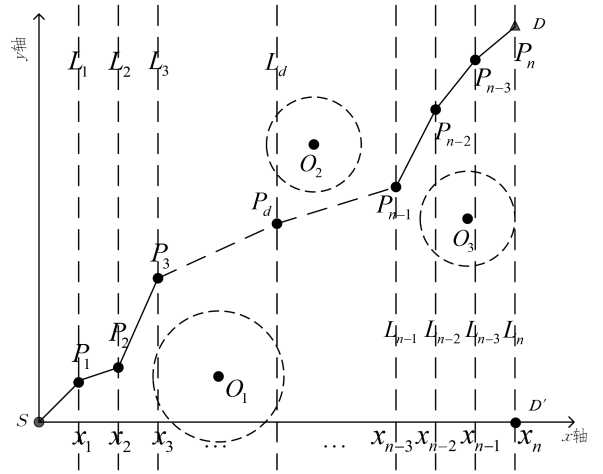


图3 规划空间划分模型

Fig. 3 Planning space partition model

起点坐标为 $S(0,0)$, 终点坐标为 $D(x_D, y_D)$, 由 D 点向 x 轴做垂线, 交 x 轴于 $D'(x_D, 0)$, 将线段 SD' 平分为 n 等份, 端点记作 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 则 $x_i = i \times SD' / n$ 。过端点分别作 x 轴的垂线, 分别记作 $L_1, L_2, \dots, L_n$ 。然后从每条直线上选择一个点, 组成一个离散点集 $C = \{S, P_1, P_2, \dots, P_d, \dots, P_{n-1}, D\}$, 其中 P_d 代表坐标点 (x_d, y_d) , P_d 点对应的三维坐标为 $P_d'(x_d, y_d, z_d)$, 最后依次连接这些点形成路径。由于在 x_i 坐标的计算过程中 SD' / n 会被约分, 因此将 x_i 坐标简化为 i , 由此将路径规划问题转化为 y 坐标序列的优化, 即寻找 $y = [0, y_1, y_2, \dots, y_{n-1}, y_D]$, 使成本函数 F 最小。

n 值对问题的求解很重要, n 值越大, 所得到的路径精度越高, 但计算复杂度也越高, 由于 n 决定了任务环境的维数, 为了控制它并提高优化效率, n 一般限制在 $[5, 15]$ [16]。

3 基本鲸鱼算法

鲸鱼优化算法 [20] 是由澳大利亚学者 Mirjalili 于 2016 年提出的一种元启发式算法, 该算法通过模拟座头鲸捕食行为来实现对复杂优化问题的寻优。座头鲸的捕食行为可分为 3 步: 包围猎物、泡泡网攻击、搜索猎物。

座头鲸在围捕猎物时, 不仅以螺旋上升的方式向猎物移动, 同时还要收缩包围圈, 假设以 50% 的概率在缩小包围圈和螺旋更新之间选择, 来更新鲸鱼的位置。数学模型如下:

$$X_{t+1} = X_t^* - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}, |\mathbf{A}| \leq 1, p < 0.5 \quad (12)$$

$$X_{t+1} = \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) + X_t, |\mathbf{A}| \leq 1, p \geq 0.5 \quad (13)$$

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot X_t^* - X_t| \quad (14)$$

$$\mathbf{D}' = |X_t^* - X_t| \quad (15)$$

其中, $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 是系数向量, 其计算方式如下:

$$\mathbf{A} = 2 \times a \cdot r_1 - a \quad (16)$$

$$\mathbf{C} = 2 \times r_2 \quad (17)$$

$$a = 2 - \frac{2t}{T} \quad (18)$$

其中, X_t^* 表示到目前为止得到的最优解, X_t 代表当前解, $\mathbf{r}$ 是 $[0, 1]$ 的一个随机向量, p 是 $[0, 1]$ 的一个随机数, t 表示当前

26. end while
27. Return X^*

5 仿真实验与结果分析

本文所选规划空间以河南大学金明校区计算机与信息工程学院教学楼为起点,河南大学金明校区东北角十字路口为终点,如图 5 所示。根据实际地形环境,模拟各个坐标位置的高度值,建立三维地形矩阵。



图 5 规划空间
Fig. 5 Planning space

本文在上述规划空间中设定了 3 种威胁区域,威胁区设为圆柱体或者长方体简化模型,设定威胁区的二维坐标内任意高度都不可飞行,因此可以在二维坐标下用矩形 $[(a,b),c]$ 和圆形 $[x,y,r]$ 来表示威胁区,以测试算法的有效性。其中, (a,b) 为矩形左下角坐标, c 为边长; x 和 y 是圆心横纵坐标, r 是半径。具体威胁区二维坐标信息如表 1 所列。

表 1 威胁区信息表

Table 1 Threat area information sheet

Map	Number of threat areas	The coordinates of the threat areas
Map1	3	$[(1,3),1] [(4,1),1] [(9,6),1]$
Map2	5	$[2,3,1] [5,5,0.5] [5,7,0.5] [7,2,1] [(9,6),1]$
Map3	6	$[2,3,1] [3,1,1] [5,5,0.5] [5,7,0.5] [7,2,1] [(9,6),1]$

由于算法每次初始化的解是不同的,即在有限的迭代次数中找到的最优解有差异,因此本文在所有仿真实验中均采用了算法 30 次运行结果的平均值作为最终结果。

5.1 初始化对算法性能的影响

高质量的初始化种群对算法的求解精度和收敛速度等性能的影响很大,因此本文首先测试了不同的初始解对 LWOA 算法性能的影响。本文设置了分散在二维规划空间的左上、中、右下区域的初始解,如图 6 所示。初始解分别为:左上区域 $y_A=[0,4,5,7,8,8,9,9,9,10,10]$,中间区域 $y_B=[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]$,右下区域 $y_C=[0,0,1,1,1,2,2,4,5,6,10]$ 。在地图 2 中,设定 2000 次迭代,种群个数为 50,算法生成的解能遍历更多的解空间,使算法基本完全收敛,分别测试了 3 个初始解在 LWOA 中的收敛效果,如图 7 所示。

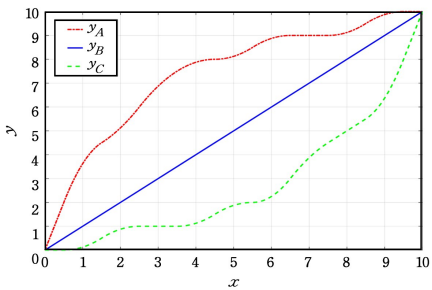


图 6 分布在规划空间不同区域的初始化路径
Fig. 6 Initialization paths distributed in different areas of the planning space

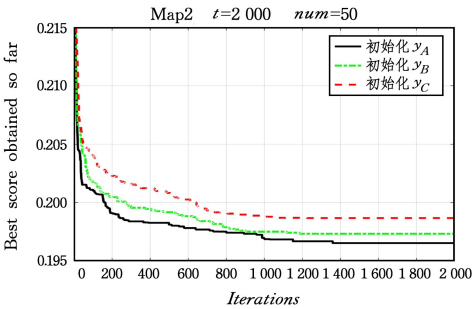


图 7 不同初始化的收敛性对比
Fig. 7 Convergence comparison of different initializations

经过多次测试,地图 2 中的最优解是在二维规划空间的左上区域。当迭代次数为 300 左右时, y_A 为左上区域的可行解, y_A 距离最优解最近,其他解由 y_A 向附近映射,算法迭代中也促使其他解向当前最优解更新,因此 y_A 收敛最快,且收敛精度最高。 y_B 为中间区域的可行解,也是二维环境下路径最短的解,但由于距离最优解比 y_A 远,因此其收敛速度和精度不如 y_A 。 y_C 为右下区域的可行解,由于在地图 2 中离最优解最远,因此 y_C 收敛性最差,且精度最低。当迭代次数达到 2000 时,由于迭代次数较多,3 种情况都可以收敛到更优解,但初始位置不同,因此,距离最优解最近的初始解 y_A 最快收敛,且收敛精度最高;而距离最优解最远的初始解 y_C 收敛最慢,且精度最低。

5.2 算法性能分析

本文测试了种群个数对 LWOA 算法性能的影响,设定迭代次数为 300,分别测试种群个数为 30,50,100 情况下算法的收敛情况,如图 8 所示。

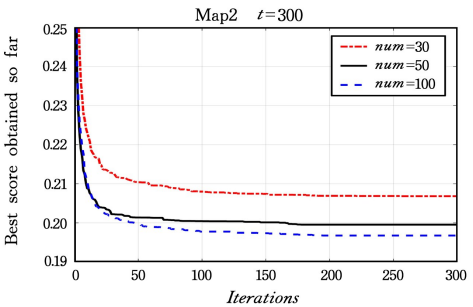


图 8 种群个数对 LWOA 的影响
Fig. 8 Influence of population number on LWOA

当种群个数为 30 时,由于解空间较大,种群个数相对较

少,迭代结束时遍历的解空间位置更少,因此算法的收敛速度较慢,在迭代 200 次左右时基本收敛,收敛精度较低,大致收敛在 0.21 左右。当种群个数为 50 和 100 时,算法能相对更快地收敛,在迭代 100 次左右时收敛,收敛精度也更高。

本文对比了粒子群算法(PSO)^[11]、灰狼算法(GWO)^[17]、鲸鱼算法(WOA)^[19]的寻优效果,分别测试了种群个数和迭代次数对 4 种算法收敛速度和收敛精度的影响。表 2 中,固定种群个数为 50,在 100,300,500 次迭代下,分别测试 4 种算法在 3 种场景中的寻优情况。

表 2 迭代次数对算法的影响

Table 2 Influence of iteration times on the algorithm					
Algorithm	Iteration	Num	Optimal solution		
			Map1	Map2	Map3
PSO	100	50	0.2273	0.2234	0.2477
GWO			0.2188	0.2179	0.2477
WOA			0.2126	0.2190	0.2431
LWOA			0.2091	0.2085	0.2439
PSO	300		0.2155	0.2188	0.2434
GWO			0.2090	0.2164	0.2424
WOA			0.2042	0.2078	0.2421
LWOA			0.2011	0.1993	0.2420
PSO	500		0.2034	0.2095	0.2397
GWO			0.2022	0.2063	0.2407
WOA			0.2042	0.2080	0.2387
LWOA			0.2011	0.1981	0.2337

表 3 中,固定迭代次数为 300,在种群个数为 30,50,100 的情况下,分别测试 4 种算法在 3 种场景中的寻优效果。

表 3 种群个数对算法的影响

Table 3 Influence of population number on algorithm					
Algorithm	Num	Iteration	Optimal solution		
			Map1	Map2	Map3
PSO	30	300	0.2208	0.2251	0.2533
GWO			0.2192	0.2178	0.2441
WOA			0.2186	0.2154	0.2430
LWOA			0.2028	0.2080	0.2408
PSO	50		0.2155	0.2188	0.2434
GWO			0.2090	0.2164	0.2424
WOA			0.2042	0.2078	0.2421
LWOA			0.2011	0.1993	0.2420
PSO	100		0.2028	0.2131	0.2397
GWO			0.2035	0.2126	0.2407
WOA			0.1981	0.2011	0.2392
LWOA			0.1962	0.1965	0.2337

由表 2、表 3 可以看出,PSO,GWO,WOA 算法在相同迭代次数和种群个数情况下,收敛精度较低,未寻到全局最优,算法陷入局部最优解。LWOA 算法在 300 次迭代时收敛到更优的解,有更高的收敛精度和更快的收敛速度。

为了更直观地显示 4 种算法在相同条件下收敛情况的差异,本文绘制了在地图 2 中,固定种群个数为 50,迭代次数分别为 100,300,500 时,4 种算法的收敛值柱状图,如图 9 所示。当种群个数为 50、迭代次数为 100 次时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 93.3%,是 GWO 算法的 95.6%,是 WOA 算法的 95.2%。当种群个数为 50、迭代次数为 300 时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 91.1%,是 GWO 算法的 92.1%,是 WOA 算法的 95.9%。当

种群个数为 50、迭代次数为 500 时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 94.5%,是 GWO 算法的 96%,是 WOA 算法的 95.2%。

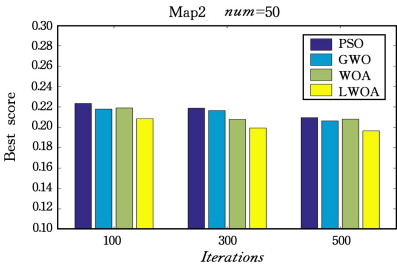


图 9 不同种群个数

Fig. 9 Number of different populations

在地图 2 中,绘制了固定迭代次数为 300、种群个数分别为 30,50,100 时,4 种算法的收敛值柱状图,如图 10 所示。当迭代次数为 300、种群个数为 30 时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 92.4%,是 GWO 算法的 95.5%,是 WOA 算法的 96.5%。当迭代次数为 300、种群个数为 50 时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 91.1%,是 GWO 算法的 92.1%,是 WOA 算法的 95.9%。当迭代次数为 300、种群个数为 100 时,LWOA 算法求得的路径成本是 PSO 算法的 92.9%,是 GWO 算法的 93.1%,是 WOA 算法的 98.5%。

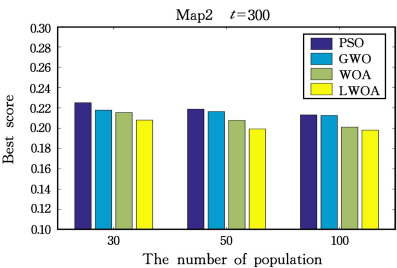


图 10 不同迭代次数

Fig. 10 Different iteration times

5.3 算法稳定性对比

为了进一步凸显 LWOA 算法的稳定性,本文测试了在地 图 2 中,固定迭代次数为 300,种群个数为 30,50,100 情况下, 4 种算法在 30 次实验数据下的最优解、最差解、平均值和方差,如表 4 所列。

表 4 算法稳定性对比

Table 4 Algorithm stability comparison					
Num	Result	Map2 t=300			
		PSO	GWO	WOA	LWOA
30	worst	0.2764	0.2294	0.2489	0.2167
	best	0.1969	0.2038	0.1961	0.1954
	mean	0.2251	0.2178	0.2154	0.2080
	std	3.4×10^{-4}	4.1×10^{-5}	1.0×10^{-4}	2.6×10^{-5}
50	worst	0.2671	0.2245	0.2433	0.2165
	best	0.1954	0.2001	0.1954	0.1954
	mean	0.2168	0.2134	0.2128	0.1993
	std	3.0×10^{-4}	4.0×10^{-5}	1.0×10^{-4}	3.3×10^{-5}
100	worst	0.2528	0.2263	0.2367	0.2038
	best	0.1954	0.1955	0.1954	0.1954
	mean	0.2131	0.2126	0.2011	0.1965
	std	2.2×10^{-4}	3.9×10^{-5}	1.0×10^{-4}	6.3×10^{-6}

由表 4 可知, PSO 算法收敛精度差, 且稳定性差; GWO 算法收敛精度差, 但稳定性较好; WOA 算法收敛精度较高, 但稳定性较差; LWOA 算法的收敛精度和稳定性都更好。

为了更直观地比较 4 种算法的收敛情况, 本文在地图 2 中, 设定迭代次数为 300、种群个数为 50, 分别测试了 4 种算法的收敛曲线以及所求得的路径。如图 11 和图 12 所示, 可以看出 LWOA 算法收敛精度更高、收敛速度更快。

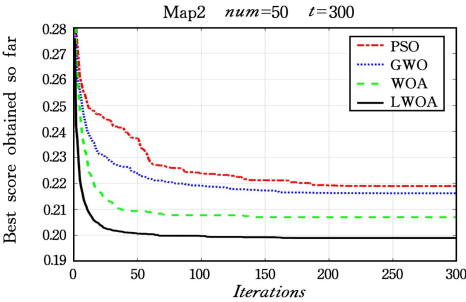


图 11 4 种算法的收敛曲线

Fig. 11 Convergence curves of four algorithms

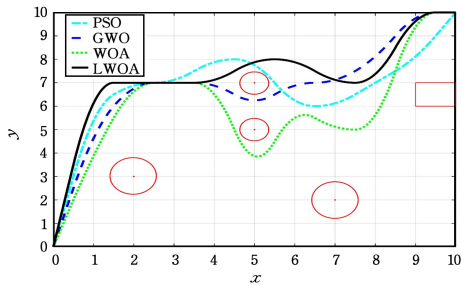


图 12 4 种算法所寻路径对比图

Fig. 12 Comparison of paths sought by the four algorithms

本节通过设定不同的障碍物信息, 构建了 3 种不同的场景, 并在 3 种场景下分别测试种群个数和迭代次数对 4 种算法性能的影响。可以看出, 在相同条件下, LWOA 算法的收敛速度更快, 收敛精度更高, 算法更不易陷入局部最优, 规划出来的路径航迹代价更小。

结束语 本文通过改进鲸鱼算法(LWOA), 解决了在城市环境下, 基于覆盖效益和能耗效益的无人机三维路径规划问题。为了验证该算法的有效性, 本文将 LWOA 算法与其他 3 种随机优化算法(PSO, GWO, WOA)进行了比较, 并在 3 种不同场景下测试了算法的性能。结果表明, LWOA 方法在城市环境下基于覆盖效益和能耗效益的无人机路径规划问题中是非常有效的。由于算法的信息交流更新机制和 Levy 飞行扰动机制, LWOA 能更好地避免算法陷入局部最优, 提高其找到最优适应度值的概率。在今后的工作中, 一方面, 解决城市动态环境下无人机三维路径的实时重规划问题; 另一方面, 解决多无人机协同路径规划问题。

参考文献

[1] CHENG H H, YANG S, QI X H. Online Obstacle Avoidance

Path Planning Method for Quadrotor UAVs in Urban Environment[J]. Computer Science, 2019, 46(4): 241-246.

[2] YOU W J, DONG C, WU Q H. Survey of Layered Architecture in Large-scale FANETs[J]. Computer Science, 2020, 47(9): 226-231.

[3] ZENG Y, ZHANG R. Energy-Efficient UAV Communication with Trajectory Optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747-3760.

[4] WANG H B, YIN P H, ZHENG W, et al. Mobile Robot Path Planning Based on Improved A* Algorithm and Dynamic Window Method[J]. Robots, 2020, 42(3): 346-353.

[5] WANG S J, HU L K, WANG Y F. Path Planning of Indoor Mobile Robot based on Improved D* Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(4): 1118-1124.

[6] TAN J H, XIAO Y L, LIU L M, et al. Improved PRM algorithm for path planning of UAV[J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(1): 38-41.

[7] GUO Y C, LIU X X, ZHANG W G, et al. UAV 3D path planning method based on improved potential field method[J]. Journal of Northwest Polytechnic University, 2020, 38(5): 977-986.

[8] YU M, LUO J J, WANG M M, et al. A Coordinated Path Planning by Integrating Improved RRT* and Quartic Spline[J]. Chinese Journal of Mechanics, 2020, 52(4): 1024-1034.

[9] JIANG C K, LI Z, PAN S B, et al. Collision-free Path Planning of AGVs Based on Improved Dijkstra Algorithm[J]. Computer Science, 2020, 47(8): 272-277.

[10] LV Q, SUN X K, XIONG Y J. UAV path planning based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(5): 42-48.

[11] WANG Y H, WANG S M. UAV path planning based on improved particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1690-1696.

[12] CAO Y, WEI W, BAI Y, et al. Multi-base multi-UAV cooperative reconnaissance path planning with genetic algorithm[J]. Cluster Computing, 2019, 22: 5175-5184.

[13] WEI J, WANG J J, WANG J, et al. 3D Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 217-223.

[14] PAN J, LIU N, CHU S. A Hybrid Differential Evolution Algorithm and Its Application in Unmanned Combat Aerial Vehicle Path Planning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 17691-17712.

[15] ZHOU J, CHEN P, LIU H, et al. Improved Path Planning for Mobile Robot Based on Firefly Algorithm[C]// 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2019: 2885-2889.

[16] PANDEY P, SHUKLA A, TIWARI R. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicles using glowworm swarm optimization algorithm[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2018, 9(4): 836-852.

[17] QU C, GAI W, ZHANG J, et al. A novel hybrid grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicle(UAV) path plan-

ning[J]. Knowledge-Based Systems,2020,194:105530.

[18] LIN N,TANG J,LI X,et al. A Novel Improved Bat Algorithm in UAV Path Planning[J]. Computers,Materials and Continua, 2019,61(1):323-344.

[19] WU K,TAN S C. UAV route planning based on improved whale optimization algorithm [J]. Journal of Aeronautics, 2020, 41(S2):107-114.

[20] MIRJALILI S,LEWIS A. The Whale Optimization Algorithm [J]. Advances in Engineering Software,2016,95:51-67.

[21] PAVLYUKEVICH I. Lévy flights,non-local search and simulated annealing [J]. Journal of Computational Physics, 2007, 226(2):1830-1844.



GUO Qi-cheng, born in 1995, master’s degree. His main research interests include collaborative technology of internet of vehicles.



DU Xiao-yu, born in 1979, Ph.D, associate professor, master supervisor. Her main research interests include wireless sensor network positioning and coverage technology.