

面向草原生态修复的多无人机协同 路径规划与面积分配方法研究

近期工作总结

王贤义

兰州大学信息科学与工程学院

2025 年 5 月 19 日

目录

- ① 引言与背景
- ② 核心方法与模型
- ③ 实验与结论
- ④ 未来工作计划

引言与背景

本部分将介绍研究的背景、意义及主要内容。

研究背景、意义与主要研究内容

研究背景与意义

- **草原生态系统**：全球重要（占陆地26%–40%），具防风固沙、涵养水源、调节气候、维系生物多样性等关键功能。
- **草原退化挑战**：面临植被减少、土壤沙化、水土流失等问题，受人类活动与气候变化双重压力。
- **传统修复局限**：人工与机械修复效率低，大范围复杂地形下成本高、难度大。
- **无人机新机遇**：凭借机动、远程、低成本优势，多无人机协同为草原修复提供新途径。

主要研究内容

- 构建多无人机协同修复数学模型（修复面积最大化）。
- 研发基于深度强化学习的路径规划与面积分配算法。
- 设计多无人机协同调度架构及决策执行流程。
- 仿真实验验证与性能对比。
- 技术核心：Transformer 编码器 + 指针网络解码器，Actor-Critic 训练。

核心方法与模型

本章将详细阐述问题建模、能量消耗模型及所提出的深度神经网络模型。

草原修复问题建模

- 将草原建模为无向图 $G = (V, E)$
 - $V = \{v_0, v_1, \dots, v_N\}$ 表示待修复区域
 - v_0 为地面信息融合中心
 - 每个区域具有位置、退化度、面积等属性
- 无人机特性
 - 初始能量: E_{max}
 - 携带草种重量: Q
 - 退化程度范围: $[0.3, 0.8]$

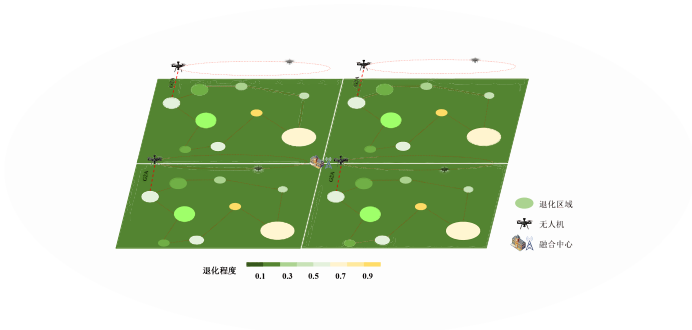


图 1: 多无人机协同草原退化区域示意图

无人机能量消耗模型

无人机在飞行过程中功率消耗：

$$P(\bar{q}_{ij}) = (M + \bar{q}_{ij})^{\frac{3}{2}} \sqrt{\frac{g^3}{2\rho\varsigma h}}$$

三种能量消耗：

$$E_f = \sum_{i=0}^N \sum_{j \neq i}^N e_{ij}^f d_{ij} x_{ij} \quad (\text{飞行能耗})$$

$$E_s = \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N \sigma_i e_i x_{ij} \quad (\text{播种能耗})$$

$$E_{ap} = e_{ap} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N x_{ij} \sigma_i \quad (\text{信息采集能耗})$$

- $M = W + m$: 无人机自重
- \bar{q}_{ij} : 当前草种重量
- σ_i : 修复的单位圆数量
- x_{ij} : 路径选择变量
- $e_i = \eta q_i$: 单位面积播种能耗
- $q_i = (1 + l_i)\gamma$: 单位面积草种重量
- e_{ap} : 信息采集能耗系数

优化目标与约束条件

优化目标：加权修复面积最大化

$$\max_{x_{ij}, \sigma_i} \sum_{i=1}^N (l_i + 0.7) \cdot \sigma_i$$

核心约束条件：

- 能量约束： $E_s + E_{ap} + E_f \leq E_{max}$
- 载荷约束：草种重量平衡与不超限
- 路径约束：每个区域最多访问一次
- 面积约束： $1 \leq \sigma_i \leq c_i$

模型特点：多变量组合优化问题、NP-hard 难度、非线性约束

马尔可夫决策过程建模：

- 状态 $s(< i)$ ：部分修复解
- 动作 $\pi_i = s(i)$ ：下一步修复决策
- 策略函数： $p(\pi|s) = \prod_{i=1}^n p(s(i)|s(< i))$
- 奖励函数：

$$R(\pi|V) = \alpha_p * Pel + \alpha_r * \sum_{i=1}^n (l_i + 0.7) * a_i$$

深度神经网络模型构建

Actor-Critic 数据流程说明:

模型采用 Actor-Critic 架构:

- **输入与编码**：当前环境状态（无人机位置、电量、区域状况等）输入编码器 (Transformer)，提取关键特征。
- **Actor (策略网络)**：解码器 (指针网络) 根据特征和状态评估，决定下一步动作（如目标区域、修复面积）。
- **Critic (价值网络)**：评估当前状态的潜在价值（预期总奖励），指导 Actor 优化决策。
- **训练与优化**：Actor 和 Critic 协同训练。Critic 通过比较预期与实际奖励更新评估；Actor 根据 Critic 评估和反馈调整策略，以获更高奖励。

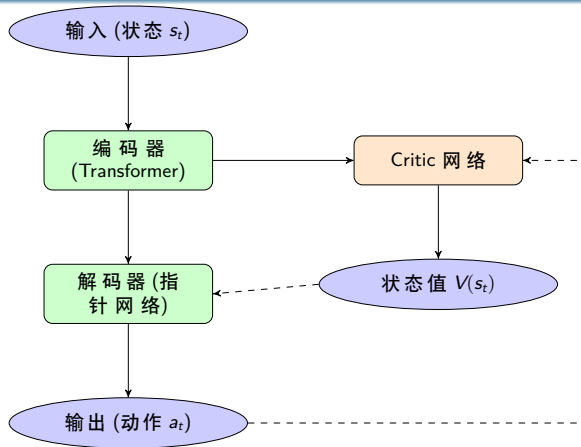


图 2: Actor-Critic 数据流程

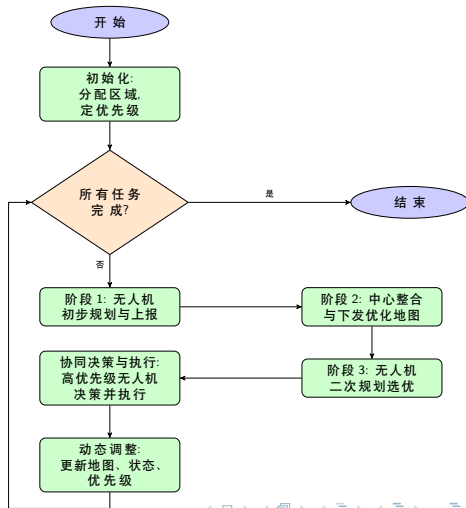
多无人机协同调度算法

多无人机协同调度算法流程：

采用分布式决策与中心协调结合，优化多无人机修复效率：

- 初始化：分配初始区域，确定决策优先级。
- 两阶段路径规划：
 - ① 无人机初步规划并上报。
 - ② 中心整合信息，下发优化地图。
 - ③ 无人机二次规划选优。
- 协同决策与执行：高优先级无人机决策并执行任务。
- 动态调整：实时更新地图、状态、优先级，直至任务完成。

旨在提高总修复面积并有效利用无人机资源。



实验与结论

本章将展示仿真实验结果并对研究工作进行总结与展望。

基于深度强化学习的求解方法

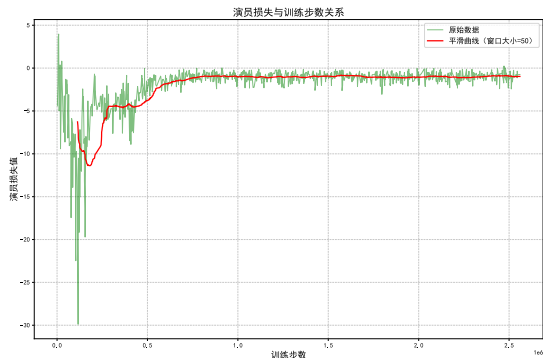


图 4: 训练过程中修复面积变化 (Actor Loss)

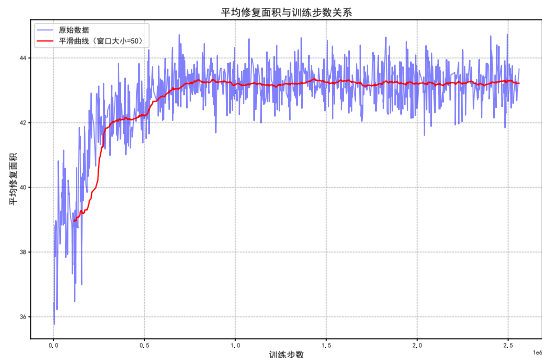


图 5: 训练过程中修复面积变化 (Avg Repair Area)

实验结果 - 算法性能对比¹

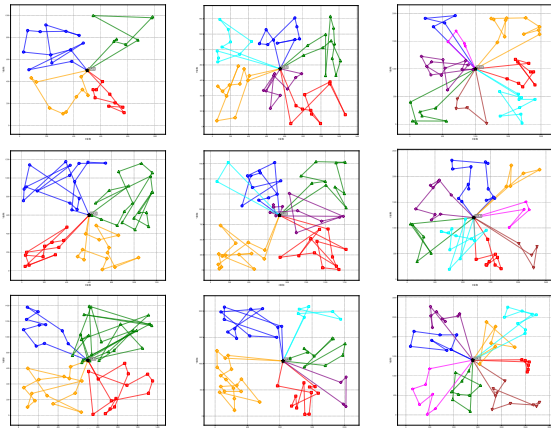
表 1: 路径长度与修复面积对比 (DRL 与 CHAPBILM)

区域数	草原边长	无人机数	路径长度			修复面积		
			DRL	CHAPBILM	Gap(%)	DRL	CHAPBILM	Gap(%)
60	500	4	9396.35	12648.21	-25.68	267.00	194.00	37.63
	600	6	26523.73	27174.68	-2.39	294.00	206.00	42.72
	700	8	37585.42	36859.35	1.97	238.00	254.00	-6.30
80	500	4	10221.88	17217.03	-40.60	370.00	315.00	17.46
	600	6	29742.35	28044.73	6.05	406.00	282.00	44.00
	700	8	44308.24	42493.45	4.28	355.00	311.00	14.14

¹DRL: Deep Reinforcement Learning, 本文提出的方法; CHAPBILM: Construction Heuristic Algorithm for Path Planning and Balanced Iterated Local Search for Mission, 对比基准算法。

实验结果 - 路径规划可视化

CHAPBILM 方法



DRL 方法

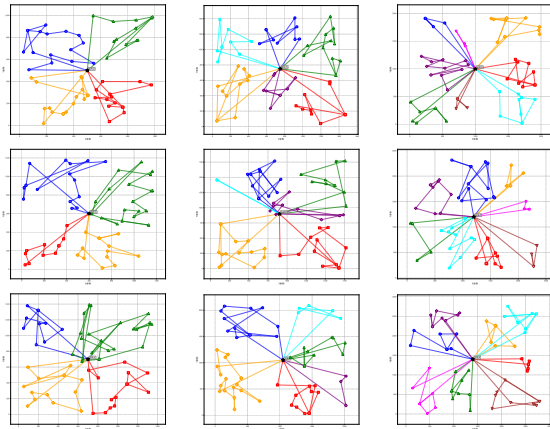


图 6: 路径规划结果对比 60 个待修复区域



研究结论与展望

- **研究结论：**

- 提出了面向草原生态修复的多无人机协同路径规划与面积分配方法，成功构建了数学模型并设计了高效算法。
- 通过深度强化学习与 Actor-Critic 框架，显著提升了修复面积与路径规划的优化能力。
- 实验结果表明，所提方法在多种场景下均优于传统算法，具有较好的适应性与鲁棒性。

- **研究展望：**

- 深入探索多智能体强化学习算法在大规模分布式任务中的应用，特别是值分解与策略梯度方法的结合。
- 研究算法在动态环境下的自适应能力，提升对突发事件的响应速度与处理能力。
- 拓展研究至其他类型的生态修复与资源管理问题，验证算法的通用性与有效性。

未来工作计划

本部分将介绍后续的研究计划与展望。

未来工作计划

1. **完成当前模型仿真与分析：**为进一步验证和优化当前研究成果，将首先围绕以下核心参数完成预定的仿真实验。主要参数设置范围如下表所示：

表 2: 仿真实验核心参数

参数	描述	值
N	待修复区数量	60, 80, 100, 120, 140, 160
U	无人机数量	4, 6, 8
L	单无人机活动范围	500, ..., 1000

2. **探索与对比多智能体强化学习 (MARL) 算法：**

- **算法调研与实现：**针对上述仿真实例，研究并实现主流 MARL 算法（如 QMIX, VDN, MAPPO, MADDPG），重点关注大规模分布式协同任务。

恳请各位老师批评指正！

Thanks