doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.003

基于双步构造策略的多无人机覆盖路径规划方法

陆健强[1,2]　王　量[1]　王卫星[3]　熊万杰[1,2]　陈祖城[1]　周正扬[1]　童海洋[1]
邹创威[1]　吴龙国[4]　曹云娥[4]

(1. 华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广州 510642; 2. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广州 510642;
3. 华南农业大学珠江学院, 广州 510900; 4. 宁夏大学葡萄酒与园艺学院, 银川 750021)

摘要: 针对多无人机在草地、大田等复杂场景下协同覆盖作业时面临的路径规划复杂度高、区域边界复杂及机具资源闲置等问题,本文提出了一种高效、负载均衡的多无人机覆盖路径规划框架。首先提出递归分解 + 变邻域模拟退火算法双步构造策略。该策略以子多边形宽度和最小为阶段性目标,首先利用凹多边形凸分解特性设计递归分解方法使宽度和局部最小;进而,通过将递归分解嵌入可变邻域改进的模拟退火算法,实现宽度和全局最小化。同时提出一种基于无人机性能指数的任务分配方法,该方法依据无人机速度和旁向间距计算性能指数,据此分派作业区域块并结合续航能力规划多架次路径,旨在均衡各机飞行任务时长。仿真试验表明:所提双步构造策略在所有测试案例中均能找到宽度和全局最小凸分解方案,且在 5、6、7 个凹顶点测试案例中,宽度和较改进遗传算法分别降低 9.072、5.169、2.869%;基于性能指数的任务分配方法所得任务时长的变异系数低至 4.02% ~ 7.33%,可有效实现飞行任务时长均衡。

关键词: 多无人机覆盖路径规划; 递归分解; 变邻域模拟退火算法

中图分类号: TP301.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)03-0027-11　　**OSID**:

Multi-UAV Coverage Path Planning Based on Two-step Construction Strategy

LU Jianqiang[1,2]　WANG Liang[1]　WANG Weixing[3]　XIONG Wanjie[1,2]　CHEN Zucheng[1]　ZHOU Zhengyang[1]
TONG Haiyang[1]　ZOU Chuangwei[1]　WU Longguo[4]　CAO Yune[4]

(1. *College of Electronic Engineering* (*College of Artificial Intelligence*), *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *National Center for International Research on Precision Agricultural Aviation Pesticide Spraying Technology*, *Guangzhou* 510642, *China*
3. *Zhujiang College of South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510900, *China*
4. *School of Enology and Horticulture*, *Ningxia University*, *Yinchuan* 750021, *China*)

Abstract: Aiming at the challenges of high path planning complexity, complex regional boundaries, and idle aircraft resources faced by multi-UAVs in grasslands, fields, and other complex scenarios, an efficient and load-balanced multi-UAV coverage path planning framework was proposed. The framework consisted of two core elements: first, an innovative two-step construction strategy of "recursive decomposition-variable neighborhood simulated annealing algorithm". The strategy took the minimization of the total sub-polygon width as the stage goal, firstly, using the convex decomposition property of concave polygons to design the recursive decomposition method to minimize the width and localization, and then, embedding the recursive decomposition into the improved simulated annealing algorithm with variable neighborhood to achieve the width and global minimization. Secondly, a task assignment method based on UAV performance index, which calculated the performance index based on UAV speed and bypass spacing, assigned the operation area blocks accordingly and planned the multi-trip paths in

收稿日期: 2025-05-13　修回日期: 2025-09-02

基金项目: 宁夏回族自治区重点研发计划项目重大专项(2025BBF01004)、广东省重点研发计划项目(2023B0202090001)、广州市重点研发计划项目(2023B0311392)、华南农业大学农业装备技术全国重点实验室开放基金项目(SKLAET-202412)和新质生产力产教融合创新课题(CSDP25LF8C428)

作者简介: 陆健强(1980—),男,教授,博士,主要从事农业人工智能与无人载具协同控制研究,E-mail: ljq@scau.edu.cn

通信作者: 熊万杰(1976—),男,副教授,博士,主要从事智慧农业算法研究,E-mail: xxwwjj@scau.edu.cn

combination with the range capability, aiming to equalize the task duration of each aircraft. Simulation experiments showed that the proposed two-step construction strategy can find the width and the global minimum convex decomposition scheme in all test cases, and the width were reduced by 9.072, 5.169, and 2.869 percentage points, respectively, compared with the improved genetic algorithm in the test cases of 5、6、7 concave vertices; the coefficients of variation of the task duration obtained from the performance index-based task assignment method were as low as 4.02% ~7.33%, which can effectively realize the equalization of task duration, effectively achieved mission duration equalization.

Key words: multi-UAV coverage path planning; recursive decomposition; variable neighborhood simulated annealing algorithm

0 引言

近年来,控制理论与通信技术的突破性进展推动了无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)技术的范式变革。作为具有高机动性与自主决策能力的空中机器人平台,无人机系统正深度融入工业 4.0 转型进程,在军事侦察、精准农业、地理空间建模等关键领域展现出不可替代的应用价值[1-4]。

单无人机最优路径规划技术作为无人机应用早期的核心研究技术之一,国内外已有大量学者对最优路径求解问题进行探索,该问题主要有以下 4 种解决方法:基于图采样的规划方法、智能优化算法、深度学习算法及上述 3 种算法相互结合的混合优化算法[5-9]。顾秋逸等[10]结合人工势场法中的引力函数,改进 RRT 算法用于单无人机的最优化路径求解,克服了传统 RRT 算法在无人机路径规划中搜索随机性高、存在冗余路径和平滑性差的问题。张涛[11]针对无人机平面路径规划设计一种基于自适应步长的改进人工鱼群算法,通过引入自适应步长和视野范围机制、社会经验引导策略以及 B 样条插值等步骤,提高算法的收敛速度和路径规划质量。张峰玲等[12]从 K-means 聚类分析结果的角度出发,结合模拟退火思想改进遗传算法进行单无人机路径规划,增强遗传算法的全局寻优能力,防止其陷入局部最优,在大规模防护点问题上减少路径长度并提升优化效率。上述研究分别从融合人工势场法、改进人工鱼群算法和优化遗传算法等角度,提升了单无人机路径规划的效率、平滑性与全局优化能力。

多无人机协同覆盖路径问题是一个需综合考虑多个维度的复杂组合优化问题[13-15]。高春庆等[16]针对多小型无人机在给定区域内的协同覆盖路径规划问题,提出一种基于机器人初始位置的区域划分(DARP)算法,该算法根据机器人的初始位置将给定区域划分为若干个相等子区域,将多无人机协同覆盖问题转化为多个单无人机覆盖问题,降低计算复杂度。赵嘉锡[17]基于 SparseEA 稀疏多目标优化算法设计了一种新型多无人机协同任务分配算法,该算法定义任务分配问题的收益性和威胁性两个适应度函数,以及时间窗和航行距离两个约束条件,并采用 SparseEA 算法进行求解,实现无人机与任务点的有效匹配,确保任务分配的合理性和高效性。杨毅等[18]将待覆盖区域按照多个扫描方向进行长方形区域分割,分割过程中考虑了无人机的探测范围和重叠率要求,确保每个长方形区域都能被有效覆盖。RAHIM 等[19]设计了一种两阶段的最大任务分配方法,在初始任务分配阶段,使用性能影响算法进行初始任务分配;通过引入可变成本降低机制,并结合基于最小成本减少、最小距离和分布式蜂群算法的 3 种任务重分配策略,对已分配任务进行再分配,以创建更多可行时间槽,用于分配未分配任务。GEORGY 等[20]使用带约束 Delaunay 三角剖分算法进行区域分割,通过相邻三角形并集凸性检测迭代等操作,保证原多边形在复杂形状及空洞条件下仍能获得稳定且较少块数的凸划分结果。

本研究提出一种双步构造策略方法,并结合基于无人机性能指数的任务分配方法实现多无人机覆盖路径规划问题求解。首先以无人机群任务完成时长最短作为优化目标,对多无人机协同覆盖问题完成数学建模。设计一种“递归分解-变邻域改进模拟退火算法”的双步构造策略,用于凸分割凹形待覆盖区域,使得子区域宽度和全局最小化,从而缩短无人机作业路径。采用基于无人机性能指数的任务分配方法,保证每台无人机的任务时长均衡性。最后,通过仿真试验和对照分析验证双步构造策略方法的可行性和有效性。

1 问题建模

1.1 问题描述

如图 1 所示,多无人机覆盖路径规划问题(Multi UAV coverage path planning, MUCPP)的核心在于将待覆盖区域分割成若干个凸多边形子区域,子区域经过分割、组合等操作形成区域块,并基于无人机性能指数分配区域块;无人机从起点出发,经过至少一个架次覆盖扫描对应的区域块,进而协同完

成对整个待覆盖区域的覆盖扫描任务，最后返回终点，要求此过程中无人机群体整体完成任务时长最短且每台无人机的任务时长均衡，并给出每台无人机的具体任务路径。

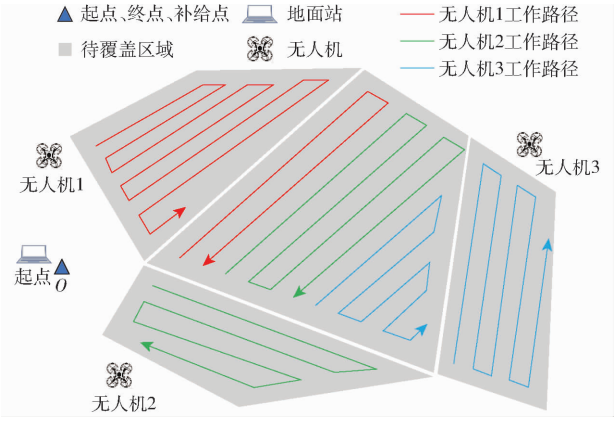

图 1　多无人机覆盖路径规划问题示意图

Fig. 1　Schematic of path planning problem for multi-UAV coverage

1.2　模型假设

为简化计算难度，做出如下假设：

(1)无人机在运动或静止状态被视为质点，作业时匀速飞行。

(2)无人机群中所有无人机都在同一时刻开始执行任务，该时刻为任务时长的计算起点。

(3)无人机执行任务时，转弯的曲线路径将以相邻平行航线与连接部分来代替。

(4)无人机在工作航线段之间的转移路径计入每个架次的整体路径长度。

(5)无人机每个架次的整体路径长度必须小于其最大的续航里程。

(6)无人机每个架次的工作航线段总长度远远大于转移路径长度。

(7)无人机以某一固定高度飞行，且扫描传感器的俯仰角恒定。

(8)无人机电池容量与续航里程均为线性模型，且数值相互对应。

(9)不考虑待覆盖区域中存在障碍物或禁飞区。

1.3　数学建模

为定量描述多无人机覆盖路径规划问题，建立包括目标函数和约束条件的数学模型。

1.3.1　目标函数

根据优化目的，模型选取无人机最大耗时最小化作为目标，目标函数为

$$\min(T_{all}) = \min(\max\{(T_1, T_2, \cdots, T_I\}) \tag{1}$$

式中　T_{all}——所有无人机任务时长的最大值

T_I——第 I 台无人机从起飞到返回终点的总任务时长

考虑到最终优化目标为均衡并最短化任务时长，且无人机 i 作业时以速度 v_i 匀速飞行，可优化目标函数为

$$\begin{cases} \min(L_1) \\ \min(L_2) \\ \vdots \\ \min(L_i) \end{cases} \tag{2}$$

即最终目标函数为无人机 i 总飞行里程 L_i 最小。

无人机 i 第 z 架次的路径长度 $L_{q,i}^{(z)}$ 计算式为

$$L_{q,i}^{(z)} = \sum_{n=0}^{Q} D_{i,n} + \sum_{n=0}^{Q} d_{(n,n+1)\bmod(Q+1)}^{(i)} \tag{3}$$

式中　$D_{i,n}$——无人机 i 在第 n 段工作航线内的路径长度

mod——取模运算函数

$d_{(n,n+1)\bmod(Q+1)}^{(i)}$——无人机 i 飞行路径中相邻两个航段点之间的距离

Q——无人机 i 第 z 架次工作航线段总数

无人机 i 第 z 架次内第 w 个工作航线段路径长度 $D_{i,w}$ 计算式为

$$D_{i,w} = D_{(i,w)\text{line}} + D_{(i,w)\text{tum}} \tag{4}$$

式中　$D_{(i,w)\text{line}}$——无人机 i 执行第 w 个工作航线段内部平行部分总长度

$D_{(i,w)\text{tum}}$——无人机 i 执行第 w 个工作航线段内部转弯部分总长度

无人机 i 第 z 架次内第 w 个工作航线段到第 $w+1$ 个工作航线段度转移路径长度 $d_{w,w+1}^{(i)}$ 计算式为

$$d_{w,w+1}^{(i)} = \sqrt{(x_{(i,w+1)\text{in}} - x_{(i,w)\text{out}})^2 + (y_{(i,w+1)\text{in}} - y_{(i,w)\text{out}})^2} \tag{5}$$

式中　$(x_{(i,w+1)\text{in}}, y_{(i,w+1)\text{in}})$——无人机 i 第 $w+1$ 个工作航线段入口坐标

$(x_{(i,w)\text{out}}, y_{(i,w)\text{out}})$——无人机 i 第 w 个工作航线段出口坐标

无人机 i 总飞行里程 L_i 计算式为

$$L_i = \sum_{z=0}^{q} L_{q,i}^{(z)} \tag{6}$$

式中　q——工作航线段序号

1.3.2　约束条件

为确保多无人机协同覆盖路径规划方案的可行性与有效性，需对任务执行过程施加若干关键约束，由此可推导出数学表达式

$$N_t \cap N_s = \varnothing \quad (\forall t \in A, \forall s \in A, t \neq s, t \neq 0, s \neq 0) \tag{7}$$

式中　A——时间集合　　t、s——时间点

$$p \cap h = \varnothing$$
$$(\forall p \in N_g, \forall h \in N_w, p \neq h, \forall N_g \in N, \forall N_w \in N) \tag{8}$$

式中 N_g、N_w——第 g 架和第 w 架无人机航段集合

N——无人机所经过的航段集合

$$L_{qi}^{(z)} \leqslant B_i \quad (\forall i \in I, \forall z \in Z) \tag{9}$$

式中 I——无人机集合 Z——飞行架次集合

$$L_{qi}^{(z)} > 0 \quad (\forall i \in A, \forall z \in Z) \tag{10}$$

$$(x_{istart}, y_{istart}) = (x_{iend}, y_{iend}) = (0,0)$$
$$(\forall i \in I, \forall (x_{iend} - x_{istart}) \in T)$$
$$(\forall i \in I, \forall (y_{iend} - y_{istart}) \in T) \tag{11}$$

式中 T——位移向量集合

(x_{istart}, y_{istart})——该航段起始点坐标

(x_{iend}, y_{iend})——该航段终点坐标

式(7)表示对于任意区域块N_t与N_s,不存在重复的工作航线段;式(8)表示对于任意工作航线段 p 与 h,不存在重叠部分;式(9)表示无人机 i 的任一架次 z 飞行路径长度$L_{q,i}^{(z)}$必须小于该无人机的最大续航里程B_i;式(10)表示无人机 i 的任一架次 z 必须有实际的飞行里程;式(11)表示无人机 i 开始执行任务时必须从起点 O 出发,完成覆盖任务时必须回到终点 O。

1.4 覆盖方式

常见的覆盖方式包括随机式、螺旋式以及往复式等。根据工程上实现的简易性要求,本研究采用往复式覆盖方式。

1.5 性能指标

区域分割阶段目标为缩短覆盖路径整体长度,然而由于异构无人机群 U 的性能参数旁向间距l_s不同,无法直接填充往复式覆盖路径并以路径长度进行比较,因此,使用凸解完毕后全部子多边形宽度之和W_{sum}作为区域分割阶段的性能指标,并通过该指标表征覆盖路径长度。

$$W_{sum} = \sum_{i=1}^{M} W_i \tag{12}$$

式中 M——凸解后子多边形数量

W_i——第 i 个凸子多边形宽度

任务分配阶段目标为优化无人机群 U 总飞行里程序列 L 从而均衡并最小化任务时长序列 T,均衡性指标为变异系数。

2 双步构造策略

2.1 待覆盖区域最优覆盖方法

当无人机 i 沿待覆盖区域 V 最优覆盖方向飞行时,总飞行里程L_i最短。凸待覆盖区域V_{convex}的最优覆盖方法为无人机 i 沿V_{convex}宽度垂直方向飞行;本文重点研究凹待覆盖区域$V_{concave}$,其最优覆盖方法是先根据子多边形宽度和全局最小原则对$V_{concave}$进行凸分解,无人机 i 再依次沿凸子区域 V'_{convex}的宽度垂直方向飞行[21],如图 2 所示。

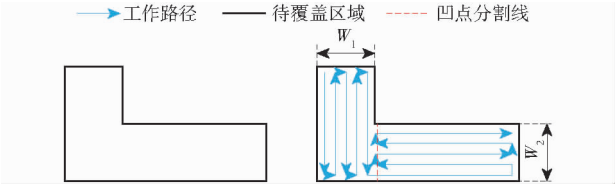

图 2 凹多边形凸分解示意图

Fig. 2 Schematic of concave polygonal convex segmentation

凹待覆盖区域$V_{concave}$凸分解过程,用以下数学语言描述:设$V_{concave}$为具有 n 个顶点的凹多边形,且凹顶点的数量为 m。对$V_{concave}$按凹顶点序列的某种顺序依次分解,可得到 $m+1$ 个宽度分别为W_1,W_2,…,W_{m+1}的凸子多边形P_1,P_2,…,P_{m+1},因此,以凹点序列分解顺序为基础,子多边形宽度和最小化目标为

$$W_{sum,s} = \min \sum_{i=1}^{m+1} W_i \tag{13}$$

s 表示在固定分解顺序下,尝试不同方向的分割线所得到的一种具体切法。

$$W_{sum,best} = \min(W_{sum}^1, W_{sum}^2, \cdots, W_{sum}^s) \tag{14}$$

W_{sum}^s表示在第 s 种分解顺序下,所有可能切法中宽度和最小值。

凹多边形$V_{concave}$凸分解是一个内外层嵌套问题,且外层是一个全排列型组合优化问题。为此,本研究构建一种“递归分解法 + 变邻域下降优化模拟退火算法”双步构造策略,解决凹多边形最优化凸分解问题。

2.2 递归式分解算法

$V_{concave}$凸分割存在两个特性[22]:对$V_{concave}$的凹点$V_{j,C}$以宽度和最小化为原则分解,可形成两个凸子多边形$V_{convex}^{(1)}$、$V_{convex}^{(2)}$,最优分割线$H_{best,j}$穿过$V_{j,C}$并平行于$V_{concave}$的某一条边;最优分割线$H_{best,j}$与 x 轴的角度β_j必须在凹点$V_{j,C}$可分解角度区间α_j内,即

$$\alpha_j = [\alpha_{j,\min}, \alpha_{j,\max}] \tag{15}$$
$$\alpha_{j,\min} \leqslant \beta_j \leqslant \alpha_{j,\max} \tag{16}$$

式中 $\alpha_{j,\min}$——$V_{j,C}$可分解角度下限,由$\boldsymbol{V}_j^C$与前一顶点$V_{j,C,last}$形成的向量$\boldsymbol{V}_{j,C,last}\boldsymbol{V}_j^C$与 x 轴的夹角

$\alpha_{j,\max}$——$V_{j,C}$可分解角度上限,由$\boldsymbol{V}_j^C$与后一顶点$V_{j,next}^C$形成的向量$\boldsymbol{V}_{j,C}\boldsymbol{V}_{j,next}^C$与 x 轴的夹角

基于以上特性,设计了一种递归式分解算法

(Recursive convex decomposition, RCD), RCD 算法流程图如图 3 所示,其中多边形P_d宽度计算采用快速计算法[23]。

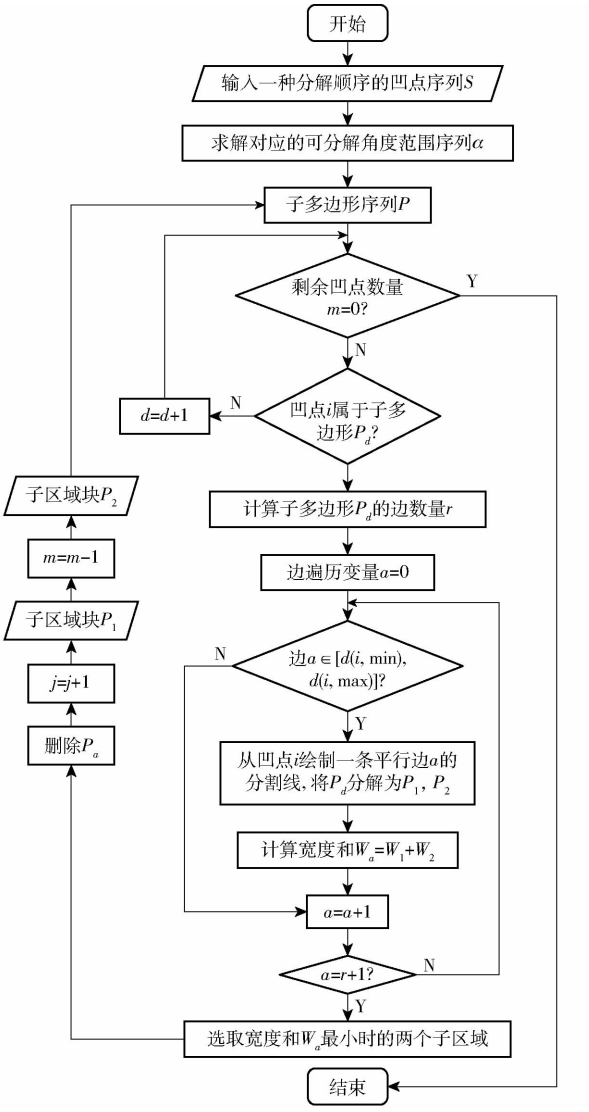

图 3　递归式分解算法流程图

Fig. 3　Recursive decomposition algorithm flowchart

RCD 算法流程包括:初始化凹多边形V_{concave}和凹点分解序列 S,依次判断并寻找当前凹点$V_{j,C}$所属的子多边形P_d,遍历V_{concave}的边,寻找在可分解角度区间α_j内最优分割线$H_{\text{best},j}$,对P_d凸分割生成宽度和最小的子多边形组合P_1、P_2,进而更新子多边形序列 P,随后更新凹点$V_{j,C}$;递归上述流程,直至所有凹点分解完毕。

2.3　变邻域模拟退火算法

针对同一凹多边形V_{concave},采用不同分割顺序 S 作为输入,利用 RCD 算法可得到多种分解结果,但无法保证分割后宽度和W_{sum}为全局最小$W_{\text{sum,best}}$。模拟退火算法(Simulated annealing, SA)是一种基于 Metropolis 采样的稳定性方法,从高温点T_h出发,在邻域结构内随机搜索,并不断迭代,直至求得问题较优解[24]。传统 SA 算法采用静态邻域结构,每次迭代仅交换解中相邻元素顺序,易导致搜索初期探索范围受限,显著降低搜索效率,并减缓收敛速度。变邻域搜索算法(Variable neighborhood search, VNS)由于具备动态邻域结构,可改善 SA 陷入局部最优情况[25],因此,本文引入 VNS 思想,提出基于变邻域改进的模拟退火算法(SA - VNS),通过寻找最优凹点分解顺序S_{best},实现凸分解后子区域序列 P 的宽度和W_{sum}全局最小化。

SA - VNS 算法流程图如图 4 所示。该算法在搜索初期,采用较大的邻域范围,以增加搜索多样性;在搜索后期,则采用较小的邻域范围,以在更小区域内进行精细搜索。随着温度的降低和搜索的深入,邻域范围逐渐缩小,从而提高搜索精度和收敛速度。

2.3.1　解编码与适应度计算

以凹点分解顺序序列 S 进行编码构建解序列 X,假定V_{concave}的凸分解序列为 $S=\{V_1^c, V_2^c, V_3^c, V_4^c, V_5^c\}$,则初始解 $X=\{1,3,4,5,2\}$ 表示以 V_1^c、V_3^c、V_4^c、V_5^c、V_2^c 的顺序依次对凹多边形V_{concave}进行分解。

取宽度和W_{sum}的倒数作为解 X 的适应度 f,即

$$f = 1/W_{\text{sum}} \tag{17}$$

2.3.2　变邻域搜索算子

为进一步提升 SA 算法求解效率,在降温过程嵌套变邻域搜索算子,可在不同降温阶段从不同邻域进行搜索。变邻域搜索算子包含 5 种操作符:segment、mulitpoint、insert、reverse 和 swap,如图 5 所示。图 5 左侧为初始解X_{original},通过动态邻域搜索变换至图 5 右侧。Segment 从解X_{original}中生成多个随机子段,随机排序并重新连接得到新解X_1;mulitpoint 先随机选取多元素进行随机排序,再放回提取点位得到新解X_2;insert 为随机选取一个元素并插入到另一点位得到新解X_3;reverse 为随机选择解X_{original}中的一个子区间 x,将子区间 x 中元素逆序后填充得到新解X_4;swap 为随机选取一个元素,交换相邻元素位置得到新解X_5。

3　基于无人机性能的指数任务分配

3.1　区域分配

无人机 i 的性能指数k_i可根据无人机速度v_i及旁向间距l_{si}计算,即

$$k_i = \frac{v_i l_{si}}{\sum_{i=1}^{I} v_i l_{si}} \tag{18}$$

为保证无人机群总飞行里程序列 L 均衡[26],应满足

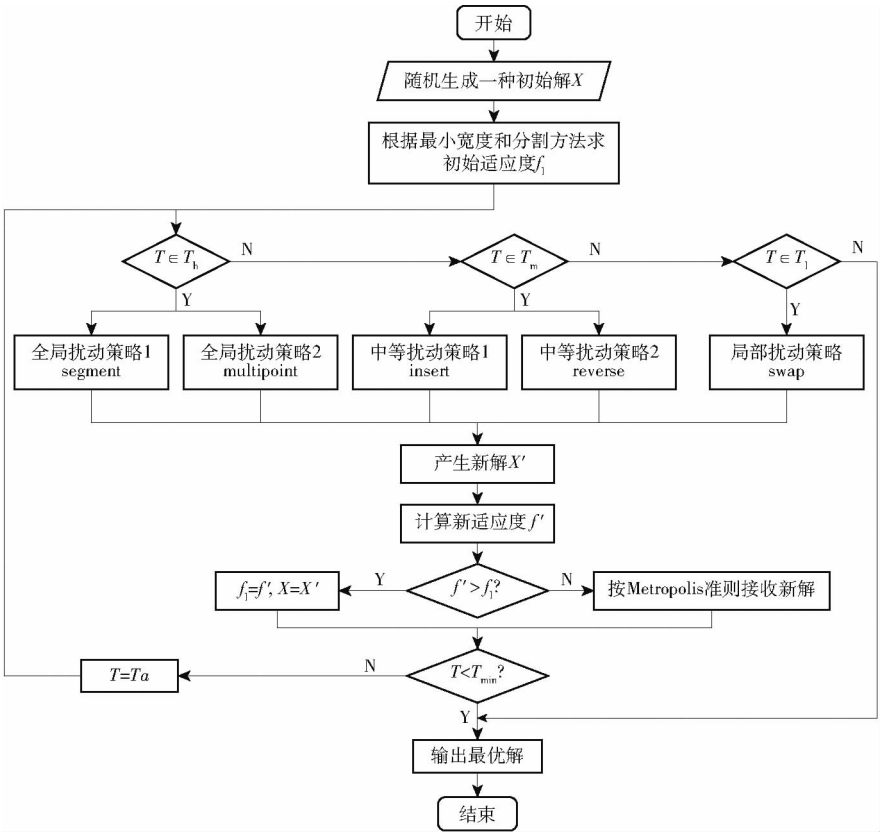

图 4 变邻域模拟退火算法流程图

Fig. 4 Flowchart of variable neighborhood simulated annealing algorithm

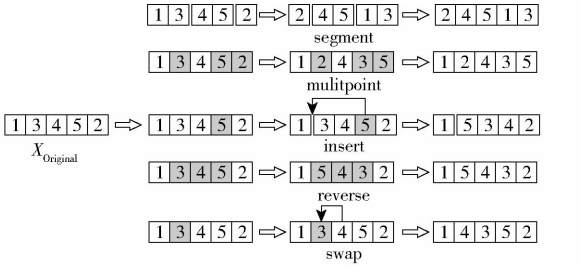

图 5 变邻域搜索算子操作符示意图

Fig. 5 Schematic of operator for variable neighborhood search operator

$$Area^p(N_1):\cdots:Area^p(N_I)=v_1l_{s1}:\cdots:v_Il_{sI} \tag{19}$$

式中 $Area^p(N_I)$——区域块N_I的先验面积

根据式(18)及式(19),可计算出无人机 i 对应区域块N_i的先验面积$Area^p(N_i)$为

$$Area^p(N_i)=k_iArea\left(\sum_{i=0}^{I}N_i\right) \tag{20}$$

可通过先验面积$Area^p(N_i)$的具体数值求出无人机 i 对应的区域块N_i,通过中间变量$Area_t$判断当前子区域P_d是完全属于还是部分属于区域块N_i。

(1)若满足

$$Area_t+Area_d<Area^p(N_i) \tag{21}$$

则说明子区域P_d完全属于区域块N_i,且当前区域块N_i仍未求解完毕。$Area_d$ 是当前正在考虑的子区域 P_d 的面积。

(2)若满足

$$Area_t+Area_d=Area^p(N_i) \tag{22}$$

则说明子区域 P_d 完全属于区域块 N_i,且区域块 N_i 已求解完毕。

(3)若不满足式(21)、(22),则说明子区域P_d部分属于区域块N_i,需通过P_d沿宽度W_d垂直方向分解两个凸子区域P_1和P_2,并将符合面积需求的凸子区域P_1或P_2添加至N_i后完成求解。

通过以上操作遍历子区域序列 P,即可求解出区域块集合 N,完成区域分配,该过程如图 6 所示。

3.2 多架次航线划分

以无人机 i 性能参数向间距l_{si}的区域块N_i填充往复式路径即可得到工作路径长度$l_{work,i}$。然而同时考虑将工作路径长度$l_{work,i}$划分工作航线段D_i的任意性、工作航线段D_i的 4 种进出口模式选择、续航里程约束B_i的复合场景下划分区域块内最优多架次航线集合$L_{q,i}$较为困难,因此,采用一种分层优化框架:首先构建暂不考虑U_i续航约束B_i的全航段单架次路径长度$l_{single,i}$,随后基于B_i重新贪婪划分多架次航线序列$L_{q,i}$。其中$l_{single,i}$求解采用改进人工蜂群优化算法[27]。

4 试验

4.1 试验材料

为验证双步构造策略解决实际问题的可行性和

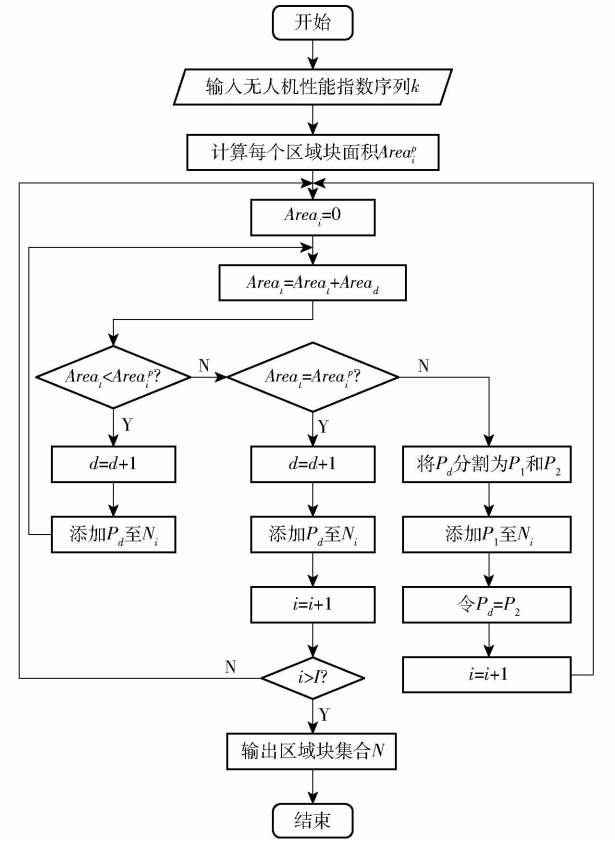

图 6　区域分配流程图

Fig. 6　Regional allocation process diagram

有效性，通过电子地图获取坐标为(49°01′16.764″N，119°31′48.048″E)的草原地区作业地块数字高程模型(Digital elevation model，DEM)。原有作业地块只包含区域 1 和区域 3，为说明双步构造策略的泛用性，通过蒙特卡洛算法生成区域 2、区域 4 和区域 5，并利用 ArcMap 软件对获取的 DEM 数据进行矢量裁剪，得到含 3 ~ 7 个凹点待覆盖区域，然后利用 python 软件读取田块数据并进行坐标转换，得到待覆盖区域轮廓图，如图 7 所示。

由于每个待覆盖区域面积较大，对每个待覆盖区域单独进行全覆盖路径规划，以准确模拟每个待覆盖区域的作业路径。

4.2　双步构造策略试验

在宽度和最小化凸分解快速计算方面，现有研究成果相对较少，而基于构建基因库 GP 改进的遗传算法(GA - GP)[28]是前沿研究成果之一，使用双步构造策略与 GA - GP 算法进行对比，可证明双步构造策略的优越性；其次，在双步构造策略中将 SA - VNS 算法变更为暴力穷举法，可列举找到最优分解顺序S_{best}，即可求得全局最小宽度和$W_{sum,best}$，从而量化双步构造策略的全局寻优能力。

SA - VNS 算法参数设置如下：最大迭代次数$I_{ter,max}=100$，初始温度 $T=1$，高温阶段$T_h \in [0.7,1]$，中温阶段范围$T_m \in [0.3,0.7]$，低温阶段范围$T_l \in [0,0.3]$，最低温度$T_{min}=0$。

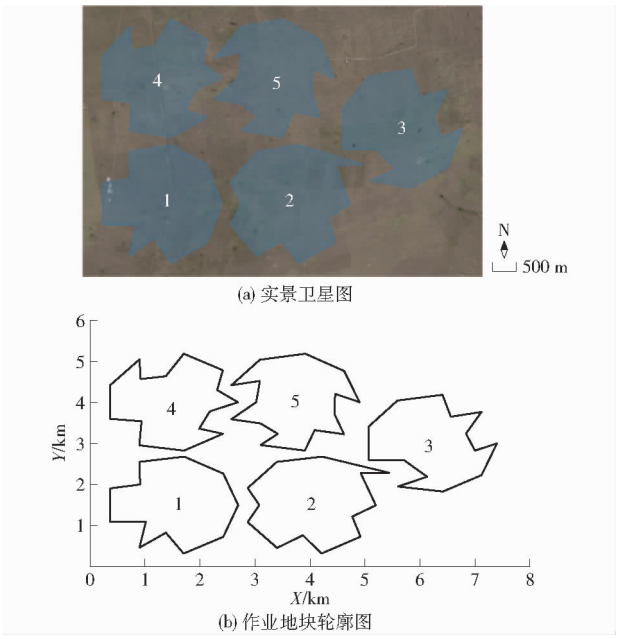

图 7　作业地块卫星图和轮廓图

Fig. 7　Satellite map and contour map of homework plot

GA - GP 算法设置如下：最大迭代次数$I_{max}^{ter}=100$，种群大小 $P=100$，变异算子：变异率 1%，交叉算子：交叉率 30%，选择算子采用轮盘赌模式，根据适应度划分优秀 B、优良 G 和普通 N 3 个阶层，其中选择率$C_B=10\%$，$C_G=40\%$，$C_N=50\%$，遗传率$G_A=100\%$，$G_B=20\%$，$G_C=25\%$，补充个体在普通阶层 N 中产生。

SA - VNS 和 GA - GP 适应度曲线如图 8 所示。

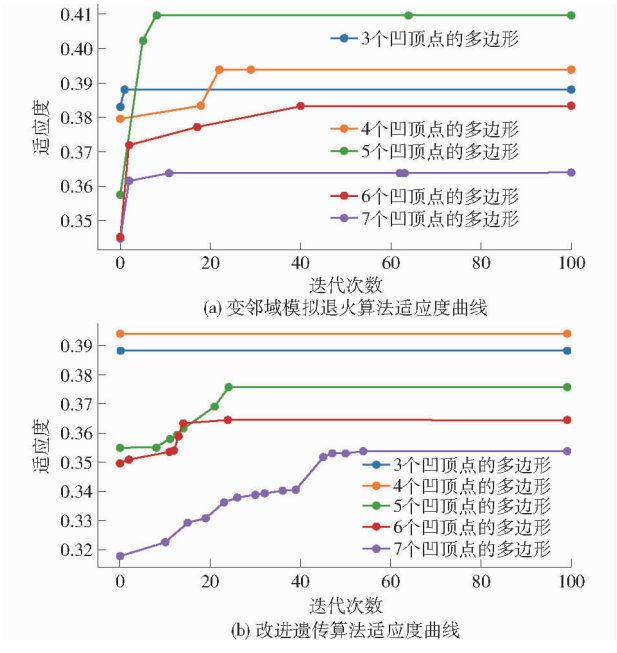

图 8　SA - VNS 和 GA - GP 适应度曲线对比

Fig. 8　Comparison of SA - VNS and GA - GP fitness curves

图 8 表明,在待覆盖区域具备 3 和 4 个凹顶点的情况下,GA－GP 算法凭借种群初始化数量优势,暴力穷举所有情况,在第一轮迭代中找到全局最优解。而当多边形凹顶点数量大于等于 5 时,SA－VNS 算法相较于遗传算法的全局寻优能力更强,原因在于父多边形P_d每次分割时,最优分割线会生成不确定的子多边形,该子多边形若包含下一凹点,则又会影响下一次分割结果,因此必须通过递归求解,双步构造策略将递归求解过程置于 SA－VNS 算法的适应度计算中,而 GA－GP 算法忽略了分解顺序,故其无法求得全局最优解。

双步构造策略、GA－GP 算法和递归分解-穷举法部分凸分解结果如图 9 所示。区域分割阶段 3 种方法计算的宽度和对比图如图 10 所示。由图 10 可知,双步构造策略在 3、4、5、6、7 个凹顶点待覆盖区域中凸分解的子多边形宽度和分别为 2.577 543、2.539 389、2.441 014、2.609 875、2.747 457 km;GA－GP 算法所求解的宽度和分别为 2.577 543、2.539 389、2.662 448、2.744 793、2.826 305 km;递归分解－暴力穷举法所求解的宽度和分别为 2.577 543、2.539 389、2.441 014、2.609 875、2.747 457 km;在 5、6、7 个凹点待覆盖区域样本中,双步构造策略求解的宽度和较 GA－GP 算法分别减少 9.072%、5.169%、2.869%;其次,在所有待覆盖区域样本内,双步构造策略均能寻找到全局最优解。

4.3 任务分配试验

设置异构无人机参数如下:无人机 1,速度v_1 = 10 m/s,旁向间距l_{s1} = 25 m,最大续航里程B_1 = 30 km;无人机 2,速度v_2 = 7 m/s,旁向间距l_{s2} = 32 m,最大续航里程B_2 = 32 km;无人机 3,速度v_3 = 12 m/s,旁向间距l_{s3} = 27 m,最大续航里程B_3 = 31 km。通过对分解后形成的子多边形进行区域分配、多架次航线划分,部分结果如图 11 所示,利用变异系数验证均衡性,结果如表 1 所示。

从表 1 可知,3、4、5、6、7 个凹顶点的待覆盖区域经过区域分配及多架次航线划分后,变异系数分别为 5.89%、5.26%、4.02%、4.38%、7.33%,表明任务时长离散程度低,无人机群整体任务时长分布均衡。

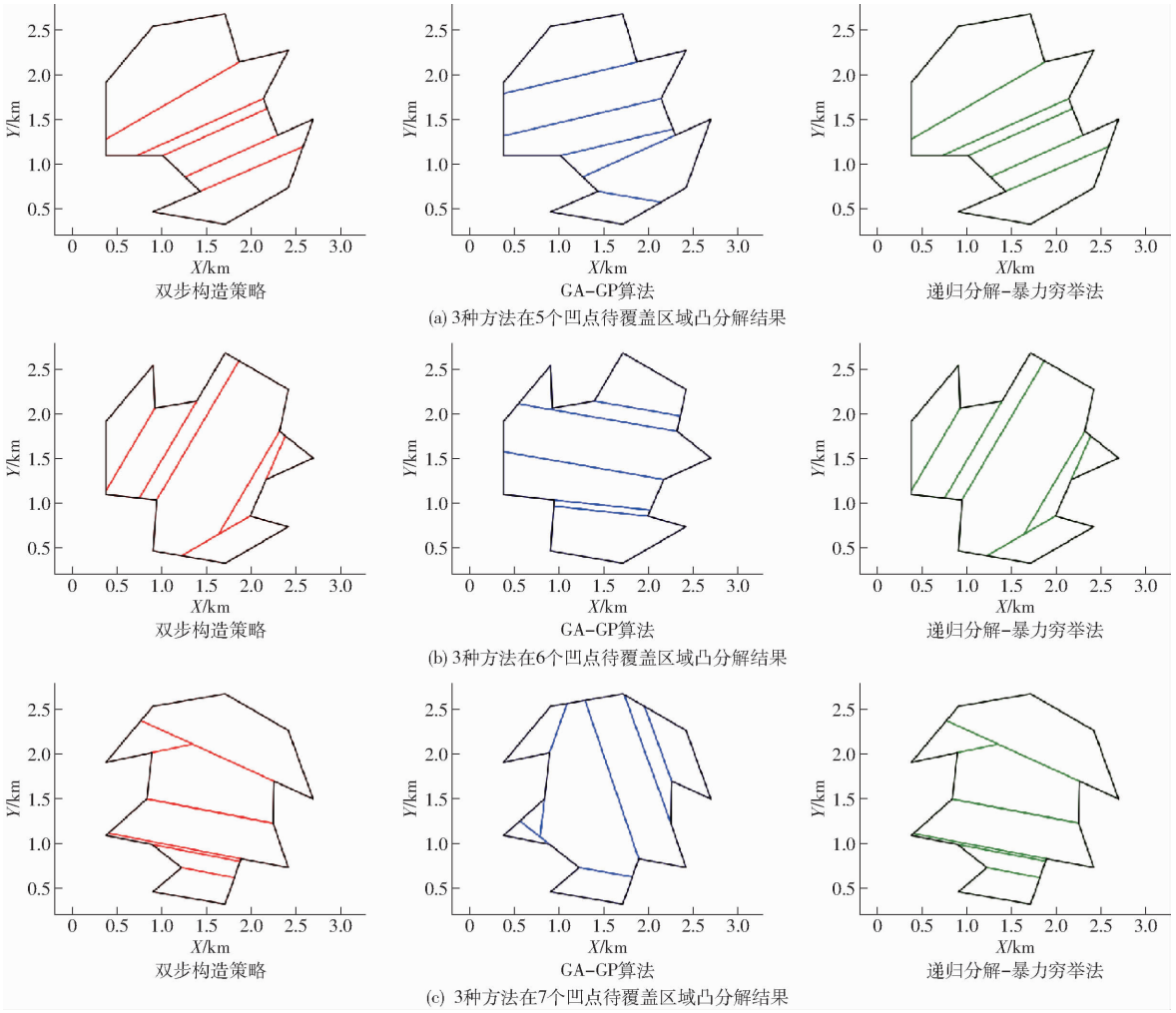

图 9 3 种方法部分凸分解结果

Fig. 9 Partial convex segmentation results of three methods

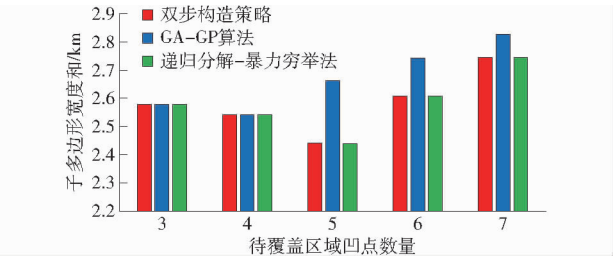

图 10　3 种方法计算的宽度和柱状图

Fig. 10　Histogram of sum of widths calculated by three methods

5　结论

（1）针对凹待覆盖区域凸分割全局最小化宽度和问题，提出了一种“递归分解 + 变邻域模拟退火算法”的双步构造策略，试验表明，在所有待覆盖区域样本内，双步构造策略均能找到全局最优解；其次，在 5、6、7 个凹点待覆盖区域样本中，双步构造策略所求解的宽度和较改进遗传算法可分别降低 9.072%、5.169%、2.869%。

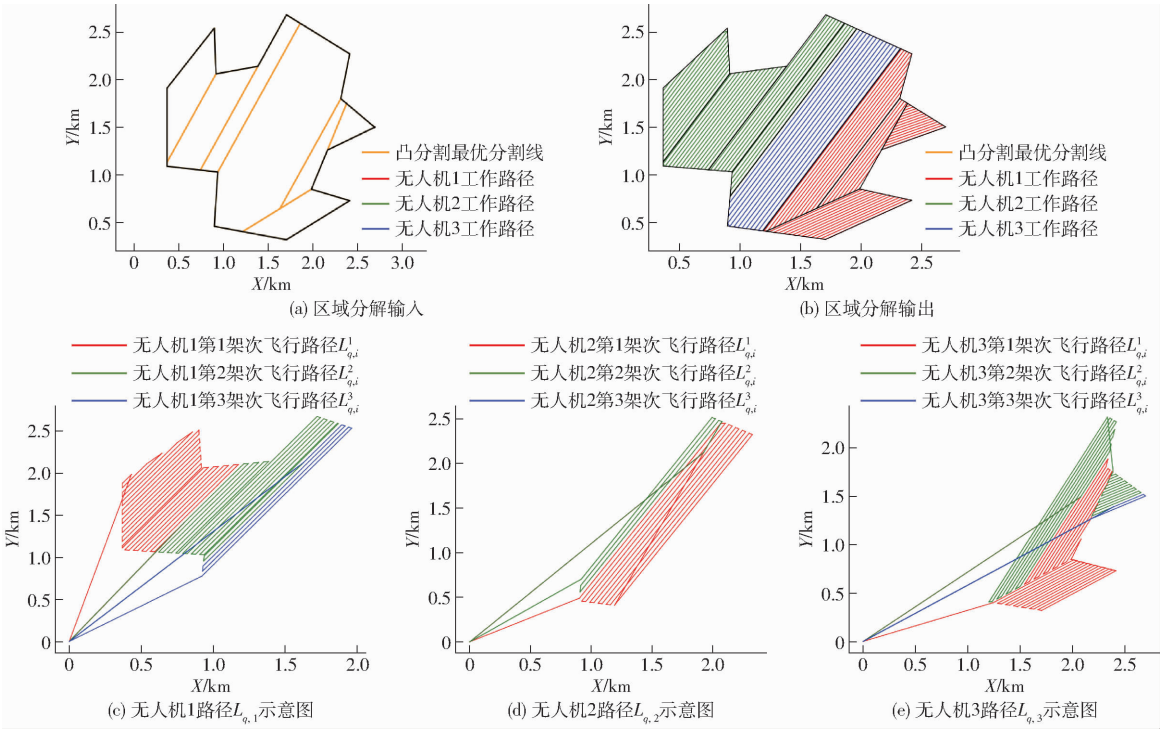

图 11　6 凹点待覆盖区域区域分配及多架次航线划分结果

Fig. 11　Area allocation of six concave point to be covered area and division results of multiple flights

表 1　任务分配试验结果

Tab. 1　Task assignment test results

样本凹点数量 m	飞行里程 L/km			任务时长 T/s			变异系数/%
	无人机 1	无人机 2	无人机 3	无人机 1	无人机 2	无人机 3	
3	62.981 1	40.378 2	77.599 258	6 298.11	5 768.32	6 466.60	5.89
4	64.312 6	44.868 4	70.228 007	6 431.26	6 409.77	5 852.33	5.26
5	53.319 6	40.082 3	68.607 498	5 331.96	5 726.05	5 717.29	4.02
6	60.196 5	39.851 6	66.283 937	6 019.65	5 693.08	5 523.66	4.38
7	51.116 9	40.316 2	70.429 784	5 111.69	5 759.45	5 869.14	7.33

（2）使用基于无人机性能指数的分配方法及基于改进人工蜂群算法的多架次航线划分方法，可均衡异构无人机群任务完成时长，通过仿真试验得到在 3、4、5、6、7 个凹点待覆盖区域情况下，多无人机任务时长值变异系数分别为 5.89%、5.26%、4.02%、4.38%、7.33%。

（3）双步构造策略方法性能指标较优，任务分配方法在路径规划效果上表现出明显的优势。

参　考　文　献

[1]　ZHANG J, ZU P, LIU K, et al. A herd-foraging-based approach to adaptive coverage path planning in dual environments[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 54(3): 1828 – 1840.

[2]　陆健强，陈祖城，兰玉彬，等. 基于改进麻雀搜索算法和贝塞尔曲线的无人农场机器人路径规划方法[J]. 农业机械学报，

2025, 56(2): 115 – 123.
LU Jianqiang, CHEN Zucheng, LAN Yubin, et al. Path planning of robot based on improved sparrow search algorithm and bessel curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 115 – 123. (in Chinese)
[3] 窦汉杰,陈震宇,翟长远,等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报,2024,55(4): 1 – 22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for intelligent orchard operation equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1 – 22. (in Chinese)
[4] 陆健强,常虎虎,兰玉彬,等. 基于超分辨率重建和 Transformer 的退化草地空斑定位方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(10): 203 – 212.
LU Jianqiang, CHANG Huhu, LAN Yubin, et al. Method for degraded grassland gap localization based on super-resolution reconstruction and Transformer[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(10): 203 – 212. (in Chinese)
[5] 李研强, 郑亚雯, 张岱峰, 等. 基于 DRF 优化采样的无人车轨迹规划方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 1 – 8.
LI Yanqiang, ZHENG Yawen, ZHANG Daifeng, et al. Driverless vehicle trajectory planning method based on optimal sampling of DRF[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(5): 1 – 8. (in Chinese)
[6] 梁秀满,刘子良,刘振东. 基于深度强化学习的改进 RRT 算法路径规划[J/OL]. 系统仿真学报, 1 – 12. https://www.China-simulation.com/cn/10.16182/j.issn/004731x.jpss.24-0494.
LIANG Xiuman, LIU Ziliang, LIU Zhendong. Improved RRT algorithm path planning based on deep reinforcement learning[J/OL]. Journal of Systems Simulation, 1 – 12. https://www.china-simulation.com/cn/10.16182/j.issn/004731x.jpss.24-0494. (in Chinese)
[7] 牟远明,卓然,高飞. 基于混合改进麻雀搜索算法的农用移动机器人路径规划[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 234 – 243.
MOU Yuanming, ZHUO Ran, GAO Fei. Path planning of agricultural mobile robots based on hybrid improved sparrow search algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 234 – 243. (in Chinese)
[8] YANG L, LI P, QIAN S, et al. Path planning technique for mobile robots: a review[J]. Machines, 2023, 11(10): 980.
[9] SICHKAR V N. Reinforcement learning algorithms in global path planning for mobile robot[C]//2019 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). IEEE, 2019: 1 – 5.
[10] 顾秋逸, 李大鹏. 基于改进 RRT 算法的无人机路径规划[J]. 无线电通信技术, 2024, 50(6): 1184 – 1191.
GU Qiuyi, LI Dapeng. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved RRT algorithm[J]. Radio Communications Technology, 2024, 50(6): 1184 – 1191. (in Chinese)
[11] 张涛. 基于改进人工鱼群算法的无人机路径规划研究[D]. 贵州: 贵州大学, 2024.
ZHANG Tao. Research on UAV path planning based on improved artificial fish swarm algorithm[D]. Guizhou: Guizhou University, 2024. (in Chinese)
[12] 张峰玲, 童红卫, 黄天来, 等. 基于混合遗传算法的无人机森林防火巡护路径研究[J]. 浙江林业科技, 2024,44(5): 132 – 139.
ZHANG Fengling, TONG Hongwei, HUANG Tianlai, et al. Research on UAV forest fire prevention patrol path based on hybrid genetic algorithm[J]. Journal of Zhejiang Forestry Science and Technology, 2024, 44(5): 132 – 139. (in Chinese)
[13] DANG T V, TAN P X. Hybrid mobile robot path planning using safe JBS – A* B algorithm and improved DWA based on monocular camera[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2024, 110(4): 1 – 21.
[14] ZGHAIR N A K, Al-ARAJI A S. Intelligent hybrid path planning algorithms for autonomous mobile robots[J]. International Journal of Intelligent Engineering & Systems, 2022, 15(5):309 – 325.
[15] HAN L, WU X, SUN X. Hybrid path planning algorithm for mobile robot based on A* algorithm fused with DWA[C]//2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). IEEE, 2023: 1465 – 1469.
[16] 高春庆, 寇英信, 李战武, 等. 小型无人机协同覆盖侦察路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(6): 1294 – 1299.
GAO Chunqing, KOU Yingxin, LI Zhanwu, et al. Cooperative coverage path planning for small UAVs[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(6): 1294 – 1299. (in Chinese)
[17] 赵嘉锡. 基于演化学习的多无人机任务分配和路径规划研究[D]. 重庆: 西南交通大学, 2023.
ZHAO Jiaxi. Research on multi-UAV task allocation and path planning based on evolutionary learning[D]. Chongqing: Southwest Jiaotong University, 2023. (in Chinese)
[18] 杨毅, 冯彦辉, 梁月乾. 基于 Dubins – RRT 算法的无人机集群密集障碍物区域覆盖航路规划[J]. 战术导弹技术, 2024(5): 83 – 98.
YANG Yi, FENG Yanhui, LIANG Yueqian. Dense-obstacle area coverage path planning for UAV swarmsbased on Dubins – RRT algorithm[J]. Tactical Missile Technology, 2024(5): 83 – 98. (in Chinese)
[19] RAHIM A Q, MUBASHAR S, ATTA R, et al. Multi-criterion multi-UAV task allocation under dynamic conditions[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2023, 35(9): 101734.
[20] GEORGY S, TONI C B, CRISTNIA B. Compact workspace decomposition based on a bottom-up approach[J]. IEEE Access,

2025, 13: 3917 – 3928.

[21] 宁凯凯. 面向森林巡护与扑救的无人机路径规划算法研究[D]. 西安：西安理工大学, 2023.
NING Kaikai. Research on UAV path planning algorithms for forest patrol and firefighting[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023. (in Chinese)

[22] 王盛. 最短任务时长的多无人机协同全覆盖路径规划方法[D]. 武汉：华中科技大学, 2021.
WANG Sheng. Multi-UAV collaborative complete-coverage path planning for minimum mission time[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)

[23] 张志宇,寇家俊,张重远,等. 基于本征正交分解和克里金代理模型的油浸式变压器绕组温度场快速计算方法[J]. 电工技术学报, 2025,40(7): 2215 – 2225.
ZHANG Zhiyu, KOU Jiajun, ZHANG Zhongyuan, et al. A fast calculation method for temperature field of oil immersed transformer windings based on proper orthogonal decom positionand kriging surrogate model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(7): 2215 – 2225. (in Chinese)

[24] 习凤,林逢春. 结合模拟退火算法与遗传算法的动态协同路径规划研究[J]. 舰船科学技术, 2024, 46(19): 161 – 164.
XI Feng, LIN Fengchun. Research on dynamic collaborative path planning combining simulated annealing algorithm and genetic algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2024, 46(19): 161 – 164. (in Chinese)

[25] 叶胜挺,王凯,曾中荣,等. 基于遗传–变邻域搜索算法的堆垛机作业调度优化[J]. 电子设计工程, 2024, 32(19): 6 – 10, 15.
YE Shengting, WANG Kai, ZENG Zhongrong, et al. Optimisation of stacker job scheduling based on genetic-variable neighbour hoodsearch algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(19): 6 – 10, 15. (in Chinese)

[26] 陈海, 何开锋, 钱炜祺. 多无人机协同覆盖路径规划[J]. 航空学报, 2016,37(3): 928 – 935.
CHEN Hai, HE Kaifeng, QIAN Weiqi. Cooperative coverage path planning for multiple UAVs[J]. Journal of Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2016, 37(3): 928 – 935. (in Chinese)

[27] 周枫,王卫东. 一种基于改进人工蜂群算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(10): 2890 – 2896.
ZHOU Feng, WANG Weidong. A UAV path planning method based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2024, 52(10): 2890 – 2896. (in Chinese)

[28] 李佳阳,王振华,张继红,等. 基于改进自适应遗传算法的渠系优化配水分析[J]. 排灌机械工程学报, 2024, 42(11): 1150 – 1156, 1188.
LI Jiayang, WANG Zhenhua, ZHANG Jihong, et al. Optimal water allocation in canal systems based on an improved adaptive genetic algorithm[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2024, 42(11): 1150 – 1156, 1188. (in Chinese)

(上接第 15 页)

[104] 刘天熙. 多旋翼无人机运送高山茶青技术及其前景[J]. 福建茶叶, 2025, 47(5): 140 – 143.

[105] 袁肖卓尔, 诸兵. 四旋翼无人机——吊挂载荷系统建模与控制综述[J]. 信息与控制, 2020, 49(4): 385 – 395.
YUAN Xiaozhuoer,ZHU Bing. Survey on modeling and control of quadrotor UAV-slung load system[J]. Information and Control, 2020, 49(4): 385 – 395. (in Chinese)

[106] 张珂, 赵笠焱, 石怀涛,等. 四旋翼无人机吊挂系统防摆控制方法研究[J]. 控制工程, 2023, 30(2): 222 – 230.
ZHANG Ke,ZHAO Liyan,SHI Huaitao, et al. Research on anti-swing control method of quadrotor UAV hanging system[J]. Control Engineering of China, 2023, 30(2): 222 – 230. (in Chinese)

[107] 杜昊, 郭玉英, 黄志. 基于强化学习的无人机吊挂系统容错与抗摆控制研究[J/OL]. 控制工程,1 – 11. [2025 – 10 – 27]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20241022.
DU Hao,GUO Yuying,HUANG Zhi. Reinforcement learning based fault tolerance and anti-swing control for quadrotor UAV with a slung load[J/OL]. Control Engineering of China, 1 – 11. [2025 – 10 – 27]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20241022. (in Chinese)

[108] 谢纪元, 张东彦, 牛圳,等. 基于 YOLOv10 – MHSA 的“三北”工程内蒙古地区植树位点精准检测研究[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(3): 108 – 119.
XIE Jiyuan,ZHANG Dongyan,NIU Zhen, et al. Accurate detection of tree planting locations in Inner Mongolia for the three north project based on YOLOv10 – MHSA[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(3): 108 – 119. (in Chinese)

[109] 尹旖旎, 孙迅, 蒋林,等. 卫星拒止条件下基于双分支神经网络模型的 GNSS 组合定位算法[J]. 遥测遥控, 2025, 46(5): 36 – 44.
YIN Yini, SUN Xun, JIANG Lin, et al. Dual-branch neural network for GNSS localization prediction in GNSS-denied environments[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2025, 46(5): 36 – 44. (in Chinese)