

doi: 10.7690/bgzd.2026.05.018

结合地形评估的四足机器人任务分配模型研究

李世康¹, 骆云志¹, 全鹏², 吴永存¹, 向学辅¹

(1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司系统总体部, 四川 绵阳 621000;

2. 陆军装备部驻重庆地区军事代表局广元地区军事代表室, 四川 广元 628000)

摘要: 针对传统任务分配模型因忽略地形因素导致规划结果失准, 造成多四足机器人协作效率低下的问题, 提出一种结合地形评估的任务分配模型。通过构建地形评估矩阵(terrain assessment matrix, TAM)量化四足机器人的通行难度, 将 TAM 嵌入任务分配过程, 建立结合地形风险、时间、路程与约束项的多目标优化模型。在典型参数配置下, 与传统任务分配模型相比, 在时间、路程以及约束满足程度相近的同时, 地形风险降低约 25%。实验结果表明: 该模型可以有效减少任务分配结果的地形风险, 从而提高多四足机器人协作的效率和安全性。

关键词: 地形评估; 任务分配; 四足机器人; TAM-A*; 多机器人

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

Research on Task Allocation Model of Quadruped Robot Combined with Terrain Assessment

Li Shikang¹, Luo Yunzhi¹, Quan Peng², Wu Yongcun¹, Xiang Xuefu¹

(1. Department of System General, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South Industries Group Corporation, Mianyang 621000, China; 2. PLA Military Representative Office in Guangyuan District of Chongqing District Military Representative Bureau of Army Armaments Department, Guangyuan 628000, China)

Abstract: In order to solve the problem that the traditional task allocation model ignores the terrain factors, which leads to inaccurate planning results and low efficiency of multi-quadruped robot cooperation, a task allocation model combined with terrain evaluation is proposed. The terrain assessment matrix (TAM) is constructed to quantify the traffic difficulty of quadruped robot. The TAM is embedded into the task allocation process, and a multi-objective optimization model is established, which combines terrain risk, time, distance and constraints. Under the typical parameter configuration, compared with the traditional task allocation model, the terrain risk is reduced by about 25% while the time, distance and constraint satisfaction degree are similar, and the experimental results show that the model can effectively reduce the terrain risk of the task allocation results, thereby improving the efficiency and safety of multi-quadruped robot cooperation.

Keywords: terrain assessment; task allocation; quadruped robot; TAM-A*; multi-robot

0 引言

四足机器人凭借其出色的地形适应能力, 已经成为解决楼梯、斜坡等复杂环境中自动化任务的新兴替代方案, 工业设施巡检便是典型代表之一^[1-2]; 但是, 单机难以满足长时间、大范围、多任务需求, 导致其难以实现工程化应用, 这凸显了部署多机器人协同系统的必要性。要实现多机器人高效协同, 核心之一在于对任务分配方案的研究。

目前, 关于多机器人任务分配的研究主要集中在无人机群^[3]、无人车群等。对于静态离线场景通常采用生物启发式算法, Yan 等^[4]针对多无人机协同攻击多目标问题, 引入资源约束和同时到达条件以及 pH 曲线路径优化等方式来改进遗传算法; Meng 等^[5]提出了基于黄金正弦和谐搜索的粒子群算法 (golden sine harmony search particle swarm

optimization, GSHPSO), 通过双层编码生成离散的任务序列, 用于解决多无人机协同任务分配问题。对于在线实时决策场景, 常选择拍卖算法和强化学习等。Tan 等^[6]针对无人机蜂群动态任务分配问题, 提出一种基于改进拍卖机制的 2 阶段分配方法, 设置带有无人机和任务参数组合的拍卖函数, 并使用重拍卖机制获得最佳分配方案; Fang 等^[7]提出了一种融合近端策略优化 (proximal policy optimization, PPO) 与遗传算法的 GAPPO 算法, 在深度强化学习框架中使智能主体能够自主地感知环境以实现自动评估和自主分配效果的最佳化。

目前的工作都是基于理想地形环境的假设, 尚未考虑地形限制。四足机器人的工作场景面临各种各样的地形。由于地形限制, 四足机器人的运动性能与理想状态有很大差异^[8]。为了任务分配的结果

收稿日期: 2024-12-05; 修回日期: 2025-01-18

第一作者: 李世康(1999—), 男, 重庆人, 硕士。

更契合实际，笔者引入了地形评估矩阵 (TAM)，建立了结合地形的任务分配模型。

1 结合 TAM 的任务分配

针对陡坡、楼梯等非结构化环境特点，笔者引入 TAM，通过地形评估模型来量化不同区域的通行难度。系统会综合地形、任务目标以及四足机器人的自身能力，进行任务与机器人的高效匹配，实现非结构化环境下的任务分配。图 1 展示了整个系统的组成。

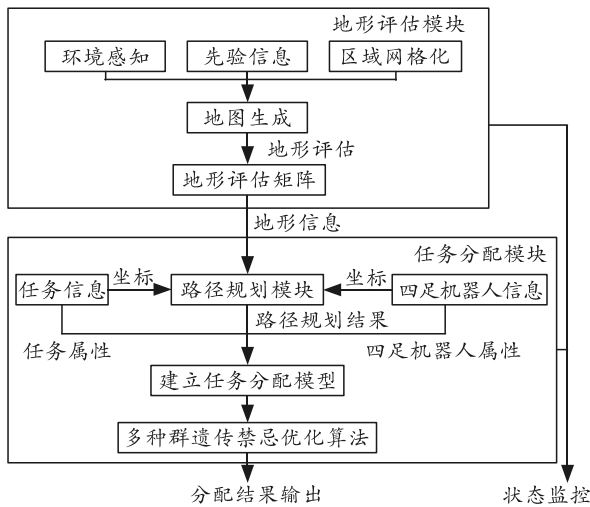


图 1 系统组成

1.1 地形评估模块

该模块通过建立地形评估模型，对环境地形复杂程度进行描述。将工作区划分为区域栅格，每个栅格包含地形特征参数，根据栅格内地形特征参数计算各栅格的地形复杂度^[9]，地形特征参数包括地形的坡度、阶梯高度、摩擦度^[10]。基于各栅格的地形复杂度构建 TAM，以此来量化四足机器人通行的难度，并且作为任务规划模块的输入，如图 2 所示。

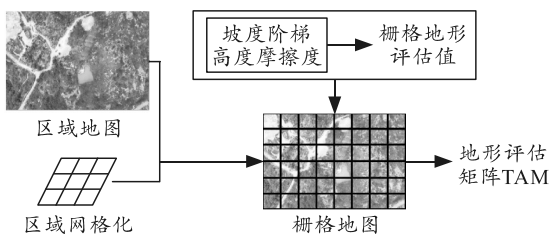


图 2 地形复杂度评估模型构建

通过栅格地图中栅格内坡度、阶梯高度、地面摩擦度等物理参数和四足机器人在典型地形下的运动能力构建评估模型^[11-12]，将该区域地面所覆盖的各种地形量化为 TAM，从而使地图数据转变为决策需要的地形评估数据。TAM_{m,n} 计算方式为^[10]：

$$TAM_{i,j} = \begin{cases} 1 & (s_{i,j} > s_{max} \text{ or } h_{i,j} > h_{max}) \\ (\alpha s_{i,j}/s_{max} + \beta h_{i,j}/h_{max}) \times (1 - f_{i,j}^2) & (\text{else}) \end{cases} \quad (1)$$

式中：TAM_{i,j}为坐标(i,j)处的地形评估值；α、β分别为单元内斜坡、阶梯的面积占比；s_{i,j}为单元内地形坡度；s_{max}为四足机器人能通过的最大坡度；h_{i,j}为阶梯高度；h_{max}为四足机器人能通过的最大阶梯高度；f_{i,j}为地形的摩擦度(f_{i,j} ∈ (0, 1))。如果坡度、阶梯高度存在一项超过四足机器人的最大能力，则评定该栅格的通过代价为 1(即不可通行)。文献[13]给出了对 10 种典型地形的摩擦度，如表 1 所示。

表 1 典型地形摩擦度

地形	摩擦度	地形	摩擦度
混凝土	0.54	橡胶	0.62
草地	0.57	地毯	0.58
卵石	0.43	雪地	0.39
岩石	0.48	冰面	0.19
木材	0.37	复合地板	0.31

通过以上方法生成融合地形特征的栅格地图，取代传统的二值栅格地图，为后续四足机器人路径规划与任务分配提供更贴近实际的地形信息输入。

1.2 任务规划模块

1.2.1 问题描述

假设需由 n 台四足机器人协同完成区域内 m 个巡检任务。定义四足机器人为 D = {D₁, D₂, ..., D_n}，任务为 T = {T₁, T₂, ..., T_m}，其中第 i 个任务 T_i 由一个五元数组表示 T_i = [T_i^{id}, T_i^{x,y}, T_i^t, T_i^p, T_i^l]，第 j 个四足机器人 D_j 由一个五元数组表示 D_j = [D_j^{id}, D_j^{x,y}, D_j^v, D_j^t, D_j^l]，如表 2 所示。

表 2 四足机器人及任务属性表

序号	对象	属性	说明
1	任务	T _i ^{id}	任务 i 的编号
2		T _i ^{x,y}	任务 i 的所在位置
3		T _i ^t	任务 i 的预计耗时
4		T _i ^p	任务 i 的优先级
5		T _i ^l	任务 i 执行所需的工具类型
6	四足机器人	D _j ^{id}	四足机器人 j 的编号
7		D _j ^{x,y}	四足机器人 j 的坐标
8		D _j ^v	四足机器人 j 的平均行进速度
9		D _j ^t	四足机器人 j 的续航时间
10		D _j ^l	四足机器人 j 携带的工具类型

1.2.2 基于 TAM-A* 的路径规划

传统任务分配方案通常采用欧氏距离作为距离代价，从而构成任务与任务间的 2 维距离代价矩阵^[14]。但在非结构化环境下需要考虑地形因素的限

制, 任务与任务之间实际通行代价远远大于欧氏距离代价, 因此需要在进行任务分配前规划出实际路径和通行代价。

将地形评估矩阵 $TAM(m, n)$ 作为任务场景的环境地图输入, 根据环境地图和各个任务的坐标, 通过结合 TAM 的 A* 算法 (TAM-A*) 进行路径规划。TAM-A* 在计算距离代价时加入地形评估值的影响^[10]:

$$f(n)=g(n)+h(n)+cost(n); \quad (2)$$

$$g(n_{next})=g(n)+d(n, n_{next}); \quad (3)$$

$$h(n_{next}) = \left\| n_{(next)x,y} - goal_{x,y} \right\|_2; \quad (4)$$

$$cost(n_{next}) = cost(n) + \delta \cdot TAM_{n_{next}(x,y)}. \quad (5)$$

式中: $f(n)$ 为节点 n 的评估函数; $g(n)$ 和 $h(n)$ 由传统 A* 算法给出; $cost(n)$ 为地形穿越代价; $g(n)$ 为从起点到当前节点的路径长度; $d(n, n_{next})$ 为当前节点到下一节点的曼哈顿距离; $h(n)$ 为启发函数, 一般为下一节点到终点的欧氏距离; $cost(n)$ 为起点到当前节点的地形累计代价; δ 为地形影响参数 (文献[10]中取为 1); $TAM_{n_{next}(x,y)}$ 为下一节点的地形评估值。

由上述公式可以得出节点与节点的实际距离代价和行走路径, 重复此过程得到所有节点之间的距离代价矩阵 $S(m, n)$ 。

1.2.3 基于 TAM 的任务分配模型

1.2.3.1 约束设计

约束设计是确保方案可行性与实用性的核心环节。针对多四足机器人协同作业的需求, 结合四足机器人能力及任务目标, 设计了续航约束、优先级约束和能力类型匹配约束。

1) 续航约束。续航约束要求分配给每个四足机器人的任务执行总耗时 (包括移动时间与任务执行时间) 不超过该四足机器人的额定续航时间, 超过额定续航的时间会作为续航约束代价 p_t , 表示为:

$$p = \sum_{i \in D_j^t} (S(t_{i,j}, t_{i+1,j}) / D_j^v + T_i^t) - D_j^t; \quad (6)$$

$$p_t = \begin{cases} 0 & (p < 0) \\ e^{p/4} & (p \geq 0) \end{cases}. \quad (7)$$

式中: p 为四足机器人任务执行总耗时与续航时间之差; $S(t_{i,j}, t_{i+1,j})$ 为计算得到的路径距离; D_j^v 为执行四足机器人的平均行进速度; T_i^t 为任务 i 的耗时; D_j^t 为四足机器人的续航时间。

2) 优先级约束。优先级约束主要考虑任务优先级对决策的影响, 保证高优先级任务优先分配执行。

不符合优先级需求的规划方案将导致优先级约束代价 p_p :

$$p_p = \sum \begin{cases} 0 & (T_i^p = 3) \\ t_i / (1 + T_i^p) & (\text{else}) \end{cases}. \quad (8)$$

式中: p_p 为所有任务的优先级代价之和; t_i 为任务 i 开始执行的时间; T_i^p 为任务 i 的优先级; T_i^p 为 1 或 2 表示任务紧急和次紧急, 为 3 表示任务不紧急 (优先级高的任务越早执行, 代价越小, 只计算紧急和次紧急任务的代价)。

3) 能力匹配约束。四足机器人因携带不同的工具而具备不同的能力, 需要与巡检任务的需求相匹配。任务类型与四足机器人携带的工具之间需满足能力匹配关系:

$$p_l = c \times \sum \begin{cases} 0 & (T_{j,i}^l \in D_j^l) \\ 1 & (T_{j,i}^l \notin D_j^l) \end{cases}. \quad (9)$$

式中: p_l 为能力不匹配代价; c 为不匹配惩罚因子; $T_{j,i}^l$ 、 D_j^l 分别为任务 i 需要的工具和执行该任务的四足机器人 j 携带的工具。

1.2.3.2 评估函数

在求解过程中通过目标函数对分配方案进行评估, 目标函数综合考虑任务过程中的时效性和安全性 f_t 为任务完成时间代价; f_s 为总路程代价; f_p 为约束项代价; f_{TAM} 为地形风险代价, 4 部分组成:

$$f = \omega_1 f_t + \omega_2 f_s + \omega_3 f_p + \omega_4 f_{TAM}; \quad (10)$$

式中: $\omega_i (i=1, 2, 3, 4)$ 为各项代价的权重, 基于专家分析法确定各项相对重要关系, 取值为 $\omega_1=1.8$, $\omega_2=1$, $\omega_3=1.2$, $\omega_4=1.5$ 。

$$f_t = \max_j \left(\sum_i S(t_{i,j}, t_{i+1,j}) / D_j^v + T_i^t \right). \quad (11)$$

式中: f_t 为四足机器人中耗时最长的一组得出, 包括移动时间与任务操作时间; $S(t_{i,j}, t_{i+1,j})$ 为计算得到的路径距离; D_j^v 为执行四足机器人的平均行进速度; T_i^t 为任务的耗时。

$$f_s = \sum_j \sum_i S(t_{i,j}, t_{i+1,j}). \quad (12)$$

式中: f_s 为所有路径长度之和; $S(t_{i,j}, t_{i+1,j})$ 为四足机器人的任务到任务的路径距离。

$$f_p = p_t + p_p + p_l. \quad (13)$$

式中 f_p 为各约束项之和。

$$f_{TAM} = \sum_j \sum_i TAM(t_{i,j}, t_{i+1,j}). \quad (14)$$

式中 f_{TAM} 为各四足机器人行进路径的地形风险之和。根据以上评估函数, 优化目标是 $\min f$, 即尽可能地

搜索到一组任务分配方案，使得评估函数 f 的值最小。

2 仿真实验与分析

2.1 实验场景

基于某场地设立 100 m×100 m 的实验环境，环境包含斜坡、阶梯、多种地形等要素，其中 1 m×1 m 的范围为一个栅格，形成一个 100 m×100 m 的栅格地图，根据式(1)建立 TAM，通过映射方式将其转化为可视化地图，如图 3 所示，其中颜色越浅表示更理想的地形，颜色越浅深表示更恶劣的地形，黑色表示障碍物。

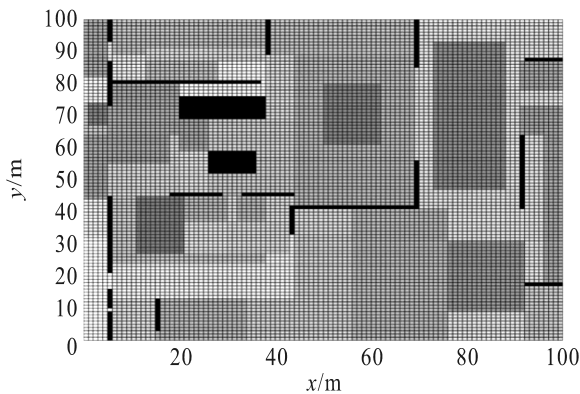


图 3 融合地形特征的栅格地图

2.2 实验过程

基于 1.2.3 节中基于 TAM 的任务分配模型与传统任务分配模型(不包含地形风险代价)进行任务分配实验，统计 2 种模型求解结果的耗时、路程长度、约束项以及地形风险。进行同规模问题下任务分配的对比实验；改变问题规模大小，进行多种问题规模下任务分配的对比实验。为了减少偶然性，进行重复实验，每个问题规模以 30 次为 1 组，重复进行 20 组。

2.2.1 同问题规模下模型对比

该实验以一个模拟工业巡检场景为例，设定携带不同工具的 3 台四足机器人完成 15 个待检任务。这些四足机器人可携带 3 类巡检工具：1) 红外热成像传感器，可用于检查是否出现温度异常；2) 高清

视觉传感器(带云台)，可用于读表、识别外表缺陷、异物等；3) 多关节机械臂，可用于拧阀门、按按钮、开门、搬运等。

四足机器人和待检任务的属性如表 3 和 4 所示。

表 3 实验四足机器人属性

D_j^d	$D_j^{x,y}$	D_j^t /min	D_j^v /(m/s)	D_j^l
1	(50, 18)	180	1.3	1, 2
2	(90, 90)	150	1.0	2, 3
3	(10, 90)	180	1.2	1, 3

表 4 实验任务属性

T_i^d	$T_i^{x,y}$	T_i^t /min	T_i^p	T_i^l
1	(5, 37)	8	3	0(不需要特定工具)
2	(69, 53)	10	2	3
3	(34, 100)	8	3	0
4	(80, 16)	9	1	1
5	(44, 85)	9	2	0
6	(61, 50)	8	3	3
7	(58, 88)	10	3	0
8	(55, 54)	8	2	1
9	(76, 5)	11	1	2
10	(59, 25)	10	3	2
11	(89, 33)	8	2	0
12	(33, 23)	8	3	0
13	(80, 95)	12	1	3
14	(11, 96)	6	2	3
15	(8, 21)	7	2	0

根据以上信息，得到任务分配初始地图，如图 4 所示，其中星形点表示四足机器人位置，圆形点表示任务目标位置。

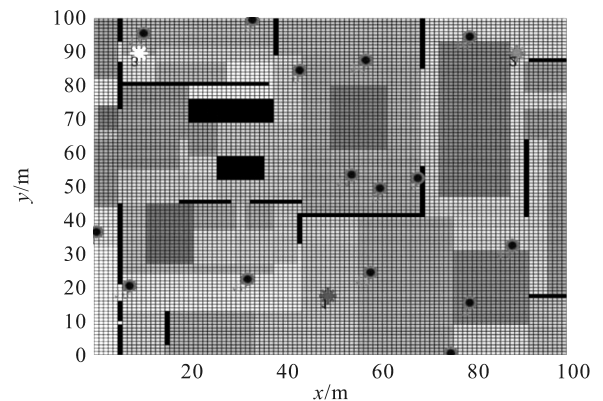
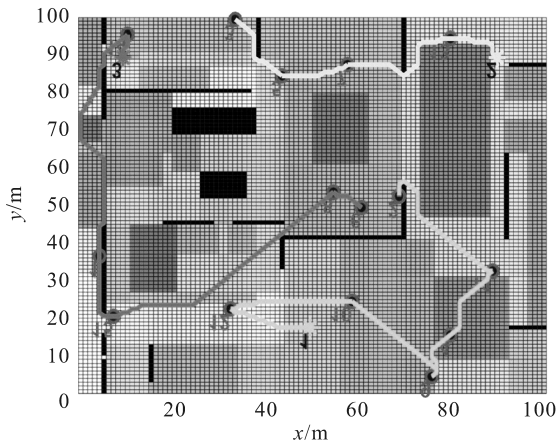


图 4 任务分配初始图

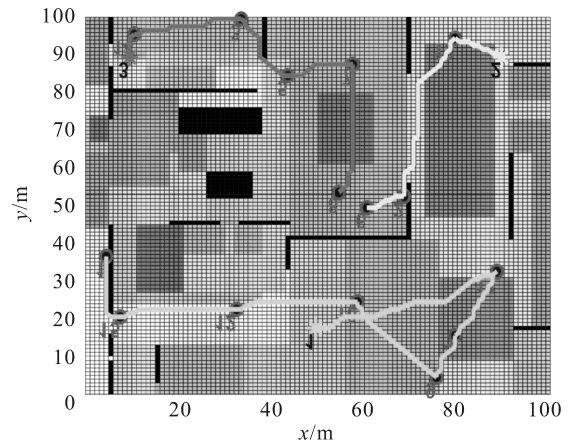
基于 1.2.3 节中的约束条件和优化目标，采用多种群遗传禁忌算法^[15-16]进行求解，得到的任务分配结果如表 5 和图 5 所示。

表 5 一次任务分配结果

模型	机器人编号	任务分配编号	耗时/min	路程/m	约束项	地形风险
本文中模型	1	12-10-9-4-11-2	167.43	144.85	70.32	47.40
	2	13-7-5-3	117.53	78.53	11.97	27.00
	3	14-1-15-8-6	169.32	158.78	28.87	43.25
	代价	/	169.32	382.16	111.16	117.65
传统模型	1	11-4-9-10-12-15-1	176.93	176.71	71.07	61.55
	2	13-2-6	97.87	67.87	24.08	26.75
	3	14-3-5-7-8	125.40	101.28	17.83	50.90
	代价	/	176.93	345.87	112.98	139.20



(a) 本文中模型求解结果



(b) 传统模型求解结果

图 5 一次任务分配结果

为了减少随机误差和偶然性，进行多次重复实验，以 30 次为 1 组，重复进行 20 组，统计每组结果平均耗时、平均路程、平均约束以及平均地形风险，从而计算最终的平均值，得到结果如表 6 所示。

表 6 重复实验结果

模型	组序	耗时/min	路程/m	约束项	地形风险
本文中模型	1	169.3	363.3	146.1	112.5
	2	182.6	391.7	123.0	117.7
	3	166.1	361.5	145.7	111.4
	4	185.0	374.8	125.3	114.7
	5	177.9	349.1	142.2	111.8
	6	174.5	363.0	146.3	113.6
	7	168.1	384.5	146.6	113.1
	8	159.1	384.3	146.0	110.9
	9	160.9	385.8	147.7	113.2
	10	157.6	373.1	148.3	111.6
	11	178.2	370.7	142.8	111.9
	12	168.0	356.8	143.9	110.8
	13	181.0	391.2	150.9	118.5
	14	170.2	380.4	145.0	109.2
	15	169.4	380.4	151.8	112.8
	16	170.7	368.2	144.3	109.8
	17	167.3	369.3	141.0	107.1
	18	158.1	369.8	148.0	112.3
	19	162.5	362.8	145.6	111.5
	20	156.4	371.9	135.6	108.3
平均		169.1	363.3	143.3	112.1
传统模型	1	180.2	403.1	107.7	152.2
	2	171.3	384.7	132.2	149.7
	3	142.4	370.9	149.3	136.6
	4	167.1	356.6	145.0	144.8
	5	148.2	371.6	149.0	138.0
	6	168.3	355.1	144.3	145.1
	7	170.5	346.3	141.2	146.3
	8	164.0	361.6	147.0	143.0
	9	156.0	384.9	153.4	138.9
	10	163.2	360.5	146.3	132.4
	11	148.0	369.9	148.7	137.8
	12	142.9	367.2	147.8	135.7
	13	136.3	361.1	147.0	140.2
	14	142.3	374.3	150.3	139.9
	15	184.2	421.5	112.9	157.3
	16	166.1	382.7	152.2	138.8
	17	151.8	368.3	148.9	142.5
	18	160.4	369.9	149.0	134.8
	19	162.7	364.0	147.5	145.3
	20	170.5	351.8	143.0	144.5
平均		159.8	371.3	143.1	142.2

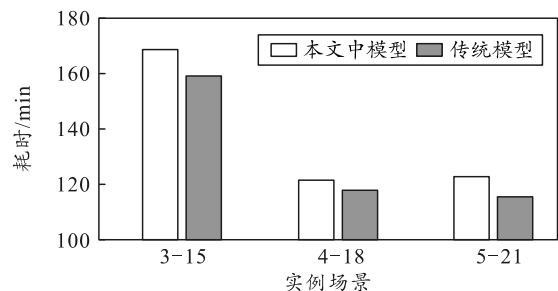
在此问题规模下，相比于传统模型，使用本文

中模型求解得到的平均耗时、平均路程和平均约束项分别相差 5.82%、-2.15%和 0.14%、平均地形风险降低了 21.17%。

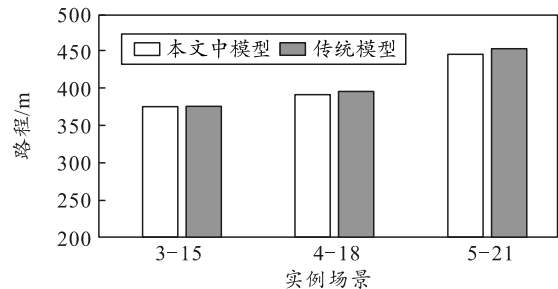
2.2.2 多种问题规模下模型对比

考虑多种问题规模巡检任务场景，保持其余信息不变，改变规模大小，分别设定 3 台四足机器人（携带不同工具）完成 15 个待检任务、4 台四足机器人完成 18 个待检任务、5 台四足机器人完成 21 个待检任务。以上 3 个问题规模简称为实例 3-15、实例 4-18 和实例 5-21。

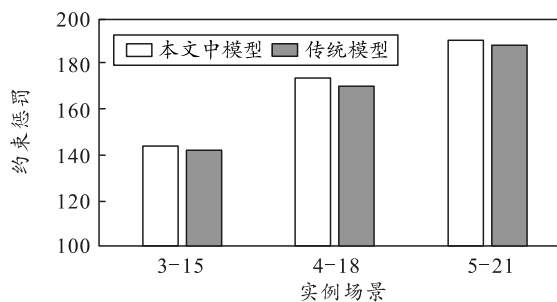
为了减小随机误差和偶然性，进行多次重复实验，以 30 次为 1 组，每种问题规模均重复进行 20 组，统计 3 种问题规模下求解结果平均时间、平均路程、平均地形风险，从而计算最终的平均值，对比结果如图 6 所示。



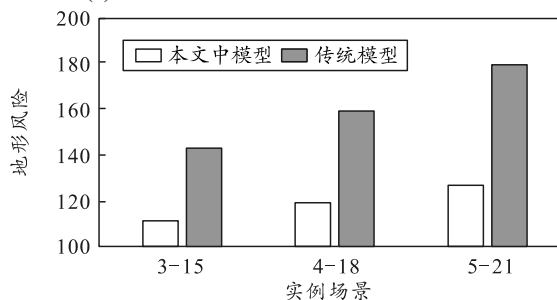
(a) 不同问题规模下平均时间对比



(b) 不同问题规模下平均路程对比



(c) 不同问题规模下平均约束惩罚对比



(d) 不同问题规模下平均地形风险对比

图 6 不同问题规模下模型对比实验结果

2 种模型求解得到的平均耗时在 3 种问题规模下分别相差 5.88%、3.75%、6.14%，平均路程分别相差 0.35%、0.46%、-1.68%，平均约束项分别相差 0.14%、2%、1.28%，而平均地形风险在 3 种问题规模下分别降低 21.17%、24.94%、28.75%。总体来说，2 种模型求解得到的结果耗时和路程以及约束满足程度接近，而地形风险下降约 25%。

由以上结果可知：在多种规模实例中，笔者提出的模型能够在与传统模型保持相近耗时、路径以及约束满足程度的情况下，有效减少任务规划结果中的地形风险，提高四足机器人协作的效率。

3 结束语

笔者提出结合 TAM 的任务分配模型。仿真实验结果表明：与传统任务分配模型相比，笔者提出的模型在保持相近耗时、路程与约束满足程度的情况下，有效降低了多种问题规模下求解结果的地形风险。在后续研究中，可从拓展地形评估维度、改进地形评估机制、非结构化环境下的在线分配等方向继续深入，拓展模型的应用场景。

参考文献：

[1] 柴小龙. 复杂地形条件下四足机器人控制方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
 [2] 胡平志. 复杂地形下四足巡检机器人[D]. 贵阳: 贵州

大学, 2021.
 [3] 毕文豪, 张梦琦, 高飞, 等. 无人机集群任务分配技术研究综述[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(3): 922-934.
 [4] YAN F, CHU J, HU J W, et al. Cooperative task allocation with simultaneous arrival and resource constraint for multi-UAV using a genetic algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 245: 123023.
 [5] MENG F J, YAN K D. Multi-UAV task allocation based on improved particle swarm optimization[C]// Proceedings of the 2024 4th International Symposium on Computer Technology and Information Science (ISCTIS). Piscataway: IEEE, 2024: 768-773.
 [6] TAN C R, LIU X. Improved two-stage task allocation of distributed UAV swarms based on an improved auction mechanism[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2024, 15: 5119-5128.
 [7] FANG Z, MA T, HUANG J, et al. Efficient Task Allocation in Multi-Agent Systems Using Reinforcement Learning and Genetic Algorithm[J]. Applied Sciences. 2025, 15(4): 1905.
 [8] 杨钧杰, 孙浩, 王常虹, 等. 四足机器人研究综述[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(5): 61-13.
 [9] 梁四么, 占云. 基于地形特征复杂度的机载 LiDAR 点云数据抽稀算法研究[J]. 测绘技术装备, 2024, 26(4), 84-87.
 [10] 高彪. 多维地形特征影响下的六足机器人运动规划研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2023.
 [11] JIA G M, WANG X J, WEI H. An Effective Approach for Selection of Terrain Modeling Methods[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(4): 875-879.
 [12] LIU X, LI D C, HE Y Q, et al. Efficient and multifidelity terrain modeling for 3d large-scale and unstructured environments[J]. Field Robotics, 2020, 39(8): 1286-1322.
 [13] EWEN P, LI A, CHEN Y, et al. These Maps are Made for Walking: Real-Time Terrain Property Estimation for Mobile Robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 7083-7090.
 [14] SEENU N, CHETTY K R M, RAMYA M M, et al. Review on state-of-the-art dynamic task allocation strategies for multiple-robot systems[J]. Industrial Robot, 2020, 47(6): 929-942.
 [15] 周航, 秦实宏, 方涇丞. 基于混合遗传禁忌搜索算法的多机器人任务分配[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(11): 35-39.
 [16] 胡涛, 申立群, 付晋, 等. 基于多种群遗传算法的航天复杂系统测试任务调度[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(4): 1262-1272.