

面向山地环境的无人机区域侦察覆盖 路径规划研究

王 程, 王 燮, 姚信宇

(成都信息工程大学 软件工程学院, 成都 610225)

摘要: 无人机在复杂山地环境中进行区域侦察时, 因山体遮挡及地形起伏等特性, 常伴有覆盖质量差和效率低的问题; 为此, 提出了一种高效的区域覆盖路径规划方法; 从对山地环境建模出发, 构建三维覆盖与遮挡模型, 引入基于贪婪策略的视点生成方法, 用以筛选最优视点集; 提出自适应混沌蜣螂优化算法 (ACDBO) 求取路径点次序, 在蜣螂优化算法中引入混沌映射初始化种群策略、非线性边界收敛因子、参数自适应调整策略, 提高算法的全局寻优能力和收敛速度, 优化目标考虑了路径长度与偏转角等; 仿真实验结果表明, 该方法得到的视点数目及折线路径长度优于传统方法, 且 ACDBO 算法较原始算法及传统算法性能更优, 规划的航迹质量更好, 能够高效地完成侦察覆盖任务。

关键词: 区域侦察; 覆盖路径规划; 无人机; 蜣螂优化算法; 山地环境

Research on UAV Area Reconnaissance Coverage Path Planning in Mountainous Environments

WANG Cheng, WANG Xie, YAO Xinyu

(School of Software Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV) conduct regional reconnaissance in complex mountainous environments, which has the characteristics of poor coverage quality and low efficiency due to the obstruction of mountains and undulating terrain. Consequently, an efficient region coverage path planning methodology is proposed. Based on the modeling of mountainous environments, a three-dimensional coverage and occlusion model is constructed. A greedy strategy-based viewpoint generation approach is introduced to select optimal viewpoint. An adaptive chaotic dung beetle optimizer (ACDBO) algorithm is proposed to acquire the sequence of path points. In the ACDBO algorithm, it introduces chaotic mapping for population initialization, nonlinear boundary convergence factor, and parameter adaptive adjustment to enhance the algorithm's global optimization capability and convergence speed, with the optimization objects of path length and deviation angle. Simulation experiments demonstrate that the numbers of viewpoints and line path lengths of this methodology are superior to those of conventional approaches. Moreover, the ACDBO algorithm surpasses the original algorithm and traditional methodologies, with a better planned trajectory, thus efficiently completing reconnaissance coverage tasks.

Keywords: regional reconnaissance; coverage path planning; UAV; dung beetle optimization algorithm; mountainous environment

0 引言

在当今科技浪潮中, 无人机作为日渐广泛应用的新兴技术载体, 以其机动性强、成本低、高效安全等特性已大面积应用于战场侦察、抢险救灾、地质探索等领

域^[1-3], 对于当代社会带来了巨大的生产价值与安全保障。其中, 因其不用考虑操作者的生理限制, 可以替代飞行员执行多样、危险、复杂的飞行任务, 与战场侦察领域的实践应用需求高度吻合, 在区域侦察方面起到了至关重要的作用。当前有大量研究着眼于无人机搭载传

收稿日期:2024-04-15; 修回日期:2024-05-31。

基金项目:国家自然科学基金(61971189)。

作者简介:王 程(1999-), 男, 硕士研究生。

通讯作者:王 燮(1970-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式:王 程, 王 燮, 姚信宇. 面向山地环境的无人机区域侦察覆盖路径规划研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(6): 168-175.

传感器对工业目标或农业目标进行自动化检测，通过对目标表面及指定的区域收集信息，实现对目标的覆盖。覆盖路径规划是解决无人机执行区域覆盖任务的重要组成部分，其主要任务是搜寻出能够合理扫描或探索整个目标区域的符合动力学的执行路径^[4]。覆盖路径规划是无人机完成自主任务规划的关键，其对于提高无人机执行效率和侦察能力具有不可替代的作用^[5-7]。

目前的区域覆盖搜索研究主要集中于针对简单已知大范围的范围的侦察区域，不需要过多地考虑已知环境以外的障碍物避障问题，在最短的时间内对区域进行高效的一次性覆盖，并且保证无人机尽量不走重复路径。文献[8]针对面积规模大、环境情况复杂的区域内，计算出可以采集到精确可靠环境信息的最优覆盖路径比较困难的问题，提出了基于分块思想的覆盖路径规划方法，并通过实验验证了所提算法的可靠性。文献[9]针对区域边界复杂且包含多个障碍物的情况，提出了一种新的凸分解方法，该方法简单且适用于任何形状的目标区域，通过凸分解法将整个区域划分为多个子区域，最后用蚁群算法解决由分解任务转化而成的旅行商问题。文献[10]为解决多个无人机系统在拥挤城市环境中能够避免碰撞，通过开发基于布斯特罗费顿飞行模式规划路径以覆盖目标区域，计算平滑路径以确保无人机经过预定义的观测点。在模拟的城市和拥挤环境中测试证明，这些算法能够为无人机编队提供安全平稳的路径。

在已知环境的基础上，研究者们往往将栅格法作为环境构造方法，以寻找到最短的路径为要求进行相关算法的改进，例如对 A* 算法^[11]、遗传算法^[12]和蚁群算法^[13]等，都是很常见的路径规划算法，并且现有基于栅格法的研究大部分专注于二维平面空间之上地面机器人的路径规划，但少有面向三维空间的覆盖路径规划算法。文献[14]在三维覆盖检测任务中，将覆盖路径规划问题抽象为视点筛选与变体旅行商问题，提出基于 K 均值聚类算法生成候选视点，再用面向排序的混合蚁群算法（S-HACO, sorting-oriented hybrid ant colony algorithm）求取访问路径点及其访问次序。文献[15]利用倾斜扫描区域建立先验模型，生成带有位置与视线约束的三维视点集合，通过麻雀搜索算法进行视点访问次序规划生成覆盖路径，并将结果同螺旋法与牛耕法进行比较证实其方法优越性。

1 区域覆盖路径规划方法概述

本研究致力于解决山地环境下无人机的全覆盖侦察任务，山地环境对于执行无人机搜索、监视以及侦察等任务的影响是多方面而复杂的，其影响程度因地形、气候等因素而异^[16]。在面对山地环境的特殊挑战时，首先从环境中提取地貌特征，并整理不同地点的表面海拔数据，以构建分块联合区域并建立视点集合。然而，山

体遮挡和地形起伏给侦察任务带来了诸多问题，如视野受限和任务效率低下。为了解决这些问题，图 1 为本文整体方法的阐述，需要确定最佳的视点布局，规划出高效的飞行路径，并考虑路径的平滑性和飞行安全性。本研究采用了基于贪婪算法的视点优化方法，将问题转化为开放式旅行商问题。在确定路径点访问顺序时，针对自适应混沌蜣螂优化算法（ACDBO, adaptive chaotic dung beetle optimizer）算法设计了相应适应度函数，以规划出最终的访问顺序和飞行路线。高效地完成山地环境下无人机全覆盖侦察任务。

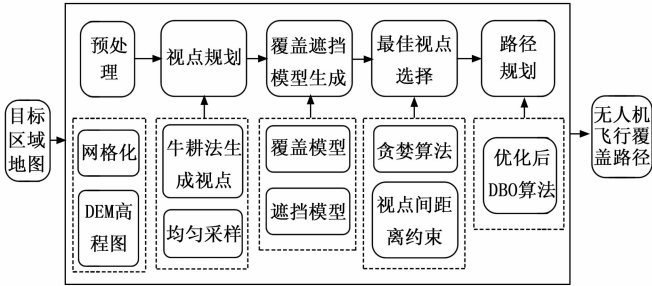


图 1 整体方法的阐述

2 路径规划模型

2.1 区域侦察任务路径规划空间模型

在无人机于选定的区域进行覆盖侦察的问题当中，无人机所在的区域地形、机身所处点位、覆盖效能的表示方法等皆需依靠对环境的构建。将实际环境信息抽象为计算机可处理的数学模型是环境建模关键步骤，它为路径规划提供基础。合理的环境建模对路径规划产生积极影响，是确保规划效果良好的关键因素。

进行任务算法设计的前提为对任务的地面空间以及无人机的飞行空间进行网格划分，地面数据有多种表现形式，其中数字高程模型图即 DEM 图，是利用地理信息系统（GIS）和遥感技术构建的数字化地表模型。如图 2 所示，该图通过获取地表各点的高程信息，以离散点的形式表示地形地貌，从而反映了地形起伏、地貌特征等地理信息。其对于山地地形的表现形式优良，故选用其作为本研究的地面数据表现方式。

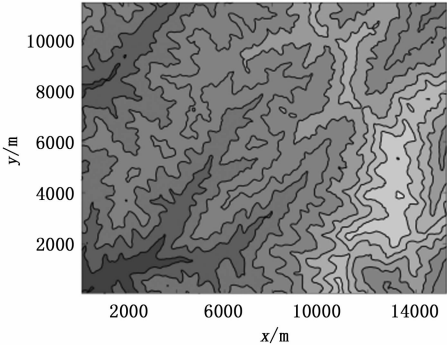


图 2 DEM 等高线图

2.2 无人机区域侦察覆盖模型

无人机进行区域侦察任务的目标即为实现对目标区域内的地表、建筑或地址实现监测与数据采集等,要实现这一目标则无人机的传感质量受到严格的要求。当无人机进行对应的区域探测任务时,通常会搭载不同类型的传感器以获得各种类型的情报和数据,为模拟无人机进行山地环境下的地面信息采集和侦察,需要建立适合地形起伏较大、山体遮挡较多的侦察覆盖模型。目前多数无人机将其传感器搭载在机身下方,使得探测设备能够对视线下方的锥体区域来进行投影覆盖,对地表图像的探测范围则受到探测器聚焦数值、视野角度和地表海拔影响^[17]。同时探测距离也受到探测器载荷影响,如光学摄像头作为传感器时拍摄图像的分辨率也有一定的质量要求。考虑以上因素以建立该研究的侦察覆盖模型。

传感器的载荷通常以其探测范围 ω 来表征。在无人机固定高度执行任务时,必须确定其覆盖范围。通过计算视点与地底网格高度之间的差值,结合传感器的探测仰角,可确定视点在地底网格平面上的原始覆盖范围。然而,由于高度差异,一些地面点可能未真正包含在探测范围内。对于这些情况,选取覆盖范围内的任意一点,计算其与相应地面点的欧几里得距离,并根据传感器的探测仰角得出地面点与视点之间的垂直距离。将此垂直距离与高度差异进行比较,以确定是否在传感器的探测范围内,从而得出当前视点的探测范围集合 ω_α :

$$\Delta h_i = H - z_i \quad (1)$$

$$R_{pre} = \Delta h_i \tan(\alpha/2) \quad (2)$$

$$d_\alpha = \sqrt{(x_j - x_\alpha)^2 + (y_j - y_\alpha)^2 + (z_j - H)^2} \quad (3)$$

$$d_{vertical} = |z_j - H| \cos(\alpha/2) \quad (4)$$

$$\omega_\alpha = \{P_j \in R_{pre} \mid d_{vertical}(P_j) \leq R_{pre}\} \quad (5)$$

其中: H 为视点高度, h 为地底网格高度, Δh_i 为视点高度与地底网格高度的差值。 R_{pre} 为视点落在当前地面点所在平面的真实探测范围, $\alpha/2$ 为探测仰角, d_α 为视点与该点的欧几里得距离, $d_{vertical}$ 为地面点与视点垂线之间的垂直距离。由此可见,不同的视点高度 H 与探测仰角 α 对探测结果影响颇大,其取值不同则当前视点的探测范围集合元素也不相同。 H 和 α 皆与当前视点的探测范围集合 ω_α 呈正相关。

山貌起伏引起的覆盖范围冗余问题通过覆盖模型解决之后,山体遮挡所带来的视点冗余问题同样需要解决。如图 3 所示,当山体将无人机传感器的视线遮挡之后,会出现不应该被探测到的地面点被纳入了视点的可探测范围内的现象。针对此种情况进行计算建模,连接任一视点 O_i 与其覆盖范围内一地面点 P_j 生成线段,在此线段上进行等距采样获得采样点 (X_k, Y_k, Z_k) ,同时根据其所在点 (X_k, Y_k) 的高程数据进行双线插值得到 Z_k ,如若对任一采样点成立,则判断为有遮挡并

将 P_j 对应地面网格点移出 ω_α ,反之则无遮挡。

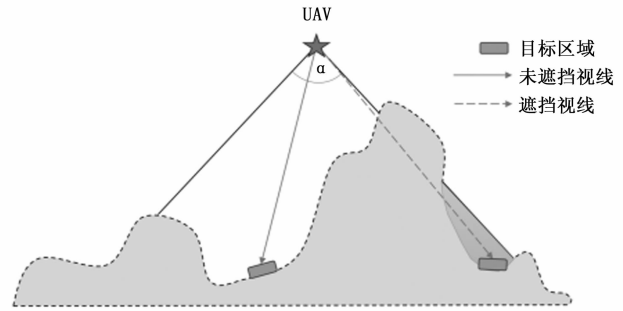


图 3 无人机侦察覆盖遮挡模型

$$\begin{cases} \text{若存在 } Z_k' < Z_k, \text{ 将 } P_j \text{ 对应地面网格点} \\ \text{移出 } \omega_\alpha \\ \text{否则, } P_j \text{ 留在 } \omega_\alpha \text{ 中} \end{cases} \quad (6)$$

通过覆盖模型对视点集合进行遍历计算,得出视点可视范围集合。

2.3 路径点生成

需要完成对无人机在山地环境执行区域覆盖任务的路径规划时,第一步即为生成能完成全覆盖的探测视点集。基于以上的侦察覆盖模型,提出了一种算法用来生成无人机的一组航路点,供无人机按照顺序进行遍历访问与感知覆盖。当获得了一个带有高度信息的待侦察山地环境任务区域,目标为获取检测目标图形质量较好的同时减少通讯载荷时,需最大限度地减少航路点数量以求获得最小的路径长度代价。经过上述的侦察覆盖模型模拟访问计算各视点的覆盖情况之后,便得到视点覆盖范围的集合。而想要获得最少视点集合则需要解决以下集合覆盖线性规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{MIN} \sum_{i \in S} X_i \\ & \text{s. t} \quad \sum_{i: e \in S} X_i \geq 1, e \in B \\ & X_i \in \{0, 1\}, i \in S \end{aligned} \quad (7)$$

其中:如果视点 S_i 存在于解集合当中,则其对应的 X_i 置为 1,否则置为 0。 B 则代表待覆盖区域内所有地表网格集合, S 为所有视点的集合。该约束表示需要确保 B 中的所有元素都会被 S 中任意一元素覆盖,即任一地面表格的中心点总能找到对应的视点将其覆盖。

对集合覆盖问题的求解是一个 NP 难题^[18],本研究选择使用考虑被选择视点之间的距离约束的贪婪算法解决这个问题。在解决这一问题时,由于整个计算都是围绕视点以及地底网格中心点的数量为基准,所以其数量将会对覆盖的精准度以及计算速度产生较大影响。视点集与中心点集都可以抽象为在二维平面上以固定步长均匀分布的,视点间的间距是两倍的步长。如果设置的过小会大幅加重运算时间,而设置的过大则可能导致无法完全覆盖。同样中心点的间距也尤为重要,设置过小会

加重计算负载, 过大则会使得在做覆盖计算时边界出现较大的误差, 影响结果的精确性。

2.4 约束条件

在无人机覆盖路径规划研究中, 约束条件是确保无人机任务执行安全的重要指标。通过限制无人机的飞行高度、机身速度以及避开禁飞空域等措施, 可以有效保障无人机在任务执行过程中的飞行安全。此外, 通过合理规划无人机的航迹和探测器的使用, 可以最大限度地利用有限资源, 提高任务效率和成果, 并增强飞行的可行性。针对本研究, 设立了飞行高度约束和飞行速度约束。

2.4.1 高度约束

飞行高度约束可以确保无人机在任务全程保持在一定的高度区间内, 规避因高度过高或高度过低引发的性能削弱, 安全保障等问题。通过设定最低高度 $H_{\min}$, 可以避免无人机与地面建筑物、树木等障碍物发生碰撞, 设定最大高度 $H_{\max}$ 以优化传感器的工作效果, 提高数据采集的准确性和覆盖范围, 从而提升任务的整体成果。用 H_i 表示路径点 i 处无人机的飞行高度, 公式如下:

$$H_{\min} \leq H_i \leq H_{\max} \quad (8)$$

2.4.2 速度约束

飞行速度约束可以确保无人机在任务全程保持在一定的速度区间内。设定最低速度 $V_{\min}$ 以确保无人机遵循运动学原理, 设定最高速度 $V_{\max}$ 避免因速度过高引起的飞行姿态频繁变化使得无人机失控, 用 V_i 表示路径点 i 处无人机的飞行速度, 公式如下:

$$V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \quad (9)$$

2.5 航迹平滑曲线

在进行路线长度代价计算时, 采用平滑曲线的长度进行代价计算, 这将为路线规划的精确性做出更加准确的表述和参考, 从而在做出规划之后无需进行进一步的曲线光滑操作。目前的研究中有多种曲线优化方式可以采用, 选用 PH 曲线则是因为其易于计算的特性。PH 曲线 (Piecewise Hermite Curve) 是一种由分段 Hermite 插值而成的曲线, 在航迹规划中被广泛应用。它的公式可以表示为:

$$P(t) = \sum_{i=0}^n H_i(t) \cdot P_i \quad (10)$$

其中: $P(t)$ 是曲线上的点在参数 t 处的位置, $H_i(t)$ 是 Hermite 基函数, P_i 是控制点。在航迹规划中, 这些控制点可能是离散的航迹点或者是航迹段的起始和终止点, 通过调整控制点的位置和 Hermite 基函数的插值权重, 可以得到满足飞行要求的航迹曲线。由于进行规划时, 对无人机的飞行状态有所要求, 飞行时加速度应该连贯, 为了达到这样的目的, 本研究中的所有路线平滑全部采用 PH 五阶曲线。PH 五阶曲线是 PH 曲线的一种变种, 它通过更高阶的 Hermite 插值来提供更加

光滑的曲线, 其公式与式 (10) 相同, $H_i(t)$ 是五阶 Hermite 基函数, 其他符号的含义与 PH 曲线相同。

2.6 目标函数

针对区域侦察覆盖路径生成问题, 则需要建立起符合应用场景的航路目标函数, 本研究将覆盖率作为约束条件, 代价主要考虑了航路距离和路径光滑两方面, 这两方面所建立的评价指标构成了航路目标函数。作为评估路线质量的指标, 其值越小则得到的路线越符合预期要求。

为了使规划的路线符合任务时间要求以及无人机在要求范围内尽量高效, 则需要将路线的长度作为考量。再而考虑到飞行过程中的安全以及无人机的跟随效率, 路径的形状应该更加平滑, 尽量减少急转弯的出现, 则需要考虑路线的平滑性。

$$F_{\text{Distance}}(X_i) = \sum_{i=1}^{n-1} l_i \quad (11)$$

$$F_{\text{Curve}}(X_i) = \omega_1 \sum_{j=1}^{n-1} \varphi_i \quad (12)$$

$$F = \mu_1 F_{\text{Distance}} + \mu_2 F_{\text{Curve}} \quad (13)$$

其中: l_i 表示相邻路径点之间的距离, ω_1 代表偏转代价系数, φ_i 为偏转角, μ_1 和 μ_2 分别代表距离代价和平滑代价的权重。

3 改进蜣螂优化算法

3.1 蜣螂优化算法

得到路径点的集合之后需要解决路径点的访问顺序问题, 访问顺序决定了覆盖路径整体的长度、无人机可跟随性和安全性。本研究所需解决的路径点顺序选择问题本质上是一个开放性旅行商问题, 蜣螂优化算法 (DBO, dung beetle optimizer) 是文献 [19] 提出的一种群体智能算法。其主要受启发于滚球、跳舞、产卵、觅食和偷窃行为。相比同类型的其他群智能算法其拥有迭代速度快、全局规划能力较好的优点, 故选用蜣螂优化算法来进行航路点访问顺序求解。

滚球蜣螂为了避免竞争, 会通过天体光源进行导航, 以尽可能快速和高效地移动粪球, 且光源的强弱也会影响前进的位置。滚球蜣螂的位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \times k \times x_i^{t-1} + b \times \Delta x$$

$$\Delta x = |(x_i^t - X^w)| \quad (14)$$

其中: x_i^t 表示第 i 只蜣螂在第 t 次迭代时的位置, 偏转系数 $k \in (0, 0.2]$, b 为 $(0, 1)$ 范围内的随机值, α 取值为 -1 或 1 。 X^w 表示全局最差位置, Δx 为光强变化系数。

当遇到障碍物时, 蜣螂将会通过跳舞行为进行旋转和停止, 以调整自己的前进方向, 使用了正切函数来模仿新的滚动方向。滚球蜣螂的位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \tan(\theta) |x_i^t - x_i^{t-1}| \quad (15)$$

其中: $\theta \in [0, \pi]$ 表示偏转角。产卵蜣螂在进行繁殖之前会选择合适的产卵地点, 使用一种边界选择策略模拟其产卵区域, 其定义为:

$$Lb^* = \max[X^* \times (1 - R), Lb] \quad (16)$$

$$Ub^* = \min[X^* \times (1 + R), Ub] \quad (17)$$

其中: Lb^* 和 Ub^* 分别表示区域的下、上界, Lb 和 Ub 分别表示优化问题的下限和上限, X^* 为当前局部最佳位置, $R = 1 - t/T_{\max}$, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。卵的位置也是动态的, 其位置更新公式表示为:

$$B_i^{t+1} = X^* + b_1 \times (B_i^t - Lb^*) + b_2 \times (B_i^t - Ub^*) \quad (18)$$

其中: B_i^t 为第 t 次迭代第 i 个卵的位置, b_1 和 b_2 为两个大小为 $1 \times D$ 的随机向量, D 为优化问题的维度。用同样的边界选择策略模拟小蜣螂的觅食区域, 其定义为:

$$Lb^b = \max[X^b \times (1 - R), Lb] \quad (19)$$

$$Ub^b = \min[X^b \times (1 + R), Ub] \quad (20)$$

其中: X^b 为全局最佳位置, Lb^b 和 Ub^b 分别表示觅食区域的下、上界。小蜣螂的位置更新公式表示为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + C_1 \times (x_i^t - Lb^b) + C_2 \times (x_i^t - Ub^b) \quad (21)$$

其中: x_i^{t+1} 为第 t 次迭代第 i 个小蜣螂的位置, 其中 C_1 为随机数, 遵循正态分布, C_2 为 $(0, 1)$ 范围内随机值。小蜣螂会通过偷窃行为争夺食物, 其位置更新公式表示为

$$x_i^{t+1} = X^b + S \times g \times (|x_i^t - X^*| + |x_i^t - X^b|) \quad (22)$$

其中: x_i^{t+1} 为第 t 次迭代第 i 个偷窃蜣螂的位置, X^b 是争夺食物的最佳地点。S 为常数值, g 是一个大小为 $1 \times D$ 遵循正态分布的随机向量。

3.2 Circle 混沌映射

DBO 中由于采用了随机生成种群的方法, 故较容易出现种群分布不均, 多样性减少等问题, 进而影响到算法的收敛速度。针对这一问题本研究所提出的 AC-DBO 采用混沌映射的方法来优化初始种群的生成方法, 利用混沌映射的随机性、非重复性以及混沌遍历性等特点使种群的分布更加均匀。

Circle 混沌映射因其较为稳定且混沌值覆盖率高被大量研究广泛使用, 但由于其映射在 $[0.2, 0.6]$ 之间的取值较为密集, 因此对其映射公式参数进行改进, 使其更加均匀:

$$x_{n+1} = \text{mod} \left[3.85x_n + 0.4 - \frac{0.7}{3.85} \pi \sin(3.85\pi x_n), 1 \right] \quad (23)$$

这样一来能够有效地提高以及改善初始种群在搜索空间上的分布质量, 进而加强 DBO 算法的全局搜索能力。

3.3 非线性边界收敛因子

由式 (16) (17) (19) (20) 可知, DBO 算法中的种群产卵与觅食方向被限制在一定的区域之内。虽然原算法采用了随迭代次数动态调整的策略, 将边界收敛因子 R 设置为:

$$R = 1 - \frac{t}{T_{\max}} \quad (24)$$

而面对群智能算法的种群设置及行为定义等多方面复杂规则, 这样的线性减少的策略限制了算法的全局搜索与局部开发能力。本研究希望算法在前期进行全局的广泛搜索, 而在后期加快收敛速度, 更快地得到局部搜索的最优解。于是将边界收敛因子表达式设置为如下:

$$R = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{2} + \pi \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (25)$$

3.4 参数自适应调整

由式 (22) 知, 当小偷蜣螂进行偷窃行为时更倾向于在最佳食物来源处进行局部搜索, 但是其将会导致算法陷入局部最优, 使得搜索停滞。而本研究希望算法在迭代前期扩大搜索范围而后期加速局部范围的搜索从而准确迅速地寻求到最优解。布朗运动与 Levy 飞行所具有的宽轨迹运动与倾向于小步长运动的机制如果进行联合, 则能在迭代前期加强全局搜索范围, 而在迭代后期实现局部搜索增强。

布朗运动是一种随机运动现象, 其特点是微小颗粒在液体或气体中呈现无规律的、不规则的运动。这种运动由于与周围分子的碰撞而引起, 是由于分子热运动的结果。点 x 处布朗运动的随机模型 (均值 $\mu=0$, 方差 $\sigma^2=1$) 如下:

$$f_B(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (26)$$

Levy 飞行是一种随机运动过程, 与布朗运动类似, 但其特点是在长时间尺度上呈现出更大的位移距离的尾部分布。这种过程具有自相似性, 即其部分也具有与整体相似的统计特征。其数学表达式为:

$$\text{Levy}(\lambda) = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\lambda}} \quad (27)$$

其中: 参数 χ 与 $\text{Levy}(\lambda) \sim t^{-\lambda}$ 中的 λ 关系为 $\lambda = 1 + \chi$, 且 $0 < \chi \leq 2$, μ 和 ν 均服从正态分布, 定义为 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$, $\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$ 常数 χ 一般取 1.5, 其中方差 σ_μ 和 σ_ν 由式定义:

$$\sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\chi) \sin\left(\frac{\chi}{2}\pi\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\chi}{2}\right) \chi \cdot 2^{(\chi-1)/2}} \right]^{1/\chi} \quad (28)$$

$$\sigma_\nu = 1$$

其中: Γ 为伽马函数, 则引入布朗运动与莱维飞行

后, 原算法中的小偷蟑螂位置更新为:

$$x_i(t+1) = X^b + S \cdot g \cdot [|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|] + R_{BM} \quad (29)$$

$$x_i(t+1) = X^b + S \cdot g \cdot [|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|] + R_{LF} \quad (30)$$

如此引入布朗运动与莱维飞行之后, 宽范围的搜索能够增强小偷蜚螂搜索的随机性, 增强算法的搜索能力, 而后期小偷蜚螂仍旧能够保持活性, 加强了局部的深入搜索, 相较原算法中的随机搜索有诸多优点。改进后的 ACDBO 算法流程伪代码如下所示:

```
Require: 初始化种群数量 pop, 最大迭代次数 MaxIter, 维度 dim, 上下边界 lb 与 ub;  
Ensure: 根据式(23)初始化种群 X, 计算适应度 fitness  
设置最优值 GbestScore 和最佳路径 GbestPos;  
While t < MaxIterdo  
    Fori = 1, 2, ..., PballRollingdo  
        根据式(14)和式(15)更新滚球蜚螂位置;  
    Endfor  
    Fori = PballRollingtoPbroodBalldo  
        根据式(18)更新产卵蜚螂位置;  
    Endfor  
    根据式(25)更改边界收敛因子  
    Fori = PbroodBalltoPSmalldo  
        根据式(21)更新小蜚螂位置;  
    Endfor  
    Fori = PSmall toPthiefdo  
        根据式(29)和式(30)更新小偷蜚螂位置;  
    Endfor  
    记录当前最优 curve(t) = GbestScore;  
    t = t + 1;  
End while  
输出 GbestScore 和 GbestPos
```

4 仿真验证

无人机在山地环境下的区域覆盖任务要求无人机对所选区域进行全面覆盖, 同时避免碰撞。为了验证本文覆盖路径规划方法的有效性, 本研究采用了 2017 年华为杯研究生数模竞赛的 DEM 高程图数据, 如图 4 所示, 以规则网格的形式进行表达, 其中包含 2 913 列和 2 775 行, 在其中截取了 300 行 400 列的区域。该数据集中, 第一行第一列的数值代表海拔(单位: m)在 (0, 0) 点处的数值。相邻单元格之间的间距为 38.2 m, 因此, 第 a 行第 b 列的单元格所包含的高程数值对应于位置 $[38.2(a-1), 38.2(b-1)]$ 处的地形高度。

4.1 路径点生成结果分析

路径点生成的目标是求出最小化视点的数目达到对区域的全覆盖, 以此来减少计算的 成本以及路径长度的冗余。在 Matlab 2020a 上进行了一系列的模拟计算测

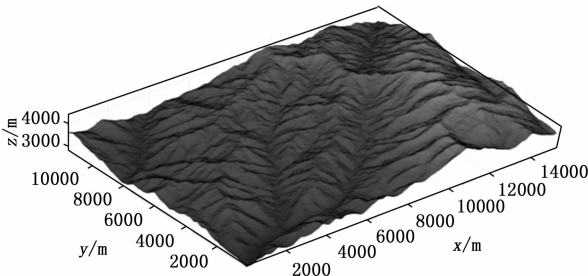


图 4 目标区域三维地形图示

试, 将本文提出的路径点生成算法与文献中牛耕法和螺旋法进行了比较, 3 种方法的区别在于牛耕法与螺旋法更讲求对于目标区域形状的分解, 从而决定路线的切入方向以及沿着区域边缘方向视点的选择, 且牛耕法与螺旋法的路径点分布均匀。本研究中的探测器最佳探测高度均设定为 1 500 m, 且机体最高海拔设定为 6 km, 视野角度设定为 45°, 牛耕法及螺旋法均需考虑边缘覆盖及山体起伏问题, 故在探测边缘有 30% 区域重合以保证全覆盖。如图 5 所示, 本文的视点选择算法将要求以更高的效率完成对目标区域的完全覆盖, 并均匀分布在目标区域上空。表 1 的结果表明, 在达到全覆盖即覆盖率为 100% 时, 本文所提出的方法需要的路径点数目较牛耕法与螺旋法减少了 39.6%, 折线路径长度相较牛耕法与螺旋法分别减少了 47.49% 和 49.18%。

表 1 视点数目与折线路径长度对比

方法	本文算法	牛耕法	螺旋法
路径点数目/个	37	63	63
折线路径长度/m	71 210	135 607	140 126

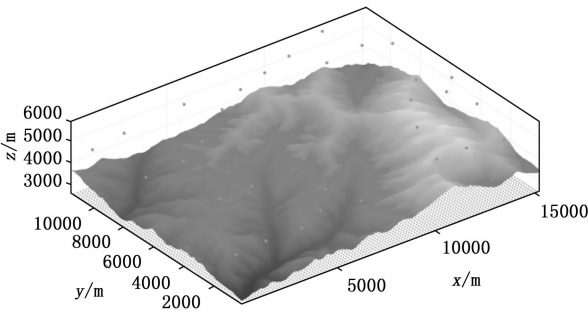


图 5 基于贪婪策略方法的最佳视点集

4.2 路径规划结果分析

为了验证 ACDBO 算法针对无人机区域覆盖侦察路径规划模型的有效性以及可行性, 本研究分别使用 ACDBO 算法和 DBO 算法来生成路径点访问顺序以及遍历路径, 是一种类似于开环旅行商问题^[20], 即不需要旅行商最后回到出发城市。值得一提的是, 相比于其他群体智能优化算法, 例如遗传算法、蚁群算法, DBO 在

求解类似问题时在运行速度上拥有较为明显的优势。蚁群算法需要维护和更新大量的信息素矩阵, 计算成本较高^[14]。且蚁群算法中存在许多参数, 这些参数的调整对算法的性能有大影响。调整这些参数需要一定的经验和反复试验, 否则难以确定最优的参数组合。所以传统的群体智能算法在求解本研究模型时存在一定的挑战性。ACDBO 算法参数如表 2 所示。

表 2 ACDBO 算法参数

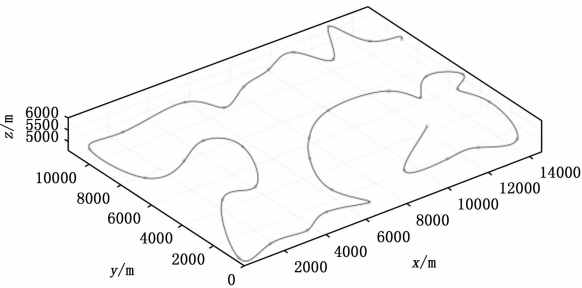
种群数量	迭代次数	<i>lb</i>	<i>ub</i>	<i>beta</i>
300	300	0	1	3/2
delta	滚球蜣螂比例	产卵蜣螂比例	小蜣螂比例	小偷蜣螂比例
0.003	0.3	0.2	0.3	0.2

为验证 ACDBO 算法稳定性, 将其与 DBO 算法以及 ACO 算法进行对比, 共同运行 30 次并统计了目标函数最优值、最劣值以及方差, 其结果如表 3 所示。

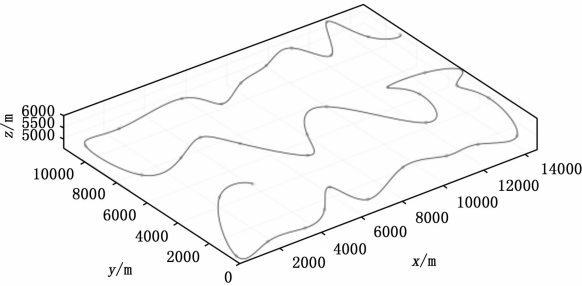
表 3 算法稳定性对比

算法	ACO	DBO	ACDBO
最优值	85 840.7	72 710.2	71 210.3
最劣值	90 410.5	73 840.6	71 820.0
方差	11 467.1	2 098.3	274.2

图 6 为分别使用了原始 DBO 算法以及 ACDBO 算法进行区域覆盖路径规划所得到的最优解, 两种算法所使用的参数全部相同, 如表 2 所示。图中空心圆点为生成的路径点, 当使用原始 DBO 时, 无人机的飞行长度为 76 215.94 m, 急转弯数量为 10。当使用 ACDBO 算法时, 无人机的飞行总长度为 74 130.15 m, 急转弯数量



(a) ACDBO 算法规划结果



(b) DBO 算法路径规划结果

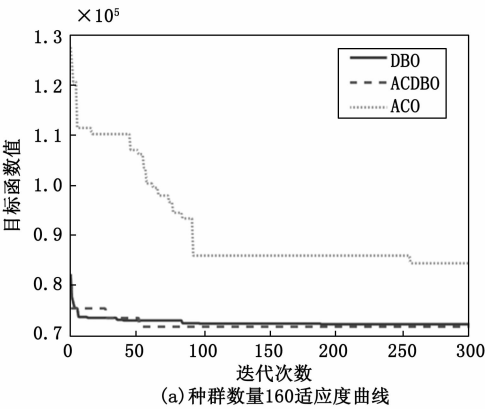
图 6 ACDBO 算法与 DBO 算法路径规划结果

量为 6。且飞行过程中未经过重复的路径点, 所经过的路径点数量皆为 37, 当遍历所有路径点之后, 无人机飞行任务结束。

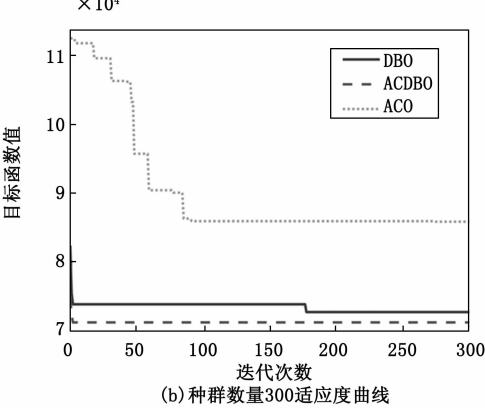
4.3 算法性能评估

为了评估 ACDBO 算法的性能, 本研究将 ACDBO 算法与原始 DBO 算法、ACO 算法在当前模型数据集之上进行了对比, 共有 37 个路径点, 且每个点位都有其三维坐标, 不限制出发点与终点。由于 ACDBO、DBO 以及 ACO 算法都是群体智能算法, 其中种群数量参数将会对收敛结果以及收敛速度产生较大影响, 为了验证 ACDBO 算法在不同种群数量情况下的运行表现, 分别选取了种群数量 160、300 和 500 进行定量对比分析。

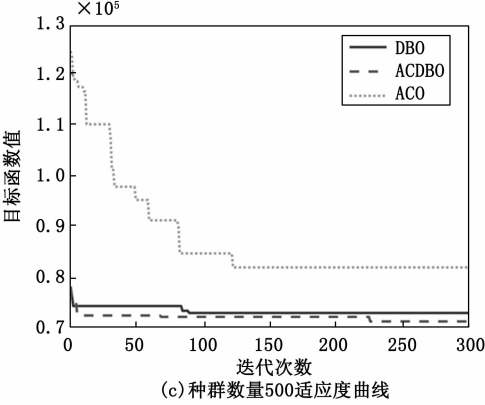
从图 7 可以看出, 在相同种群数目以及迭代次数之



(a) 种群数量 160 适应度曲线



(b) 种群数量 300 适应度曲线



(c) 种群数量 500 适应度曲线

图 7 不同参数下的标准试验系统结果曲线

下, ACDBO 算法有更好的种群初始化程度, 在种群位置更新的过程中采用了更合理的随机分布策略, 所得到的结果就是其收敛速度远大于 ACO 算法, 大于 DBO 算法, 并且在得到的最终目标函数值上更低。

表 4 算法收敛时间对比

算法	ACO	DBO	ACDBO
收敛时间	78.937	29.025	30.291

表 4 为种群数量为 300 时各算法的收敛时间, 可以看出蚁群算法的运算速度远小于 DBO 算法与 ACDBO 算法, 其中 ACDBO 算法运行时间略微长于 DBO 算法。总体上看, ACDBO 算法在求解此模型的覆盖路径规划问题上拥有更优的性能。

5 结束语

本文研究了无人机在山地环境下的区域侦察覆盖路径规划问题。首先对目标区域数据进行了网格化等预处理, 考虑任务要求构建视点集合与被覆盖点集合; 其次构建了覆盖模型与遮挡模型; 然后, 以带有视点间距离、覆盖率约束的贪婪算法, 进行了最佳视点的选择; 最后, 构建以最小化无人机路径长度及转弯次数的加权和为目标建立数据模型, 并采用 ACDBO 算法求解该数学模型。仿真结果表明, 本文所提出的方法能够得到能耗更优的路径规划结果。

参考文献:

[1] SUN L, CHANG P, JIANG H, et al. Research on intelligent target recognition technology for integrated reconnaissance/strike UAV [C] //Beijing: Global Intelligence Industry Conference (GIIC 2018), 2018: 282-288.

[2] ATIF, MUHAMMAD. UAV-assisted wireless localization for search and rescue [J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15 (3): 3261-3272.

[3] PARK S, CHOI Y. Applications of unmanned aerial vehicles in mining from exploration to reclamation: a review [J]. Minerals, 2020, 10 (8): 663.

[4] TAN C S, MOHD-MOKHTAR R, ARSHAD M R, et al. A comprehensive review of coverage path planning in robotics using classical and heuristic algorithms [J]. IEEE Access, 2021, 9: 119310-119342.

[5] XU T, WANG N, LIN H, et al. UAV autonomous reconnaissance route planning based on deep reinforcement learning [C] // 2019 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), Beijing, 2019: 761-766.

[6] 胡全鑫, 高桂清, 王 成, 等. 基于空中投放平台的无人

机集群区域侦察策略 [J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44 (9): 11-19.

[7] 李 波, 杨志鹏, 贾卓然, 等. 一种无监督学习型神经网络的无人机全区域侦察路径规划 [J]. 西北工业大学学报, 2021, 39 (1): 77-84.

[8] 肖玉婷, 方勇纯, 梁 潇, 等. 基于分块优化思想的多无人机覆盖路径规划 [J]. 中国科学: 技术科学, 2020, 50 (4): 439-452.

[9] NIELSEN, LASSE. Convex decomposition for a coverage path planning for autonomous vehicles: interior extension of edges [J]. SENSORS, 2019, 19 (19): 4165.

[10] MUNOZ, JAVIER. Multi UAV coverage path planning in urban environments [J]. Sensors, 2021, 21 (21): 7365.

[11] 薄 宁, 李相民, 代进进, 等. 基于变步长稀疏 A~* 搜索和 MPC 的多无人机层次化协同航迹规划 [J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40 (2): 65-71.

[12] JIA Y, ZHOU S, ZENG Q, et al. The UAV path coverage algorithm based on the greedy strategy and ant colony optimization [J]. Electronics, 2022, 11 (17): 2667.

[13] YUAN J, LIU Z, LIAN Y, et al. Global optimization of UAV area coverage path planning based on good point set and genetic algorithm [J]. Aerospace, 2022, 9 (2): 86.

[14] 陈 丽, 陈 洋, 杨艳华, 等. 面向三维结构视觉检测的无人机覆盖路径规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37 (2): 1-10.

[15] 陈伟文, 田秋扬, 胡天江, 等. 灾难场景建筑三维重建的无人机航迹规划方法 [J]. 中山大学学报 (自然科学版) (中英文), 2024, 63 (2): 78-84.

[16] LI J, LI X, YU L, et al. Multi-UAV cooperative coverage path planning in plateau and mountain environment [C] //Beijing: 2018 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC), 2018: 820-824.

[17] 尹洪玉, 吴 宇, 梁天骄. 固定翼无人机巡逻覆盖协同路径规划方法 [J]. 航空学报, 2024, 45 (6): 329-343.

[18] DAI R. Quality-aware UAV coverage and path planning in geometrically complex environments [J]. AD HOC Networks, 2018, 73: 95-105.

[19] XUE J K. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. Journal of Supercomputing, 2023, 79 (7): 7305-7336.

[20] SENGUPTA, LAHARI. Which local search operator works best for the open-loop TSP? [J]. Applied Sciences-Basel, 2019, 9 (19): 3985-3985.