DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513762

基于双分辨率栅格地图的机器人路径规划研究

苏 毅[1],吴文欢[1],李鼎鑫[2]
(1. 湖北汽车工业学院智能网联汽车学院 十堰 442002; 2. 航天时代飞鸿技术有限公司 北京 102199)

摘 要:针对非平坦地形环境下移动机器人路径规划存在的存储效率低与地形适应性不足问题,提出一种基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 路径规划算法。该算法通过构建由高分辨率障碍物层和低分辨率高程层组成的复合栅格地图,其中障碍物层采用二值化表征刚性障碍分布,高程层基于数字高程模型量化地形起伏特征,从而实现地形特征的分层描述。在此基础上改进 A* 算法,重构其动态加权复合代价函数,改进后的算法在移动代价函数中引入地形坡度约束、能耗权重与安全系数三重优化维度,将启发式函数扩展为融合空间距离、坡度均方根及地形风险值的多模态评价指标,并设计基于距离敏感的动态权重调节策略,通过 Sigmoid 函数实现全局启发式搜索与局部路径优化的平滑过渡。实验表明,在边长为 700 m×700 m 的矩形测绘范围内,双分辨率分层栅格地图结构相较三维栅格地图减少 61.7% 存储负载;相较于传统 A* 算法,该方法规划路径的高程波动标准差降低 38.9%。机器人实体实验验证了该方法可有效规避陡坡地形与障碍物。工程应用实验表明,该方法在在油田巡检等大尺度非结构化场景中内存占用减少 62%,路径规划响应时间低于 6.9 s,规划的路径具备平缓低起伏特性。

关键词: 路径规划;分层栅格地图;移动机器人;A* 算法;油田巡检
中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.80

Research on robot path planning based on dual-resolution grid maps

Su Yi[1], Wu Wenhuan[1], Li Dingxin[2]
(*1. School of Intelligent Connected Vehicle, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China; 2. Aerospace Times Feihong Technology Co., Ltd., Beijing 102199, China*)

Abstract: To enhance terrain adaptability and storage efficiency in mobile robot path planning on non-flat terrains, an improved A* path planning algorithm based on the dual-resolution hierarchical grid map is proposed. This map includes a high-resolution obstacle layer using binary representation for rigid obstacles and a low-resolution elevation layer quantifying terrain undulations via a digital elevation model. On this basis, the A* algorithm is improved by reconstructing its dynamic weighted composite cost function. The improved algorithm introduces three optimization dimensions into the mobility cost function, including slope constraints, energy consumption weight, and safety factor. The heuristic function is extended to a multimodal evaluation metric that integrates spatial distance, root mean square slope, and terrain risk values. A distance-sensitive dynamic weight adjustment strategy is designed, and the Sigmoid function is utilized to achieve a smooth transition between global heuristic search and local path optimization. Experiments show that within a rectangular mapping range of 700 m×700 m, the dual-resolution hierarchical grid map structure reduces storage load by 61.7% compared with a three-dimensional grid map. Compared with traditional A* algorithms, this method reduces the standard deviation of elevation fluctuations in planned paths by 38.9%. Real robot experiments demonstrate that this method effectively avoids steep slopes and obstacles. Engineering application experiments indicate that this method reduces memory usage by 62% in large-scale unstructured scenarios such as oilfield inspections, with path planning response times under 6.9 s and the planned paths exhibiting gentle low undulation characteristics.

Keywords: path planning; layered raster maps; mobile robots; A* algorithm; oilfield inspection

收稿日期:2025-02-20 Received Date: 2025-02-20

0 引　　言

路径规划是移动机器人即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)中的关键技术之一。随着移动机器人在工业巡检[1-2]、应急救援[3]、空间探测[4]等领域的广泛应用,其所处的作业环境变得日益复杂与多样。尤其在非平坦运动场景中,实现兼顾高效性与安全性的自主路径规划仍是亟待攻克的核心技术难题。

移动机器人通过多传感器融合实现环境感知与避障。在静态结构化环境中,采用全局路径规划算法,结合碰撞检测、安全距离约束及路径长度加权策略,以生成兼顾运动学约束、安全性与效率的最优路径。经典全局规划算法中,Dijkstra 算法[5]、A* 算法[6]及其改进变体、快速扩展随机树(rapid random tree, RRT)[7-8]算法、蚁群优化(ant colony optimization, ACO)[9-11]算法和遗传算法(genetic algorithm, GA)[12-13]在工业与科研领域具有广泛应用,其中 A* 算法通过在启发式搜索框架下兼顾路径最优性与计算效率优势,成为移动机器人全局路径规划的核心方法之一。近年来,以 A* 算法及其改进算法为核心的移动机器人路径规划方法持续受到学术界和工业界的广泛关注[14-24]。国内外学者围绕动态环境适应性、计算效率优化与路径平滑性等核心问题展开探索,形成了以传统算法改进和智能算法融合为主的两大研究方向[25]。

传统方法通过引入动态权重策略,有效提升了栅格地图的构建效率。这类方法融合启发式函数与实际路径代价函数,能够在确定性场景中高效搜索最优路径,但其节点扩展机制需存储大量中间状态信息,导致内存占用随地图规模呈指数级增长,从而限制了在大规模场景中的应用[14]。针对上述问题,学者们从多维度开展了改进研究:王中玉等[15]提出基于动态调整启发函数权重的改进 A* 算法,结合栅格地图来优化路径搜索效率,但在复杂地形中容易陷入局部最优。部分研究者将改进的 A* 算法与动态窗口法相结合,提出了具备随机避障能力的机器人路径规划方法,这类方法利用改进 A* 算法进行全局路径规划,再借助动态窗口法实现实时局部避障,从而使机器人在复杂动态环境中能够高效、安全地行进[16-18]。孙岩霆等[19]提出了一种融合改进 A* 与动态窗口算法的水面船艇动态路径规划方法,通过优化启发函数、路径节点及轨迹评价函数,显著减少了总转向角度并提升了航行安全性和效率,但实际环境适用性有待进一步验证。朱洪波等[20]针对 A* 算法存在的搜索效率不足、路径平滑度差及安全性欠佳等问题,提出了一种分层平滑优化 A* 引导的动态窗口路径规划算法。然而该方法目前仅通过仿真实验验证了理论可行性,其实际工程适用性仍需实证检验。熊勇刚等[21]提出了一种改进的 A* 算法,通过邻域扩展策略避免斜穿障碍物顶点、引入障碍物指数加权的评价函数以及三次优化折线路径,显著提升了搜索效率、减少了路径冗余拐弯并提高了安全性,但未充分验证动态环境适应性和实际机器人部署效果,且路径长度优化可能存在场景局限性。伞红军等[22]提出的拟水流算法虽然有效改善了传统算法在移动机器人路径规划中搜索效率低下的问题,但其主要适用于小规模平面环境下的路径规划,该算法在大规模复杂场景中的实际应用效果仍尚待进一步验证。杨国等[23-24]针对室内环境下机器人的路径规划算法做了优化,但是在室外大范围场景下,这类算法表现出一定的局限性。

在智能算法方面,深度学习和强化学习技术的应用显著提升了移动机器人路径规划的环境感知能力和动态决策能力。基于卷积神经网络和循环神经网络的模型通过端到端特征提取,有效解决了复杂场景下的语义分割与障碍物预测问题[25-26];图神经网络的引入进一步增强了拓扑地图的全局关系推理能力,尤其在非结构化环境中表现出较高的路径生成效率。在强化学习方面,深度 Q 网络和策略梯度算法通过奖励机制优化动态决策过程,在动态障碍物规避与实时路径调整中展现出优势[27-29]。然而,此类方法普遍面临训练样本需求量大、奖励函数设计依赖先验知识等挑战。此外,稀疏奖励问题容易导致策略收敛缓慢,并且在动态环境突变时,可能会引发路径震荡。

当前的移动机器人路径规划方法,无论是传统算法还是智能算法,主要针对平坦且结构化的环境进行设计。然而在丘陵、油田及戈壁滩等非结构化不平坦地形中,需同步优化路径效率与安全性能,导致问题复杂度显著提升。其核心挑战在于如何建立地形动态特征与移动机器人运动能力之间的量化耦合模型[30],这一关键科学问题至今仍缺乏系统性解决方案。

针对非平坦地形下移动机器人的路径规划,Norouzi 等[31]提出基于高程地图的改进 A* 算法,但其启发函数未考虑高程信息对路径风险的评估。Zhang 等[32]设计了基于高程分级的三维栅格路径规划算法,通过构建基于离散高程梯度约束的路径平滑度评价机制,保障路径的连续性与运动平顺性。然而,当地形梯度变化量超出预设离散化阈值时,或分级参数与地形特征空间分布失配时,算法易出现路径拓扑连通性断裂及运动可行性显著下降,暴露出参数自适应能力不足的固有缺陷。闫飞等[33]提出了一种基于拓扑栅格高程模型的室外三维路径规划方法,该方法通过量化相邻栅格单元间的高程梯度构建运动代价函数,并以此作为三维路径规划的约束条件。然而,由于采用固定分辨率的栅格地图建模策略,导致算法在机器人越障能力、能耗效率等运动性能参数

的适应性方面存在局限,难以满足异构移动机器人平台的动态路径规划需求。黄志清等[34]设计了一种非平坦环境下的路径规划算法,但是未在真实环境下对该算法的有效性作进一步验证。李鼎鑫[35]提出采用 2.5D 栅格地图存储环境高程信息,并基于此改进了 A* 算法,实现了复杂环境下的机器人路径规划。但该方法仍存在明显局限:地形坡度计算模型复杂度较高,同时未能融合机器人能耗约束与运动安全性指标对路径规划的综合影响。

路径规划算法的核心性能要求涵盖鲁棒性、安全性、效率、自适应性和可扩展性。鲁棒性通过冗余设计与容错机制降低对单一数据源的依赖,保障异常环境下稳定输出可行路径。安全性需融合运动学约束,动态识别地形风险并主动避障,仅在无替代路径时触发应急策略。效率需平衡资源占用与计算效率,通过降维处理多传感器数据提升实时响应能力。自适应性要求动态调整规划参数,如依据障碍密度优化搜索范围,实现精度与速度的动态平衡。可扩展性需构建开放架构,兼容新型传感器与运动模型,预留技术升级接口。其中,鲁棒性和安全性是系统稳定运行的底层保障,效率与自适应性决定算法性能上限,可扩展性支撑技术持续迭代。

1 双分辨率分层栅格地图建模

地图构建作为移动机器人实现自主导航的核心技术基础,其本质是通过多模态传感器融合实现对环境信息的实时感知与结构化建模,并采用高效的数据表征方法进行环境信息的存储与更新。该过程生成的精确环境模型为 SLAM 算法及运动规划算法提供了关键的先验知识,地图的建模精度与存储架构的时空复杂度直接决定着导航系统的整体性能。

基于空间表征维度的差异性,环境地图可分为二栅格扑地图与三维体素地图两大范式。二维栅格地图作为典型二维表征方法,通过二维坐标系离散化构建概率占据模型,适用于扫地机器人等平面运动约束型智能体。其局限性在于无法解析高程维度的环境特征,存在垂直方向信息熵缺失问题。三维体素地图采用体素化空间分割技术,在 X、Y、Z 三轴方向建立结构化环境表征单元。每个体素可集成反射率、法向量等多模态属性数据,具备可压缩性和动态更新特性,满足无人机等全向运动智能体的三维导航需求。然而,其空间分辨率参数的选取存在显著优化悖论:当分辨率超过 Nyquist 采样阈值时,将引发体素化离散误差,导致障碍物表面呈现锯齿状伪影,增加碰撞风险;而亚临界分辨率虽能提升几何保真度,却会因高程数据冗余造成存储复杂度呈 $O(n^3)$ 增长,且对基于曼哈顿距离的路径规划算法并无实质性优化增益。

为了解决上述问题,提出了一种基于双分辨率分层栅格地图的构建方法。如图 1 所示,该方法利用多层栅格地图构成复合地图,实现了既能像三维栅格地图那样精确反映环境高程信息,又能像二维地图那样直观表达障碍物信息的效果。与此同时,通过为每一层地图采用不同的分辨率,缓解三维栅格地图在内存占用方面存在的巨大压力。

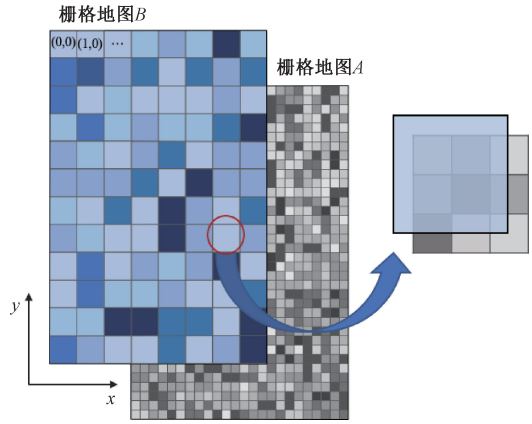


图 1 双分辨率分层栅格地图

Fig. 1 Dual-resolution layered raster maps

该地图由两类分辨率异构的栅格层构成:栅格地图 A 通过二值化表征障碍物空间分布,重点识别不可逾越的刚性障碍(如岩石、陡坡、坑洼等);栅格地图 B 则通过数字高程模型量化地形起伏特征,用于评估移动机器人运动学约束下的可通行性。两类地图在统一地理坐标系下实现空间配准,每个栅格节点对应三维空间中的二维投影坐标 (x,y) 及高程属性 z,其数学关系如式(1)所示。

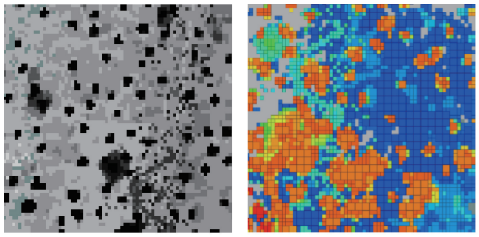
$$Node(x,y)=\{MapA(x,y)\in\{0,1\},\ MapB(x,y)=z\} \tag{1}$$

移动机器人在路径规划过程中,算法优先读取栅格地图 A 的障碍物分布数据构建全局拓扑连通图,继而根据移动机器人最大爬坡角、底盘离地间隙、最大转向角度等运动学参数,结合栅格地图 B 的高程梯度信息动态计算地形可通行性权重。

障碍物信息层采用二值化存储模式记录移动机器人运动环境的空间占用状态,其表征机制如图 2(a)所示。黑色网格单元标记为障碍区域,灰色网格单元定义为可通行区域,通过栅格化离散映射构建机器人可行走区域的拓扑结构。该层通过几何约束条件严格限制机器人进入障碍栅格区域,同时为路径规划算法提供可量化的导航空间参数。

高程信息层基于数字高程模型(digital elevation model,DEM)构建,其栅格单元存储对应地表区域的高程特征值,如图 2(b)所示,每个 DEM 节点的高程数据通过邻域高程采样均值计算生成,采样范围由栅格分辨率参

数动态确定。针对高程突变区域,例如地形梯度超过阈值的陡坡或深度突变的坑洼,需构建多维度通行风险评估模型:首先,基于机器人运动学约束确定可通行坡度范围;其次,通过位姿稳定性分析预测地形形变对机器人的影响;最后,整合环境复杂度参数完成综合安全评估。



(a) 障碍物层　　(b) 高程信息层
(a) Barrier layer　　(b) Elevation information layer

图 2　分层栅格地图示意图

Fig. 2　Diagram of the layered raster map

这项研究针对油田、戈壁滩等大尺度室外场景中移动机器人路径规划存在的地图规模膨胀与有限算力矛盾,提出融合机器人运动特性约束的双分辨率地图构建方法,实现大规模环境建模与实时路径规划的平衡。当环境空间尺度超过 100 m×100 m 时,单分辨率栅格地图面临两难选择:高分辨率虽能提升导航精度,但路径搜索时间复杂度将呈指数级增长;而低分辨率虽可维持实时性,却会导致障碍物轮廓模糊化,使移动机器人碰撞概率上升。针对路径规划精度与计算效率的平衡需求,双分辨率分层栅格地图架构采用差异化分辨率设计策略,通过空间分层建模实现环境表征的精度-效能协同优化。

障碍物信息层采用 0.1 m 的高分辨率栅格,通过形态学膨胀算法精确提取障碍物边界,确保机器人安全裕度半径内的避障可靠性。高程信息层依据机器人运动学参数建立分辨率自适应模型,其数学表达如式(2)所示。

$$R_h = \frac{L_{robot}}{2} \cdot \tan \theta_{\max} \tag{2}$$

式中:R_h 为高程信息层的分辨率;L_{robot} 为移动机器人本体长度;$\theta_{\max}$ 为最大爬坡角。该设计既保证地形起伏特征的完整性又避免数据冗余导致的存储开销。

2　双分辨率分层栅格地图实现

2.1　障碍物层实现

占据栅格地图通过将环境离散化为均匀二维网格实现空间建模,每个栅格采用概率方法动态更新占据状态,进而量化障碍物存在的置信度。该方法的核心算法依托贝叶斯滤波框架,通过迭代式融合传感器观测数据与机器人位姿信息完成环境模型的渐进式构建。初始化阶段所有栅格占据概率均设定为中性值以表征未知状态。占据栅格地图的工程实现通常将概率计算转换为对数几率形式以降低运算复杂度,其中对数几率定义为当前占据概率与其互补概率之比的自然对数。例如,栅格 m_i 在时刻 t 的对数几率如式(3)所示。

$$l_{t,i} = \log\left(\frac{p(m_i \mid z_{1:t}, x_{1:t})}{1 - p(m_i \mid z_{1:t}, x_{1:t})}\right) \tag{3}$$

式中:$z_{1:t}$ 表示传感器数据序列;$x_{1:t}$ 表示移动机器人的位姿矩阵序列。

占据栅格地图的更新流程包含多步骤坐标转换与概率迭代。当新传感器数据输入时,首先将测量值从机器人局部坐标系变换至全局地图坐标系,随后基于逆传感器模型解算受影响的栅格状态。通过 Bresenham 算法快速生成激光束在栅格地图中的传播路径后,系统对路径覆盖的每个栅格进行差异化概率更新:位于激光测量终点的栅格依据传感器观测证据增强占据概率,处于传播路径中途的栅格则相应降低占据概率。针对概率更新的数值稳定性需求,采用贝叶斯对数几率形式约束概率值在 0~1 有效区间。终点栅格获得最大占据概率增益,路径中间栅格的衰减幅度与传感器测量噪声模型呈正相关。这种处理方法既能有效构建障碍物边界,又可消除由激光束穿透效应引起的伪障碍物信息,更新表达式如式(4)所示。

$$l_{t,i} = l_{t-1,i} + \log\left(\frac{p(m_i \mid z_t, x_t)}{1 - (m_i \mid z_t, x_t)}\right) - l_0 \tag{4}$$

式中:l_0 为初始对数几率,取 0 以保持中性先验。最后通过 Sigmoid 函数转换回概率值输出。障碍物层地图的具体实现过程如算法 1 所示。

算法 1:障碍物层地图构建算法

```
1. Input:
2.     map: 初始概率为 0.5 的栅格地图
3.     sensor_data: 传感器观测数据(距离、角度)
4.     pose: 当前机器人位姿(x, y, θ)
5. Output: 更新后的占据栅格地图
6. for each time step t do:
7.     for each laser beam in sensor_data do:
       // 计算激光束终点全局坐标
8.         end_point = convert_to_global(beam, pose)
           // 生成从机器人位置到终点的栅格路径
9.         path = bresenham(pose, end_point)
           // 更新路径上的栅格对数几率
10.        for each grid cell m_i in path do:
11.            if m_i == end_point:
12.                l_i += log_odds(occupied) - l0
                   // 终点增加占据概率
13.            else:
```

```
                l_i += log_odds(free) - l0
                // 路径降低占据概率
        // 限制对数几率范围并转换为概率
    for each grid cell m_i in map do:
        l_i=clamp(l_i, min_log, max_log)
        map[m_i]=1 / (1 + exp(-l_i))
        // Sigmoid 转换
return map
```

2.2 高程信息层实现

高程信息层与障碍物信息层虽共享栅格化存储结构,但在数据表征维度呈现本质差异。障碍物信息层通过动态更新的栅格占据概率表征通行可行性,高程信息层则以静态高程均值记录地形几何特征。构建高程信息层时,需将三维点云数据投影至二维栅格平面,依据数字高程模型原理对每个栅格单元内的高程数据集进行统计分析。各栅格高程值由其覆盖区域内全部点云高程的加权均值确定,权重由点云密度动态分配。如图 3 所示,移动机器人在运动过程中实时检测环境中的高程突变区域,例如坡度变化率超过阈值的陡坡或深坑。结合机器人运动学模型的最大攀爬角度与底盘离地间隙等参数,判断该区域是否可以通行,如果坡度值超过机器人最大攀爬角,则将其识别为障碍物,并在障碍物栅格图中将对应栅格的状态更新为占用状态。

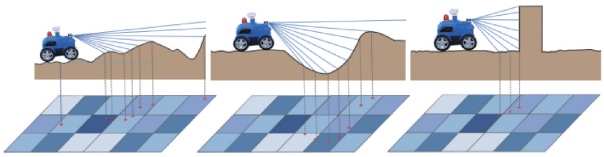


图 3 环境中陡坡、坑洼、障碍物示意图

Fig. 3 Diagram of steep slopes, potholes, and obstacles in the environment

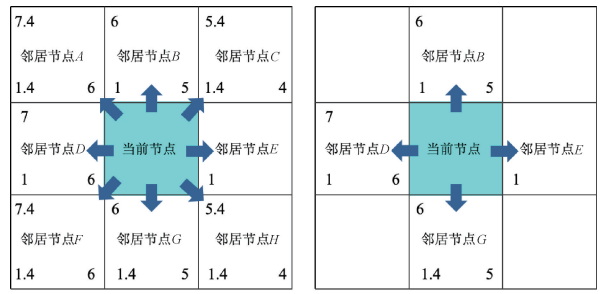
3 基于双分辨率分层栅格地图的路径规划

A* 算法是一种经典的启发式搜索算法,它通过结合广度优先搜索和贪心算法的思想,利用启发式函数来评估节点的代价,从而在搜索过程中平衡搜索的广度和深度,进而选择最优路径。A* 算法代价函数如式(5)所示。

$$f(n)=g(n)+h(n) \tag{5}$$

式中:$g(n)$表示从起点到节点 n 的实际移动代价;$h(n)$表示从当前节点 n 到目标节点的预估代价(即启发式估算),通常采用欧氏距离或曼哈顿距离。A* 算法会优先扩展具有最小 $f(n)$值的节点,从而保证搜索过程朝着目标最短路径进行。

在 A* 路径规划算法中,邻域搜索模式的判定依据节点连接关系可分为两种典型形态。如图 4(a)所示,如果当前节点的有效邻居节点覆盖 8 个方位时,系统采用八邻域搜索模式;如图 4(b)所示,若仅允许横向与纵向移动且有效邻居节点缩减为 4 个方位,则对应四邻域搜索模式。路径成本计算采用差异化代价体系,其中横向与纵向移动设定基础代价为 1,斜向移动因实际位移量为 $\sqrt{2}$的数学特性,其代价取近似值 1.4。节点 n 的移动代价 $g(n)$的计算遵循动态累加原则,具体表现为:当前节点的移动方向决定增量代价,横向或纵向移动时累加 1,斜向移动时累加 1.4,该增量值与父节点移动代价值之和构成当前节点的总移动成本估值。



(a) 八邻域搜索
(a) Eight-neighborhood search

(b) 四邻域搜索
(b) Four-neighborhood search

图 4 A* 算法邻域与代价函数示意图

Fig. 4 Diagram of the A* algorithm neighborhood and cost function

然而,传统 A* 算法未考虑非平坦地形中高程梯度对机器人运动能耗与安全性的影响,导致在复杂地形中路径规划可能无法充分优化机器人的运动效率和避障能力。高程变化较大的区域可能会增加机器人的能量消耗,甚至影响其稳定性和行驶安全。

针对上述问题,提出一种融合双分辨率高程约束的改进 A* 算法。该方法在分层栅格地图基础上,重构代价函数,如式(6)所示。

$$f_{cost}(n)=x\cdot g_{cost}(n)+(1-x)\cdot h_{cost}(n) \tag{6}$$

式中:x 为动态权重因子;$g_{cost}(n)$ 为融合地形坡度的移动代价函数;$h_{cost}(n)$ 为节点 n 至目标终点的估计代价函数。

$g_{cost}(n)$ 的计算需先解决双分辨率栅格间的跨层数据映射问题。具体而言,障碍物层节点 n 的高程信息需通过空间坐标变换映射至高程层的对应栅格 n',映射关系如式(7)所示。

$$n'(x',y')=\frac{x}{R_h},\frac{y}{R_h} \tag{7}$$

式中:(x,y)为障碍物层节点坐标;R_h 为高程信息层分辨率。在实现跨层数据索引后,$g_{cost}(n)$ 可如式(8)所示。

$$g_{cost}(n)=\alpha\cdot d(n)+\beta\cdot\max\left(\frac{\Delta_z(n,n_{parent})}{d(n,n_{parent})}\right) \tag{8}$$

式中:$d(n)$为累积移动距离;Δz 为节点间高程差;α、β 为能耗与坡度安全权重系数。

在改进 A* 算法的框架下,$h_{cost}(n)$定义为节点 n 至目标终点的启发式估计代价,其核心目标在于融合地形特征与机器人运动学约束,以引导搜索方向并降低路径的全局能耗与风险。与传统的欧氏距离或曼哈顿距离不同,$h_{cost}(n)$ 通过多模态特征加权实现地形感知的代价估计,其数学表达如式(9)所示。

$$h_{cost}(n) = \gamma_1 \cdot h_{dist}(n) + \gamma_2 \cdot h_{slope}(n) + \gamma_3 \cdot h_{risk}(n) \tag{9}$$

式中:γ_1、γ_2、γ_3 为归一化权重系数,满足 $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1$;$h_{dist}(n)$ 为空间距离代价。基于节点 n 与终点的欧氏距离计算如式(10)所示。

$$h_{dist}(n) = \sqrt{(x_n - x_{goal})^2 + (y_n - y_{goal})^2} \tag{10}$$

其作用与传统 A* 算法一致,用于保证路径趋向目标点的收敛性。

$h_{slope}(n)$ 为地形坡度代价,用来量化路径段 $n \rightarrow goal$ 的预期平均坡度对机器人运动能耗的影响。通过双分辨率栅格地图映射,提取节点 n 至终点的路径高程剖面数据,计算其梯度均方根如式(11)所示。

$$h_{slope}(n) = \sqrt{\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\left(\frac{\Delta_{Z_k}}{d_k}\right)^2} \tag{11}$$

其中,Δ_{Z_k} 为第 k 段路径的高程差,d_k 为水平投影距离,K 为分段总数。该设计可有效抑制路径选择中频繁跨越陡坡的行为。

为提高路径规划算法在效率与精度间的平衡能力,提出一种基于距离敏感的自适应权重调节策略。在改进 A* 算法的复合代价函数中,引入动态权重因子 $x(x \in [0,1])$,用于移动机器人在规划路径时的自适应调节,其数学关系定义如式(12)所示。

$$x(n) = \frac{1}{1 + exp\left(-k\dfrac{h_{dist}(n)}{D_{\max}}\right)} \tag{12}$$

式中:$h_{dist}(n)$ 为当前节点 n 至终点的欧氏距离;$D_{\max}$ 为预计算的场景最大路径长度(即起点到终点的直线距离乘以地形复杂度系数);k 为衰减系数,控制权重变化的平滑性,k 值越大,过渡区间越陡峭(实验中 k 取 2.5)。

当 $h_{dist}(n) \geqslant 0.7D_{\max}$ 时,为全局搜索阶段,此时 $x(n) \approx 0$,代价函数以启发项 $h_{cost}(n)$ 为主导,算法优先扩展靠近目标方向的节点,减少搜索空间。当 $0.7D_{\max} \leqslant h_{dist}(n) \leqslant 0.7D_{\max}$ 时,$x(n)$ 按 Sigmoid 曲线平滑递增,逐步增强实际代价 $g_{cost}(n)$ 的权重,抑制因启发式误导产生的次优路径分支。当 $h_{dist}(n) \leqslant 0.3D_{\max}$ 时,$x(n) \approx 1$,算法以 $g_{cost}(n)$ 为核心,结合地形坡度与运动学约束精细化修正路径。

4　实验与分析

为了验证基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法的有效性,设计并实施了仿真实验、移动机器人实体实验和工程应用实验,以全面评估该方法在不同环境下的性能。

4.1　仿真实验

仿真实验在 Ubuntu 系统下基于机器人操作系统(robot operating system, ROS)框架搭建,采用 Gazebo 模拟非平坦地形动态场景。在仿真实验中,首先对模拟环境进行了地图建模,分别设置了障碍物密集区、狭窄通道及局部非平坦区域,以充分考验改进算法在复杂场景下的路径规划能力。

1)实验步骤

(1)在 Gazebo 中搭建一个基础的地形场景,并添加地形起伏、坑洼及坡度等特征元素,模拟真实环境的非平坦特性。在场景中布置多个不同类型的障碍物,然后划分若干狭窄通道和开阔区域,用以考察算法对不同空间约束的适应能力。

(2)将移动机器人统一机器人描述格式(unified robot descripti on format, URDF)模型导入 Gazebo 中,加载机器人底盘、轮子、激光雷达、RGB-D 相机等设备,并配置其在 ROS 中的话题和 TF 坐标变换。

(3)在 ROS 中配置两层分辨率不同的栅格地图:高分辨率层设置为 0.1 m×0.1 m,侧重局部精细障碍物分布,用于局部路径的精确避障;低分辨率层设置为 0.3 m×0.3 m 负责大范围环境高程表示,用于全局路径的快速搜索。

(4)在 ROS 导航框架下实现基于分层栅格地图的改进 A* 算法节点,结合双分辨率分层栅格地图进行路径规划。该节点订阅来自仿真环境的环境信息,并发布规划后的导航路径给下位控制器。

(5)在仿真运行过程中,通过 ROS 话题实时监测机器人位置、姿态、传感器数据以及规划节点输出的路径信息。

(6)记录每次路径规划的时间消耗、路径长度、扩张点数量、高程标准差等指标。使用 RViz 可视化工具查看机器人规划路径和实际运动轨迹,并对比改进 A* 算法与其他算法在复杂环境中的表现差异。

2)仿真实验数据分析

仿真实验通过仿真实验对比分析了 3 种栅格地图模型的存储效率差异。实验对象包括基础二维栅格地图、全要素三维栅格地图以及创新设计的双分辨率分层栅格地图,其空间参数设定为:二维栅格地与全要素三维栅格地图均采用 0.1 m×0.1 m 的基础分辨率,分层地图则采

用障碍物层 0.1 m×0.1 m、高程层 0.3 m×0.3 m 的双精度配置。

实验结果如表 1 所示,在标准 700 m×700 m 测绘范围内,全要素三维栅格地图因包含高程、坡度等多维度地形特征,产生 1 351.6 MB 存储负载,显著高于二维栅格地图的 436.4 MB 基础数据量。双分辨率分层栅格地图通过构建多层级地图结构,在保留关键地形细节的同时将存储需求控制在 518.2 MB,较三维地图降低 61.7%,体现出分层存储策略对空间数据的高效压缩能力。这一数据对比揭示了地图建模精度与存储效率之间的固有矛盾,三维地图虽能提供最完整的环境信息,但需承受三倍于二维地图的内存开销,而双分辨率地图通过智能分层机制实现了存储成本与信息密度的平衡,为移动机器人导航系统的地图选择提供了重要参考依据。

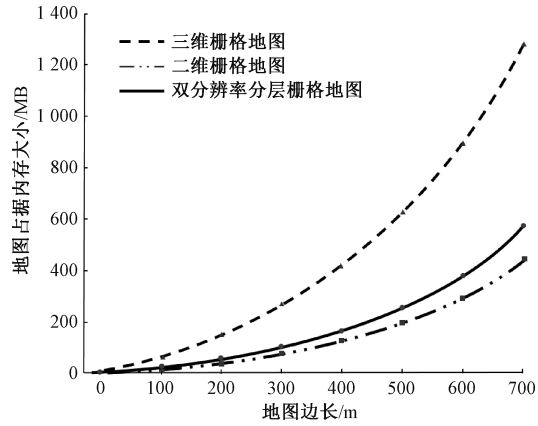


图 5 地图尺寸与地图存储大小示意图

Fig. 5 Diagram of map size and map storage size

表 1 不同类型地图内存占用比较

Table 1 Comparison of memory usage of different types of maps (MB)

地图类型	占用内存大小
二维栅格地图	436.4
双分辨率分层栅格地图	518.2
三维栅格地图[33]	1 351.6

为量化分析测绘面积对地图存储负载的影响,实验测试了 3 种地图格式在不同尺寸场景下的内存占用特性。测试结果如图 5 所示,当测绘区域从初始点位逐步扩展至 700 m × 700 m 标准作业范围时,全要素三维栅格地图因需完整存储三维空间拓扑关系及多维度地形属性,其内存占用呈现指数级增长趋势,最终达到 1 351.6 MB。在相同测绘范围内,二维栅格地图通过舍弃高程维度信息将内存需求压缩至 436.4 MB 基准水平,而双分辨率分层地图采用空间精度自适应策略:障碍物层保持导航所需基础精度,高程层依据地形复杂度动态调整采样密度,成功将总存储量控制在 518.2 MB。经数据对比分析,双分辨率分层栅格地图通过空间特征解耦存储机制,较三维地图减少 61.7%的存储资源消耗,验证了双分辨率分层建模方法在存储效率上比二维栅格地图和三维栅格地图更好。

图 5 中 3 种不同类型的地图在存储负载上的增长趋势显示,三维地图由于立体数据维度的扩展,呈现指数级膨胀;二维栅格地图和双分辨率栅格地图则增长较为缓慢。这表明,在大型复杂场景中,双分辨率分层栅格地图凭借其多尺度空间信息表征,在环境建模精度与存储经济性之间实现了最优平衡,为资源受限的移动机器人系统提供了一种高效可行的地图构建方案。

在路径规划方面,实验选取了规划路径时的扩张点数量、路径长度、规划路径耗时和高程标准差等作为评估路径规划算法性能的关键指标。其中,路径扩张点数量指的是在路径搜索过程中,A* 算法所检查和评估的节点数,通常情况下,扩张点数量越少,算法的效率越高。实验采集了 60 张不同尺寸的地图并选取了具有代表性的 4 种路径规划算法进行仿真对比实验,实验结果如表 2 所示。

表 2 算法性能比较

Table 2 Algorithm performance comparison

类别	扩张点数量	路径长度/m	规划耗时/s	高程标准差
A* 算法	76	25.4	4.32	29.73
三维 A* 算法[33]	724	31.8	41.70	23.56
动态加权 A* 算法[36]	68	26.1	4.85	27.45
改进 A* 和动态窗口法[17]	115	28.9	12.34	18.72
分层栅格地图改进 A* 算法	83	34.2	5.24	11.43

数据对比显示,传统 A* 算法在路径长度和规划耗时方面表现最优,路径长度仅为 25.4 m,规划耗时 4.32 s,但其高程标准差高达 29.73,反映路径地形起伏较大,可能影响机器人运动稳定性和安全性。三维 A* 算法通过

引入地形高程优化将地形标准差降至 23.56,但路径长度增至 31.8 m,同时伴随扩张点数量激增至 724 个及规划耗时 41.7 s,表明其三维空间搜索存在高计算复杂度问题。动态加权 A* 算法以 68 个扩张点和 4.85 s 的规划耗时生成 26.1 m 较短路径,但 27.45 的地形标准差说明其对地形优化的提升有限。改进 A* 与动态窗口法的融合方法通过全局规划与局部避障协同,将地形标准差显著降低至 18.72,但 28.9 m 路径长度和 12.34 s 规划耗时显示该方法在复杂地形中需要牺牲实时性以保障安全性。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法在 4 项指标中实现独特平衡,以 83 个扩张点和 5.24 s 的规划耗时生成 34.2 m 最长路径,并通过多目标优化将地形标准差降至 11.43,较最优对比方法降低 38.9%,证明其在地形平顺性优化和规划效率方面具有突出优势,特别适用于对运动稳定性要求严格以及性能要求高的应用场景。上述五种路径规划方法性能的差异揭示了路径规划中搜索效率、路径最优性与地形适应性之间的固有矛盾,而基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法通过代价模型创新,在合理控制效率损失的前提下显著提升了地形适应性。

为更直观对比基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法与传统 A* 算法在复杂地形中的轨迹高程波动的变化情况,实验采用等间隔采样方法获取路径高程数据:沿规划路径自起点开始,以 1 m 为间隔提取对应位置的高程值,构建算法地形适应性的量化评估基础。如图 6 所示,实验对比数据清晰展现了 2 种算法的地形适应差异。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法规划路径总长 34.2 m,其高程波动幅度明显小于传统 A* 算法。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法规划的路径在 12、23、27 和 31 m 处存在可检测到的高程突变,但整体起伏趋势平缓。而传统 A* 算法生成的路径虽将路径长度缩短至 25.4 m,却在 4、5、7、8、12、22 和 24 m 等关键点位出现剧烈高程突变,特别是在 5 m 深谷与 8 m 断崖处形成显著地形落差,12 m 山脊处更出现急剧坡度变化。这些位置可能会对机器人的运动造成风险。

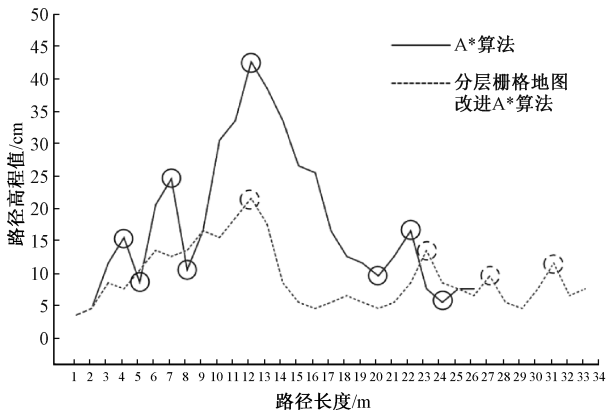


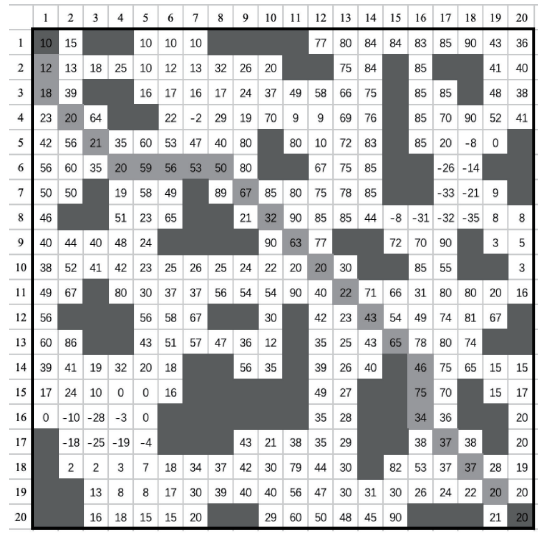
图 6　A* 算法与改进方法所规划路径高程变化示意图

Fig. 6　Diagram of the elevation change of the path planned by the A* algorithm and the improved method

从图 6 的分析可以看出,传统 A* 算法在路径规划过程中,仅考虑从起点到目标点的最短路径,未充分关注路径的高程变化对机器人运动的影响。在复杂地形环境中,这可能导致路径的高程剧烈波动,进而增加移动机器人的能耗,甚至影响机器人运动的稳定性,使其在陡坡区域面临翻车风险。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法通过融合地形可通行性代价函数,在路径水平距离与高程稳定性之间建立平衡机制,能有效规避了传统算法单纯追求二维路径最短而频繁穿越危险地形的缺陷,为无人设备的长时作业提供了更加稳定可靠的路径支持。

为验证传统 A* 算法与基于双分辨率分层栅格地图的改进型 A* 算法的路径规划性能差异,仿真实验构建融合高程信息层与障碍物信息层的复合地图进行对比分析。如图 7 所示,通过可视化技术清晰呈现两种算法在相同环境下的规划差异:左上角和右下角的栅格分别标注起止点,栅格内部数值表示以厘米为单位的高程信息,传统 A* 算法规划的路径如图 7(a)所示,基于分层栅格地图的改进 A* 算法规划的路径如图 7(b)所示。

从图 7 中可以看出两条路径在栅格坐标(4, 6)处开始呈现显著策略分歧。传统 A* 算法依赖启发式函数优先选择(5, 6)~(20, 20)方向延伸的最短路径,但该路径在多个区段存在超过安全阈值的高程突变,可能导致移动机器人运动失稳。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法在栅格(4, 7)节点启动多目标优化机制,通过动态权衡路径长度与高程梯度变化率,生成地形适应性更强的平缓路径。



(a) A*算法规划的路径

(a) Path planned by A* algorithm

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	10	15			10	10	10					77	80	84	84	83	85	90	43	36
2	12	13	18	25	10	12	13	32	26	20			75	84		85			41	40
3	18	39			16	17	16	17	24	37	49	58	66	75		85	85		48	38
4	23	20	64			22	-2	29	19	70	9	9	69	76		85	70	90	52	41
5	42	56	21	35	60	53	47	40	80		80	10	72	83		85	20	-8	0	
6	56	60	35	20	59	56	53	50	80			67	75	85			-26	-14		
7	50	50		19	58	49		89	67	85	80	75	78	85			-33	-21	9	
8	46			51	23	65			21	32	90	85	85	44	-8	-31	-32	-35	8	8
9	40	44	40	48	24					90	63	77			72	70	90		3	5
10	38	52	41	42	23	25	26	25	24	22	20	20	30			85	55			3
11	49	67		80	30	37	37	56	54	54	90	40	22	71	66	31	80	80	20	16
12	56				56	58	67			30		42	23	43	54	49	74	81	67	
13	60	86			43	51	57	47	36	12		35	25	43	65	78	80	74		
14	39	41	19	32	20	18			56	35		39	26	40		46	75	65	15	15
15	17	24	10	0	0	16						49	27			75	70		15	17
16	0	-10	-28	-3	0							35	28			34	36			20
17		-18	-25	-19	-4				43	21	38	35	29			38	37	38		20
18		2	2	3	7	18	34	37	42	30	79	44	30		82	53	37	37	28	19
19			13	8	8	17	30	39	40	40	56	47	30	31	30	26	24	22	20	20
20			16	18	15	15	20			29	60	50	48	45	90				21	20

(b) 改进方法规划的路径
(b) Path planned by the improved method

图 7 改进方法与 A* 算法规划路径示意图

Fig. 7 Diagram of the path planned by the improved method and the A* algorithm

进一步分析路径的高程变化情况可知,传统 A* 算法生成的路径总高程差达到 0.57 m,其中在栅格(11, 9)~(12, 10)区段,高程突变高达 0.43 m,远超机器人最大爬坡能力,存在较大的翻车风险。特别是在复杂地形环境下,这种高程突变可能导致机器人在行进过程中因坡度过陡而发生滑移,甚至损坏机械结构。相比之下,基于分层栅格地图的改进 A* 算法在路径规划过程中充分考虑了机器人运动学约束,通过高程平滑优化,使得生成的路径总高程差仅为 0.2 m,全程高程变化平稳,提升路径的可行性和安全性。

4.2 移动机器人实体实验

1)实验平台搭建

为了验证基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法在移动机器人实际场景中的应用性能,基于真实环境搭建了如图 8 所示的轮式移动机器人实验平台。该机器人主体尺寸为 0.92 m×0.7 m×0.36 m,最大行进速度 1.7 m/s,最小转弯半径 0.6 m,最大爬坡能力 15°,可适应复杂室内外环境下的自定位与导航需求。

移动机器人硬件系统集成了多模态传感器与高精度控制单元,包括雷神 C16-121A 激光雷达、SC-INS-200A 惯性导航单元、英特尔 RealSense D435 深度相机、车轮编码器及机器人底盘等核心组件。其中,360°全向激光雷达通过高频激光扫描生成环境点云数据,惯性导航单元实时输出六自由度位姿信息,深度相机同步采集立体视觉图像以增强场景理解能力。轮式移动机器人运动控制系统以车轮编码器为核心传感单元,同步执行电机转速

图 8 实验设备-轮式移动机器人

Fig. 8 Experimental equipment-the wheeled mobile robot

闭环控制与里程信息高精度采集,通过工控机实现底盘运动学参数的闭环反馈控制。多模态感知数据流在工控机端进行时空配准,基于多模态数据融合算法构建具有容错能力的多源感知架构,生成高置信度环境态势感知结果,为自主导航决策提供实时数据支撑。该平台凭借全链路实时性与毫米级运动控制精度,能够在非结构化地形中实现厘米级定位精度与动态避障能力。

实验的软件系统基于 ROS 搭建,采用分布式节点协同工作模式。软件层部署于 Ubuntu 16.04 操作系统环境下。该系统包含 4 大功能模块:数据采集与预处理模块通过自适应滤波算法对激光雷达点云、视觉图像及惯性测量数据进行降噪与标定,消除传感器噪声与安装偏差的影响;基于 SLAM 模块融合多传感器信息,构建环境地图,并实现厘米级精度的自主定位;全局路径规划模块分别采用 A* 算法和基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法生成最优目标路径,局部路径规划层则通过动态窗口法实时避障,形成分层决策机制;运动控制模块将规划指令转化为电机驱动信号,结合编码器反馈信息实现 PID 闭环控制,确保轨迹跟踪精度达到±0.02 m。各模块通过 ROS 的发布-订阅机制实现松耦合通信,传感器数据流、决策指令与控制信号在独立节点间高效流转,形成从环境感知到运动执行的全流程闭环系统。移动机器人在未知环境中启动后,SLAM 模块通过多传感器融合快速构建环境地图,路径规划模块根据目标点生成全局路径并实时调整局部轨迹。

2)地图构建实验

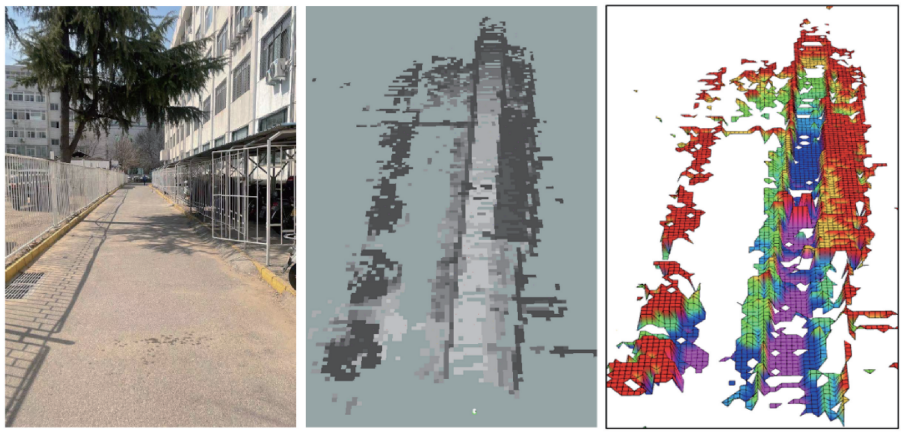
机器人实体建图实验选取如图 9(a)所示的室外场景开展地图构建实验。建图实验的具体操作为:

(1)用遥控器控制移动机器人以 0.4 m/s 的速度沿预定轨迹行进。

(2)分别用传统 SLAM 方法和双分辨率分层栅格地图建模方法构建环境地图。

(3)导出两种方法构建的地图,对比分析实验结果。

实验结果如图 9 所示:其中,传统 SLAM 算法生成的二维栅格地图如图 9(b)所示,该地图仅能表征平面环境信息;基于双分辨率分层栅格地图方法生成的地图在经过可视化处理后如图 9(c)所示,该地图在完整保留障碍物信息的同时,有效实现了三维环境高程信息的精细化表达。图 9(c)中每个栅格的深度代表栅格中存储的高程数据,深度越浅表示对应栅格存储的高程数据值越小,深度越深表示对应栅格存储的高程数据值越大。



(a)实验环境
(a) Experimental environment

(b)二维栅格地图
(b) 2D grid map

(c)双分辨率分层栅格地图
(c) Dual-resolution layered raster maps

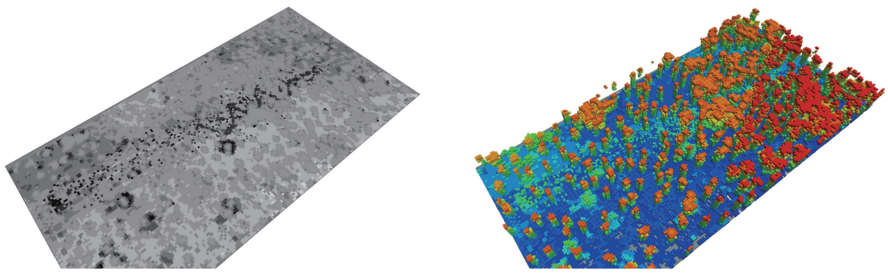
图 9　移动机器人在真实场景下构建的地图

Fig. 9　Maps constructed by mobile robots in real scenarios

在实验场景的真实测试数据显示,基于双分辨率分层栅格地图的建模方法在实验区域内能够获取完整的环境高程分布数据,虽然在障碍物密集区域由于激光雷达扫描线束被物体表面遮挡,存在局部高程信息缺失的现象。但是这一现象符合多线激光雷达在复杂场景中的物理感知特性。

3)非平坦环境下的路径规划实验

在移动机器人实体实验中,实验选取地形平坦、高程分布均匀的水泥硬化工业场景作为测试环境。虽然该场景验证了建图算法在真实复杂环境中的有效性,但尚未验证路径规划算法的性能。为深入验证路径规划方法在非平坦环境中的适应性,进一步选取面积为 50 m×100 m 的室外公园场景开展对比实验。该非结构化环境包含树木、草坪、坑洼、陡坡、灌木丛和金属护栏等离散障碍物,地表分布着硬化路面与草坪交替形成的摩擦系数差异区域,同时存在局部坑洼、连续坡度变化等三维地形特征。移动机器人采用双分辨率分层栅格地图的建模方式进行实地测绘,构建了障碍物层地图和双分辨率分层栅格地图,如图 10 所示。其中,图 10(a)为 0.1 m 分辨率的障碍物信息层地图,黑色栅格明确标示机器人不可通行区域;图 10(b)为 0.3 m 分辨率的环境高程信息层地图,采用热力图形式通过颜色梯度直观表征地形三维特征,不同灰度对应不同高程值。



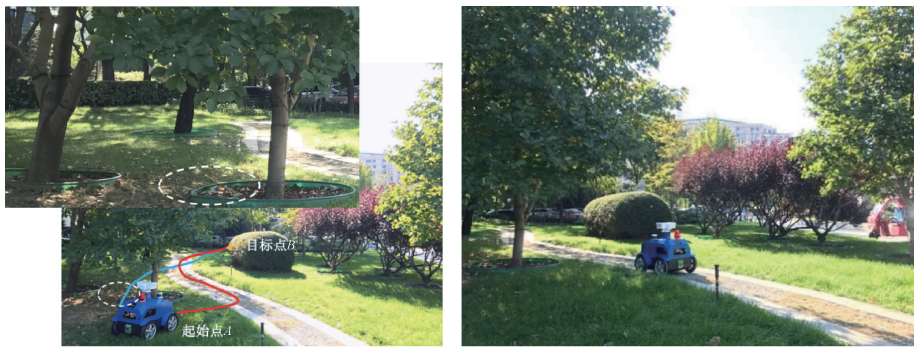
(a)障碍物层地图
(a) Obstacle layer map

(b) 高程信息层地图
(b) Elevation information map

图 10　移动机器人在非平坦场景下构建的地图

Fig. 10　Maps constructed by mobile robots in non-flat scenes

真实场景下的实验设置如图 11 所示,移动机器人需从起始点 A 行进至目标点 B。



(a) 2种算法规划出的不同路径
(a) Different paths planned by the two algorithms

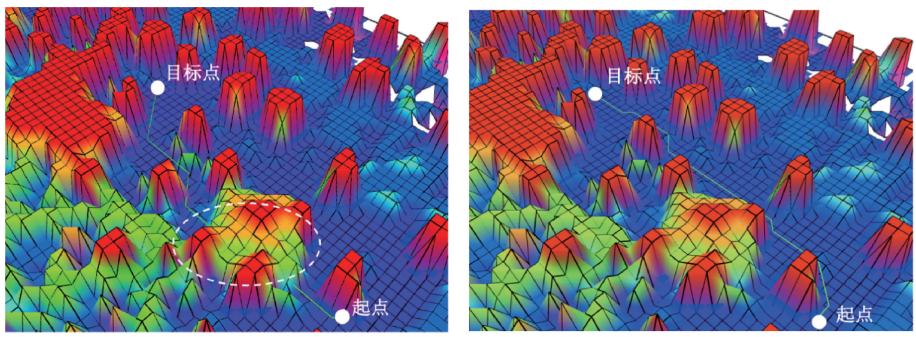
(b) 移动机器人沿路径运动
(b) Mobile robot moves along a path

图 11 真实场景下基于分层栅格地图的改进 A* 算法与 A* 算法路径规划比较

Fig. 11 Comparison of path planning between improved A* algorithm and A* algorithm based on layered grid map in real scenarios

传统 A* 算法规划的路径如图 11(a)左侧曲线所示,虽然该路径距离较短,但在实际运行中暴露严重安全隐患:当机器人穿越两棵间距仅 1.2 m 的狭窄通道时,需通过一处直径 0.8 m、高度达 0.15 m 的圆形金属护栏区域。该高度超出机器人 0.12 m 的最小离地间隙,且护栏基座存在结构性凹陷。现场测试表明,机器人行经此处时右驱动轮陷入凹槽,导致机体卡滞无法脱困,最终导航任务失败。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法通过融合高程数据与障碍物特征参数,规划的路径如图 11(a)右侧曲线所示。从图 11 中可以看出该路径成功规避了高危区域,选择了高程起伏更小、表面硬化的稳定路面作为主通行区。移动机器人沿规划路径导航的过程如图 11(b)所示,实验过程中机器人沿此路径行进时未发生底盘卡滞现象,顺利通过测试区域。

通过对栅格地图的量化分析可以清晰呈现 2 种不同算法的性能差异。2 种算法规划的路径细节对比如图 12 所示。



(a) A*算法所规划的路径
(a) The path planned by the A* algorithm

(b) 改进A*算法规划的路径
(b) Improve the path planned by the A* algorithm

图 12 两种算法规划的路径细节对比

Fig. 12 Comparison of path details planned by two algorithms

如图 12(a)所示,传统 A* 算法规划的路径在白色虚线框区域存在显著缺陷:该区域东侧树池绝对标高为+152.3 mm,西侧树池为+148.7 mm,中心凹陷区相对高程差达-86.5 mm,形成明显的高程突变地形。进一步分析表明,传统 A* 算法仅采用二值化障碍物判断机制,其栅格通行代价计算模型完全忽略连续高程数据的梯度特征,将高程突变区域与普通无障碍区域等同处理,导致规划路径直接穿越地形凹陷区,存在底盘剐蹭风险。

从图 12(b)所示的高程栅格图可以看出,基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法成功规划出一条避开树木间危险区域的机器人路径。该路径从起点到目标点所经过的栅格颜色值一致(实际对应硬化路面),全程无高程突变,确保了运动过程的平稳性,最终使移动机器人安全抵达目标点 B。

对比实验数据显示,在相同起止点配置下,基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法虽然使路径长度增加了约 7.2%,但有效降低了行驶风险系数,成功规避了障碍物碰撞风险和高程突变隐患。

4)工程应用实验

为了验证基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 算法的工程适用性,将其部署于履带式油田巡检机器人平台,并在某油田作业区进行了实地测试,实验场景如图 13 所示。

图 13　大尺度油田场景下路径规划和导航效果

Fig. 13　Path planning and navigation effects in large-scale oil field scenarios

该作业区覆盖面积达数十平方公里,地形复杂多变,地表呈现非均匀凹凸形貌,并分布大量工业设施与管线,具有大尺度与复杂地形耦合的典型特征。实验结果表明,传统二维栅格地图因缺少高程信息,难以准确表征非结构化地形,无法满足该环境下的建图和路径规划需求。而直接采用三维栅格地图虽然能够提升地形建模精度,但数据规模随空间尺度呈指数级增长,实验过程中出现了内存超载和系统崩溃等工程问题。基于双分辨率分层栅格地图的改进 A* 路径规划方法,在高程信息层采用 0.3 m 分辨率的低分辨率栅格进行大范围地形高程建模,障碍物层采用 0.1 m 分辨率的高分辨率栅格进行局部精细建模。现场测试结果表明,该方法在 5 km^2 的油田作业区内可稳定完成地图构建与路径规划任务,系统内存占用较传统三维栅格方法降低约 62%,路径规划响应时间稳定控制在 6.9 s 以内,有效平衡了建模精度与计算资源消耗之间的矛盾。此外,生成的路径较为平坦,符合履带式巡检机器人的运动条件。如图 13 所示,巡检机器人可安全地从起点行驶至目标点,验证了该方法在大尺度复杂地形场景中的工程适用性。

5　结　　论

针对非平坦地形环境下移动机器人路径规划存在的存储效率低与地形适应性不足问题,提出一种基于双分辨率分层栅格地图的安全路径规划方法。该方法采用分层存储策略构建环境表征模型,通过高分辨率栅格精确描述障碍物空间分布,利用低分辨率栅格高效存储地形高程数据。相较于三维栅格地图建模方法,该双分辨率模型可减少 61.7% 的存储空间占用。基于此地图模型,创新性地构建了融合机器人运动学约束的路径规划算法:通过建立包含坡度约束等运动能力参数的代价函数,生成符合机器人动力学特性的安全运动路径。仿真实验表明,与最优方法相比,基于分层栅格地图的改进 A* 算法规划的路径高程标准差降低 38.9%,验证了算法的地形适应性优势。机器人实体实验进一步证明,该方法在油田巡检等大尺度场景中内存占用稳定,规划响应时间低于 6.9 s,具备工程适用性。未来研究将融合多模态环境参数,进一步提升复杂动态场景下的路径规划算法的鲁棒性。

参考文献

[1] 毛建旭,贺振宇,王耀南, 等. 电力巡检机器人路径规划技术及应用综述[J]. 控制与决策,2023,38(11):3009-3024.
MAO J X, HE ZH Y, WANG Y N, et al. Review of research and applications on path planning technology for power inspection robots[J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3009-3024.

[2] 罗征志,韩怡可,张鑫, 等. 改进 RRT-Connect 与 DWA 算法的巡检机器人路径规划研究[J]. 计算机工程与应用,2024,60(15):344-354.
LUO ZH ZH, HAN Y K, ZHANG X, et al. Research on path planning of inspection robot with improved RRT-Connect and DWA algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(15): 344-354.

[3] 杜越. 移动机器人智能监控与应急救援关键技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2021.
DU Y. Research on key technologies of mobile robot intelligent monitoring and emergency rescue [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.

[4] 张冰玉. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的月面探测机器人路径规划[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2024.

ZHANG B Y. Path planning for lunar exploration robots based on the fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2024.

[5] 巩慧,倪翠,王朋, 等. 基于 Dijkstra 算法的平滑路径规划方法[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(2): 535-541.
GONG H, NI C, WANG P, et al. A smooth path planning method based on Dijkstra algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024,50(2): 535-541.

[6] HART P E,NILSSON N J,RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.

[7] LAVALLE S. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning[J]. The Annual Research Report, 1998,4(3): 89-92.

[8] 骆海涛,孙嘉泽,高鹏宇, 等. 基于改进 RRT* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10):303-313.
LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Intelligent wheelchair global path planning research based on improved RRT* algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.

[9] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: An autocatalytic optimizing process [J]. Clustering, 1991,3(12):340.

[10] 杨立祎, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动 机器人路径规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(9):10-18.
YANG L Y, FU L X, WANG Q, et al. Path planning of mobile robot based on multi-layer optimization ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.

[11] 肖金壮, 余雪乐, 周刚, 等. 一种面向室内 AGV 路径规划的改进蚁群算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 277-285.
XIAO J ZH, YU X L, ZHOU G, et al. An improved ant colony algorithm for indoor AGV path planning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 277-285.

[12] HOLLAND, JOHN H. Outline for a logical theory of adaptive systems[J]. Journal of the ACM, 1962, 9(3): 297-314.

[13] 王雷,王艺璇,李东东, 等. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2024,52(5):158-164.
WANG L, LI Y X, LI D D, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 52(5): 158-164.

[14] YAO J F, LIN CH, XIE X B, et al. Path planning for virtual human motion using improved A* star algorithm[C]. 2010 Seventh International Conference on Information Technolo-gy: New Generations, 2010: 1154-1158.

[15] 王中玉,曾国辉,黄勃, 等. 改进 A* 算法的机器人全局最优路径规划[J]. 计算机应用,2019,39(9):2517-2522.
WANF ZH Y, ZENG G H, HUANG B, et al. Global optimal path planning for robots with improved A* algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2517-2522.

[16] 王洪斌,尹鹏衡,郑维, 等. 基于改进的 A* 算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 机器人,2020, 42(3): 346-353.
WANG H B, YIN P H, ZHENG W, et al. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method [J]. Robot, 2020, 42(3): 346-353.

[17] 迟旭,李花,费继友. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3):132-140.
CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.

[18] 王彬,聂建军,李海洋, 等. 优化 A* 与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024,30(4): 1353-1363.
WANG B, NIE J J, LI H Y, et al. Mobile robot path planning based on optimized A* and dynamic window approach [J]. Computer Integrated Manufacturing

Systems, 2024, 30(4): 1353-1363.

[19] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. 仪器仪表报,2024,45(1): 301-310.
SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.

[20] 朱洪波,殷宏亮. 分层平滑优化 A* 引导 DWA 用于机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2024, 38(9):155-168.
ZHU H B, YIN H L. Hierarchical smoothing optimization A*-guided DWA for robot path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 155-168.

[21] 熊勇刚,李波,姚焘, 等. 改进 A* 算法的移动机器人全局路径规划[J]. 电子测量技术,2024,47(5): 31-36.
XIONG Y G, LI B, YAO T, et al. Global path planning of mobile robots with improved A* algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 31-36.

[22] 伞红军,杨晓园,陈久朋, 等. 基于拟水流算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 仪器仪表学报,2024, 45(7): 263-278.
SAN H J, YANG X Y, CHEN J P, et al. Research on path planning of mobile robot based on the stream algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 263-278.

[23] 杨国,吴晓,肖如奇, 等. 改进 A* 算法的安全高效室内全局路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2024, 38(7):131-142.
YANG G, WU X, XIAO R Q, et al. Improved A* algorithm for secure and efficient indoor global path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 131-142.

[24] 张伟民,徐森生,张月. 基于改进 A* 算法的室内巡检机器人路径规划研究[J]. 机械工程学报,2024, 60(20):315-326.
ZHANG W M, XU S SH, ZHANG Y. Research on path planning of indoor inspection robot based on improved A* algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(20):315-326.

[25] ZHANG L, ZHANG Y J, LI Y F. Path planning for indoor mobile robot based on deep learning[J]. Optik, 2020, 219: 165096.

[26] DANG T V, BUI N T. Multi-scale fully convolutional network-based semantic segmentation for mobile robot navigation[J]. Electronics, 2023, 12(3): 533.

[27] 邓修朋,崔建明,李敏, 等. 深度强化学习在机器人路径规划中的应用[J]. 电子测量技术,2023,46 (6): 1-8.
DENG X P, CUI J M, LI M, et al. Application of deep reinforcement learning in robot path planning [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (6): 1-8.

[28] ZHOU Q, LIAN Y, WU J Y, et al. An optimized Q-learning algorithm for mobile robot local path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 286: 111400.

[29] 王典,周阳,宋毅, 等. 基于 Q 学习的生物启发式目标导向导航路径规划模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(6):68-76.
WANG D, ZHOU Y, SONG Y, et al. Model of path planning in biological inspired goal-oriented navigation based on Q-learning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6): 68-76.

[30] LIU L X, WANG X, YANG X, et al. Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect[J]. Expert Systems with Applications, 2023,227: 120254.

[31] NOROUZI M, MIRO J V, DISSANAYAKE G. Planning high-visibility stable paths for reconfigurable robots on uneven terrain [C]. 2012 IEEE/RSJ International Conferen-ce on Intelligent Robots and Systems, 2012: 2844-2849.

[32] ZHANG H, LIU M L, LIU R, et al. Path planning of robot in three-dimensional grid environment based on genetic algorithms[C]. 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008: 1010-1014.

[33] 闫飞,庄严,白明, 等. 基于拓扑高程模型的室外三维环境建模与路径规划[J]. 自动化学报, 2010, 36(11):1493-1501.
YAN F, ZHUANG Y, BAI M, et al. 3D outdoor environment modeling and path planning based on topology-elevation model [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(11): 1493-1501.

[34] 黄志清,李鼎鑫,王庆文. 非平坦地形下移动机器人安全路径规划[J]. 控制与决策,2022,37(2):323-330.
HUANG ZH Q, LI D X, WANG Q W. Safe path planning of mobile robot in uneven terrain[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 323-330.

[35] 李鼎鑫. 复杂环境下移动机器人路径规划方法研究与应用[D]. 北京:北京工业大学,2021.
LI D X. Research and application of path planning methods for mobile robots in complex environments[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2021.

[36] HAN CH Y, LI B Y. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm[C]. 2023 IEEE 11th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, 2023, 11: 672-676.

作者简介

苏毅,2018 年于湖北汽车工业学院获得学士学位,2021 年于北京工业大学获得硕士学位,现为湖北汽车工业学院助教,主要研究方向为机器人 SLAM 技术、智能感知。

E-mail:20230053@huat.edu.cn

Su Yi received his B. Sc. degree from Hubei University of Automotive Technology in 2018, and received his M. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2021. He is currently a teaching assistant at Hubei University of Automotive Technology. His main research interests include robot SLAM technology and intellisense.

吴文欢,分别在 2006 年和 2009 年于南昌航空大学获得学士学位和硕士学位,2020 年于西安理工大学获得博士学位,现为湖北汽车工业学院副教授,主要研究方向为智能感知、模式识别。

E-mail:wuwenhuan5@163.com

Wu Wenhuan received his B. Sc. and M. Sc. degrees from Nanchang Hangkong University in 2006 and 2009, respectively, and received his Ph. D. degree from Xi′an University of Technology in 2020. He is currently an associate professor at Hubei University of Automotive Technology. His main research interests include intellisense and pattern recognition.

李鼎鑫(通信作者),2017 年于湖北师范大学获得学士学位,2021 年于北京工业大学获得硕士学位,现为航天时代飞鸿技术有限公司工程师,主要研究方向为多目标融合。

E-mail:lee_dx@foxmail.com

Li Dingxin(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hubei Normal University in 2017, and received his M. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2021. He is currently an engineer at Aerospace Era Feihong Technology Co., Ltd. His main research interest is multi-target fusion.