

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514430

基于机器视觉的全局大尺度、局部高分辨率足式 机器人多维环境地图创建方法*

陈 晨, 王金玉, 尤 波, 李佳钰, 张淑珍
(哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080)

摘 要:针对野外环境下足式机器人视觉感知外部环境变化过程中所存在的环境信息感知维度单一、稠密地图创建效率低下、非稠密地图环境细节信息缺失等问题,故提出一种基于机器视觉的全局大尺度、局部高分辨率足式机器人多维环境地图创建方法。该方法采用视觉同时定位与地图构建(SLAM)算法结合 RGB 图像和深度信息,实现相机位姿估计并生成环境点云,进一步,通过改进体素滤波降低点云密度,并利用射线投影创建虚拟点的方式,实现全局大尺度、局部高分辨率的环境几何维度地图创建。在此基础上,针对野外足式机器人对环境物理维度信息的感知要求,通过改进 SegNet 网络实现野外地表环境的高精度语义分割,并进一步利用地表光学特征与表面结构特征,通过决策模型建立地表语义向地表物理层属性参数的映射,从而实现地表物理维度地图的创建。最终,通过地表几何维度地图与物理维度地图的融合,生成野外足式机器人多维环境地图。通过所开展的实物平台地图创建试验对所提出的地图创建方法进行合理性及有效性验证,试验结果表明,所提出的多维环境地图创建方法相比于传统地图创建方法,在建图性能、环境关键信息提取以及感知维度等方面,均具有明显优势,更加适合足式机器人在野外环境下运动时对环境信息的非接触式全面理解,从而提高足式机器人的野外运动环境适应性。

关键词: 足式机器人;环境信息感知;改进体素滤波;多维环境地图

中图分类号: TP242. 6 TH39 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510. 80

Machine vision-based multi-dimensional environmental mapping method for legged robots with global large-scale and local high-resolution capabilities

Chen Chen, Wang Jinyu, You Bo, Li Jiayu, Zhang Shuzhen

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Addressing the issues of single-dimensional environmental information perception, inefficient dense map creation, and insufficient environmental detail information in sparse maps during visual perception of external environmental changes for legged robots in outdoor environments, this paper proposes a machine vision-based multi-dimensional environmental mapping method for legged robots that achieves global large-scale and local high-resolution capabilities. The method employs a visual SLAM algorithm combined with RGB images and depth information to achieve camera pose estimation and generate environmental point clouds. Furthermore, by employing the improved voxel filtering to reduce point cloud density and utilizing ray projection to create virtual points, the method realizes global large-scale and local high-resolution environmental geometric dimension map creation. Based on this foundation, targeting the requirements for environmental physical dimension information perception of outdoor legged robots, the method implements high-precision semantic segmentation of outdoor terrain environments through an improved SegNet network. It further utilizes terrain optical characteristics and surface structural features to establish a mapping from terrain semantics to terrain physical layer attribute parameters through a decision model, thereby achieving the creation of terrain physical dimension maps. Finally, through the fusion of terrain geometric dimension maps and physical dimension maps, the creation of multi-dimensional environmental map for outdoor legged robots is accomplished. The rationality and effectiveness of the proposed mapping method are validated through physical platform mapping experiments. The

收稿日期: 2025-08-27 Received Date: 2025-08-27

* 基金项目: 国家自然科学基金(52205013, 52265065)、黑龙江省自然科学基金(LH2024E077)、黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(2022-KYYWF-0122)项目资助

experimental results demonstrate that the proposed multi-dimensional environmental mapping method exhibits significant advantages over traditional mapping methods in terms of mapping performance, environmental key information extraction, and perception dimensions. It is more suitable for improving legged robots' comprehensive non-contact understanding of environmental information during outdoor movement, thereby enhancing the environmental adaptability of legged robots in outdoor environments.

Keywords: legged robots; environmental information perception; improved voxel filtering; multi-dimensional environmental map

0 引言

足式机器人因其具有非连续足地支撑特性所带来的地形适应性、多运动自由度所实现的运动模式丰富性以及机身与地表分离的“悬架结构”所提供的姿态可控性等优势,成为野外环境下特种任务执行的最优选择^[1-6]。然而,在非结构化野外复杂环境中,凸起、凹陷等非均匀的地表几何维度特征变化,冰雪、沙石、泥泞等地表物理维度特性的变化,对足式机器人的地表多维信息的感知与理解提出了严重的挑战,并进一步会对足式机器人的运动表现及环境适应性产生潜在影响。因此,如何充分感知野外复杂环境中几何维度特征与物理维度特征,对足式机器人而言至关重要。

目前对足式机器人所处环境几何维度特征的感知,主要是通过通过在机器人上集成安装视觉或激光雷达等感知传感器,利用点云处理、立体匹配等方法,来实现环境几何地图的创建^[7-11]。如 Bjelonic 等^[12]利用定制双目立体视觉相机作为地表信息感知传感器,通过3D立体视觉建模技术对六足机器人 Weaver 所处地表环境进行了三维几何高程地图创建,使 Weaver 机器人可以更好的感知地表粗糙度与台阶高度。Stolzle 等^[13]基于 ANYmal 所搭载的激光雷达、立体视觉传感器等采集的点云信息,利用自监督学习技术手段对所建立的几何高程地图中的信息缺失进行完善,提高了四足机器人对外部地表环境几何维度信息变化的感知能力。这些地图的构建,本质上都是通过对环境的理解建立几何地图从而引导机器人进行运动规划。对足式机器人而言,其运动规划主要可以分为质心的路径规划与落足点规划^[14-16]。对路径规划而言,机器人仅需要知道外部地表环境所存在的宏观障碍物位置即可,对环境信息的绝对精确性要求并不高。而对落足点规划而言,由于需要考虑落足的安全性,因此外部地表几何条件的微小变化均需要纳入落足点的考量。但是在目前的几何地图创建中,研究学者往往仅仅建立稠密地图,因此,其建图性能对足式机器人后续的运动规划存在着重要影响。

在物理维度特性感知方面,目前研究学者通过接触式的感知方式进行感知,利用机器人腿部安装力/力矩传感器来感知机器人的足-地接触状态,并通过空间点拟合、参数辨识、数据训练等方法实现机器人对地表信息的

感知^[17-18]。如 Ding 等^[19]将足式机器人足-地接触分为刚性足与刚性地表接触、刚性足与柔性地表接触、柔性足与刚性地表接触、柔性足与柔性地表接触这4类,并建立了各类型接触的足-地接触数学模型,利用最小二乘法,通过足-地接触实验对包含刚度、阻尼、摩擦系数等参数在内的地表物理维度特性参数进行了辨识。Dallaire 等^[20]通过 Messor 六足机器人所搭载的接触力/力矩传感器采集机器人在不同类型地表环境中的接触力/力矩信息,并基于贝叶斯非参数模型设计了两种地表类型自学习方法,通过所设计的学习方法, Messor 六足机器人可以在每次采集到足地接触力/力矩信息后,对其所处环境的地表密度进行估计,从而实现对具有不同物理特性地表的接触式感知。但是在接触式感知方法中,往往会存在滞后性的问题。考虑这种滞后性,研究学者利用神经网络语义分割的方式对地表物理特性进行感知^[21-26]。Ding 等^[27]以六足机器人为应用对象,设计了两种特定的腿部运动来检测地面承载和摩擦特性,并通过足部-地面相互作用模型提取了人工设计的特征进行分类来感知地表的物理维度特性。目前利用神经网络语义分割来感知地表物理特性,往往仅关注较为结构化环境中的地表语义理解,非结构化野外环境下的语义分割研究较少。同时,研究学者往往仅通过语义分割判断地表媒介的类型,无法让机器人理解这些语义背后隐含的物理特性参数。

综合分析目前足式机器人对地表信息感知研究成果可以发现,在几何特征感知研究方面存在着建图性能与机器人运动规划引导之间的矛盾。大范围稠密地图创建虽能保障落足安全性,却降低计算效率,小范围稠密地图创建则缺失路径规划所需的宏观障碍物信息,并对机器人路径规划产生潜在影响。在物理特性感知研究方面存在着接触式感知方法虽然可以实现机器人对外部地表物理维度特性信息的感知,但是会使机器人表现出了一定“后知后觉”性,限制了机器人的智能提升。

因此,本文针对上述问题,提出一种基于机器视觉的全局大尺度、局部高分辨率的足式机器人多维环境地图创建方法。该方法通过视觉同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)算法结合 RGB(red green blue)图像和深度信息,实现相机位姿估计并生成环境点云,进一步,通过改进体素滤波降低点云密度,并利用射线投影创建虚拟点的方式,实现全局大尺

度、局部高分辨率的环境几何维度地图创建。在此基础上,针对野外足式机器人对环境物理维度信息的感知要求,通过改进 SegNet(segmentation network)网络实现野外地表环境的高精度语义分割,并进一步利用地表光学特征与表面结构特征,通过决策模型建立地表语义向地表物理层属性参数的映射,从而实现地表物理维度地图的创建。最终,通过地表几何维度地图与物理维度地图的融合,生成野外足式机器人多维环境地图的创建。

1 基于视觉 SLAM 算法与改进体素滤波的环境几何特征地图创建

1.1 ORB-SLAM2 算法基本原理

考虑复杂野外地表环境中,足式机器人面临地形起伏大、地表类型复杂、视觉特征稀疏等挑战,这些因素增加了定位与环境建图的难度。ORB-SLAM2 作为视觉的实时定位与建图系统,利用深度相机获取的彩色图像与深度图像信息,提取鲁棒的定向快速特征点与旋转二进制鲁棒独立基本特征(oriented FAST and rotated BRIEF, ORB),实现高精度的相机位姿估计与地图构建。采用 ORB-SLAM2 对于提升足式机器人在非结构化环境中环境理解能力具有重要意义。

ORB-SLAM2 系统框架主要由跟踪线程、局部建图线程和闭环线程组成,它可以从单目、双目和 RGB-D 相机实时构建地图并估计相机的轨迹。ORB-SLAM2 系统框架如图 1 所示^[28]。

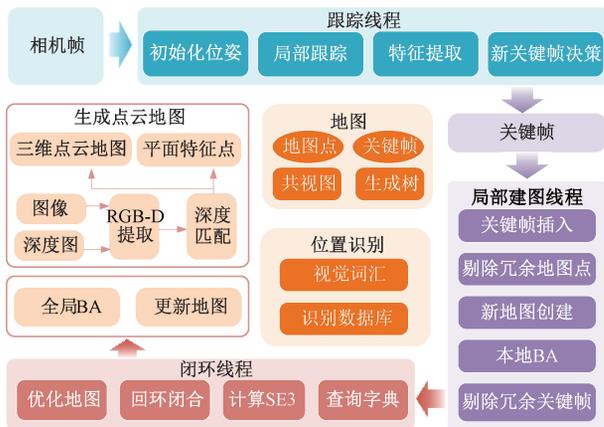


图 1 ORB-SLAM2 系统框架

Fig. 1 ORB-SLAM2 system framework

跟踪线程主要负责关键帧的选取。对于每一帧图像,首先提取其 ORB 特征点,并与上一帧图像中的特征进行匹配。利用对极几何方法计算当前帧与上一帧之间的相对位姿,实现相机的位姿估计,借助三角测量法获取匹配点的深度信息。在此过程中,若出现跟踪失败的情

况,系统会激活重定位模块,通过检索与当前帧相似的候选关键帧,重新估计相机位姿,从而恢复跟踪过程。

局部建图线程主要负责维护跟踪线程中初始化的局部地图。在接收到跟踪线程传递的关键帧后,系统通过剔除冗余地图点、生成新地图点、执行光束法平差(bundle adjustment, BA)以及剔除冗余关键帧等步骤,持续构建并优化关键帧对应的局部地图。具体而言,首先将传入的关键帧加入关键帧队列,在剔除冗余地图点的基础上,利用 BA 算法对位姿估计结果进行进一步优化。同时 BA 还通过相邻关键帧之间的地图点关联性,结合特征匹配与三角测量,生成并更新共享的地图点。在整个过程中,系统不断地引入新的关键帧、优化后的地图点,并剔除冗余关键帧和地图点,从而确保局部地图的精度与系统运行的稳定性。

回环检测线程负责回环识别与回环校正的任务。回环检测用于判断当前相机视角是否回到了先前曾经到达的位置,一旦检测到回环,系统便通过计算两帧之间的相似变换来消除在累计运动过程中产生的漂移误差。而回环校正则是在成功检测到回环之后,对当前关键帧与检测到的闭环关键帧之间的位姿进行融合调整,从而实现全局地图的一致性优化,确保构建出的地图在整体尺度与结构上具有准确性和连贯性。

1.2 全局大尺度、局部高分辨率的环境几何地图创建

采用八叉树地图作为全局大尺度、局部高分辨率的环境几何地图的表示方式。八叉树地图的构建原理来源于八叉树树状的数据结构,如图 2 所示,最顶层的为根节点,每次展开成八个叶子节点,当叶子节点为白色代表未被占据,为黑色代表被全部占据,为灰色代表部分被占据,然后只对灰色的节点进行进一步的展开操作,直至达到设置的分辨率后停止。

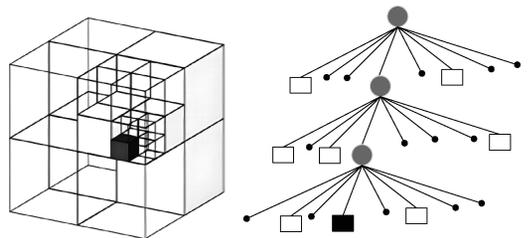


图 2 八叉树结构

Fig. 2 Octree structure

通过足式机器人所搭载深度相机采集到的彩色图像和深度图像作为输入送到 ORB-SLAM2 算法中,利用每帧中提取的特征点来定位相机获得相机位姿,并结合深度信息生成环境点云。在构建三维地图时,首先采用改进的体素滤波来降低点云密度,随后将这些点插入到八叉树地图结构中,接着执行射线投影操作,通过设置虚拟

点将地图分为多层次分辨率的全局大尺度、局部高分辨率的环境几何地图,然后更新其内部节点,最后将地图序列化以供可视化。该流程如图3所示。

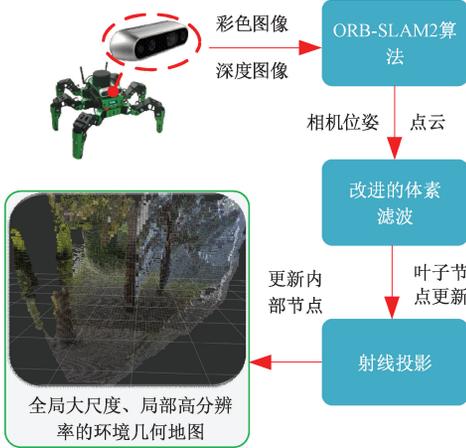


图3 全局大尺度、局部高分辨的环境几何地图建图流程

Fig.3 Environmental geometric mapping pipeline with global large-scale and local high-resolution

1) 改进体素滤波

由于传感器测量误差、环境等因素的影响,点云数据中会不可避免地夹杂着一些噪点与离群点。传统体素滤波方法通过将点云划分为小体素,并以体素重心作为代表点来降低点云密度,但在滤波过程中难以有效保留原始点云的关键几何特征。

本文改进体素滤波将原算法中保留重心点的方法改进为保留距离体素重心最近的原始点,在最大程度保持原始点云信息完整性的基础上,提高了数据表达的精确性,不仅能够有效保留点云的微小几何特征,还确保了滤波后点云分布的均匀性。改进体素滤波原理如图4所示。

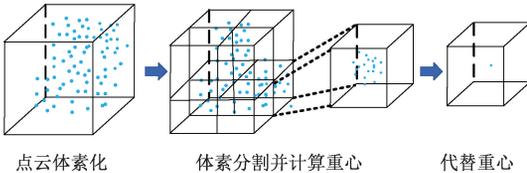


图4 改进的体素滤波原理

Fig.4 Improved voxel filtering principle

具体地,根据输入点云中各点的坐标,计算出刚好能包裹该点云的体素网格,取 X 、 Y 、 Z 这3个方向上的最大值 x_{\max} 、 y_{\max} 、 z_{\max} 和最小值 x_{\min} 、 y_{\min} 、 z_{\min} 。根据 X 、 Y 、 Z 这3个方向上的最大值、最小值,求解包围体素网格最小时的边长 l_x 、 l_y 、 l_z ,即:

$$\begin{cases} l_x = x_{\max} - x_{\min} \\ l_y = y_{\max} - y_{\min} \\ l_z = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (1)$$

根据设定的分辨率,将该立方体分割成 $M \times N \times L$ 个边长为 $cell$ 的体素小栅格。

$$sum = M \times N \times L \quad (2)$$

$$\begin{cases} M = \left\lfloor \frac{l_x}{cell} \right\rfloor \\ N = \left\lfloor \frac{l_y}{cell} \right\rfloor \\ L = \left\lfloor \frac{l_z}{cell} \right\rfloor \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整; $cell$ 表示体素边长; sum 表示体素小栅格数。

将体素小栅格编号为 (i, j, k) ,确定栅格内所有点。

$$\begin{cases} i = \left\lfloor \frac{(x_i - x_{\min})}{cell} \right\rfloor \\ j = \left\lfloor \frac{(y_i - y_{\min})}{cell} \right\rfloor \\ k = \left\lfloor \frac{(z_i - z_{\min})}{cell} \right\rfloor \end{cases} \quad (4)$$

计算每个体素小栅格重心 C_{ijk} ,即:

$$C_{ijk} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \quad (5)$$

式中: C_{ijk} 表示体素小栅格重心; p_i 表示点云数据; n 表示该体素小栅格中的点云个数。

最后将体素栅格内距离重心最近的点 p'_i 代替内部所有点。

$$p'_i = \operatorname{argmin}_{p_i \in P} |p_i - C_{ijk}| \quad (6)$$

2) 基于射线投影的多层分辨率地图

射线投影的原理是从相机光心出发,向像素点对应的空间位置投射光线,遍历路径上的所有节点。当光线经过被占据节点时,将其清空,并将末端节点更新为占据;若路径中无占据节点且末端已被占据,则不更新地图;若末端为未占据节点,则将其标记为占据,实现地图运动更新。

射线投影主要作用是标记自由空间并更新占据信息,实现地图的动态构建与维护。在八叉树中插入一个点时会执行射线投影操作以清除从原点到该端点连接上的所有体素,当端点距离原点较远时该操作会涉及大量体素遍历并增加计算开销。为有效清除自由空间同时确保运行效率,本文将射线投射限制在有限范围内,该范围小于点云插入的最大距离,同时位于射线投射范围之外但处于点云插入范围之内的测量点仍被视为有效并参与自由空间的更新,因此,本文在执行射线投影时创建一个虚拟点,该点位于与原点相同的方向上,但距离原点的距离等于射线投射范围。由于该点越靠近原点,它们之间的距离越小,因此对位于以原点为中心、半径为射线投射范围的球面上的虚拟点应用额外的体素滤波器,以该虚

拟点为边界,划分地图的更新区域,边界内使用高分辨率的八叉树地图,精细描述物体特征,边界外则采用低分辨率的八叉树建图,提高建图效率,从而实现多层次分辨率的地图构建。多层分辨率地图如图 5 所示。在本文的方法中,当射线投射范围设置为 4 m 时,八叉树的运行速度约为 0.3 Hz,当射线投射范围设置为 2 m 时,其运行速度约为 1 Hz。因此将射线投射的虚拟点范围设置为 2 m 是合适的。

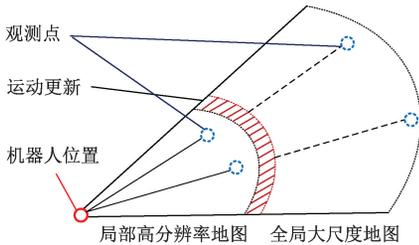


图 5 多层分辨率地图

Fig. 5 Multi-layer resolution map

图 5 中实线圆圈表示机器人当前位置,虚线圆圈为待插入至八叉树中的观测点。视觉传感器的最大感知半径设为 5 m,其中 0~2 m (虚拟点范围内)构建局部高分辨率地图,分辨率为 0.02 m;而 2~5 m (虚拟点范围外)则构建稀疏表示的全局大尺度地图,分辨率为 0.5 m。

为支持多分辨率下的空间查询与可视化表达,系统需对八叉树结构中的内部节点逐层进行更新,实现占据信息与颜色属性的有效聚合。父节点的占据概率取其 8 个子节点中最大值,以保持对障碍物信息的估计;颜色信息则通过对所有子节点的 RGB 值进行加权平均,从而实现颜色的平滑表达。

2 基于 Block-SegNet 的地表物理特性感知与多维环境地图创建

2.1 Block-SegNet 神经网络结构

为提升在野外环境的分割精度,本文在 SegNet 网络的基础上设计了 Block-SegNet 网络。经典的 SegNet 网络基于对称的编码-解码结构,编码器分为 5 个卷积组,每组由卷积、批量归一化、激活函数和最大池化操作组成,在池化时记录最大值的索引。解码器与编码器对称,由上采样和卷积操作组成,在上采样时利用编码时的最大池化索引,逐步将图像恢复到原尺寸大小,最后连接 Softmax 函数层预测每个像素所属类别。SegNet 网络结构如图 6 所示^[29]。

在面对野外环境时,传统 SegNet 因多次池化操作导致信息丢失,削弱了对小物体等空间细节的表达能

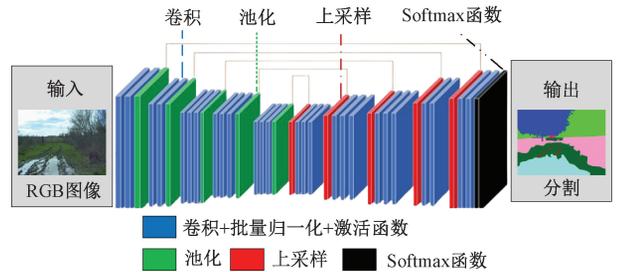


图 6 SegNet 网络结构

Fig. 6 SegNet network structure

力,且单一尺度的输出限制了处理多尺度物体和复杂地形的能力。为此,本文设计了如图 7 所示的 Block-SegNet,该网络采用嵌套 U 型结构以增强特征提取能力,由 SegNet-2、SegNet-3 和 SegNet-5 模块组成,作为基本构建模块,通过模块化设计平衡计算效率与特征提取能力。Block-SegNet 利用编解码器的跳跃连接和多侧输出融合实现多尺度特征的有效利用,结合深度监督机制对所有侧输出进行训练监督,提升网络收敛性和泛化能力。同时,该网络采用池化索引和双线性插值进行高效上采样,确保精确的空间细节恢复,从而有效应对野外环境的复杂场景。

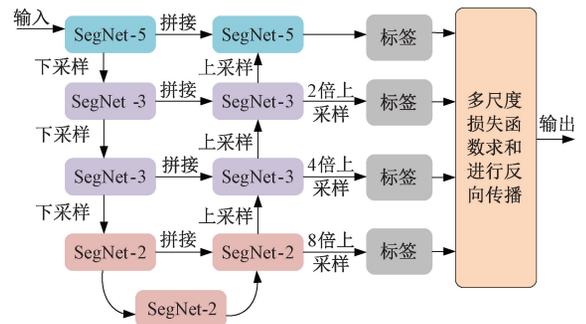


图 7 Block-SegNet 网络

Fig. 7 Block-SegNet network

其中 SegNet-2 模块是最简单的分割模块,由 2 个下采样和 2 个上采样阶段组成。如图 8 所示,该模块特点在于使用池化索引实现精确上采样,每个卷积层后接批量归一化和激活函数,以提升特征提取效率和模型性能,适应于简单的特征提取任务。

SegNet-3 模块是在 SegNet-2 模块的基础上增加了一个编码阶段,由 3 个下采样和上采样组成,该模块特点是比 SegNet-2 具有更深的网络结构,能够提取更复杂的特征同时保留了池化索引实现精确的上采样。SegNet-3 模块结构如图 9 所示。

SegNet-5 是最复杂的模块,包含 5 个下采样和上采样阶段,类似于 VGG16 (visual geometry group 16) 的前 13 层结构。SegNet-5 模块结构如图 10 所示。

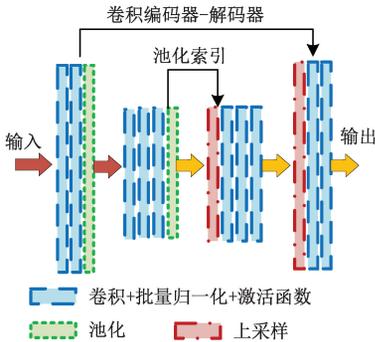


图8 SegNet-2 模块结构

Fig. 8 SegNet-2 module structure

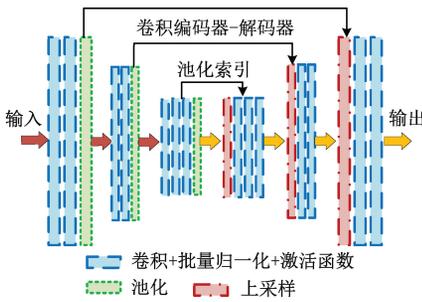


图9 SegNet-3 模块结构

Fig. 9 SegNet-3 module structure

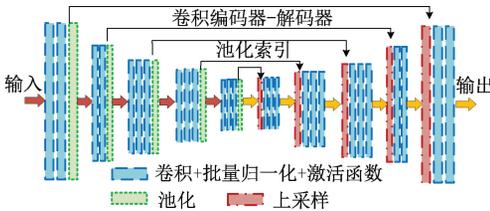


图10 SegNet-5 模块结构

Fig. 10 SegNet-5 module structure

该模块具有最深的网络结构,在特征提取能力上最强,适用于复杂的分割任务同时使用池化索引进行精确上采样。

2.2 基于 Block-SegNet 的地表物理环境感知

考虑足式机器人对地表物理环境信息的感知,采用光学特征和表面结构特征两种图像特征,并利用决策模型实现地形到物理属性的映射。采用灰度值来表示光学特征,通过对地形的 RGB 图像对应的灰度图像进行高斯模糊,从而提取图像的亮度特征,高斯模糊图像计算公式为:

$$L = I * F \quad (7)$$

式中: L 表示高斯模糊图像; I 表示灰度图像; F 表示高斯核; $*$ 表示卷积。

表面结构特征是指材料表面的深度、方向和排列方

式,通过像素值的变化来描述表面结构特征。采用 Sobel 算子计算图像梯度来表达表面结构特征,其计算公式为:

$$\begin{cases} G_x = I * \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \\ G_y = I * \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \\ G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: G_x 和 G_y 表示 X 和 Y 方向上的梯度; G 表示像素梯度。

以语义特征、光学特征和表面结构特征作为输入向量,以对应的摩擦力水平和刚度水平作为输出向量,建立了地形类型到物理属性的映射关系数据集,最后将采集到的数据传输到分类与回归树(classification and regression tree, CART)决策模型中,得到了两棵用于推断摩擦特性和刚度特性的决策树,从而实现了地形类型到物理属性的映射。不同地形摩擦度和刚度如表1^[30]所示。

表1 不同地形摩擦度和刚度

Table 1 Friction and stiffness of different terrains

地形	光学特征	表面结构特征	摩擦度	刚度
土地	7,8,9,10,11	1	2	3
草地	6,7,8,9	4,5,6,7	3	2
沙地	4,5,6	2,3	4	2
泥地	2,3	3,4	2	1
雪地	8,9,10,11	1,2	3	4
柏油路	5,6,7,8	4,5,6	4	4
湿柏油路	3,4,5,6,7,8	2,3	4	4
光滑岩石	6,7,8,9,10	2,3,4	5	4
粗糙岩石	3,4,5	4,5	3	4

其中 CART 是一种决策模型,通过迭代计算基尼指数,选择最优特征和最佳分割点,其计算公式为:

$$Gini(D) = 1 - \sum_{j=1}^J \left(\frac{|C_j|}{|D|} \right)^2 \quad (9)$$

式中: D 表示训练集; C_j 表示属于类别 j 的样本子集。

最后通过计算 $Gini(D_1)$ 和 $Gini(D_2)$, 就可以得到了两个决策树,分别用于推断摩擦性能和刚度性能,其计算公式为:

$$Gini(D, A) = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) - \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2) \quad (10)$$

式中: D_1 和 D_2 表示训练集 D 除以特征值 A 的值的子集。

2.3 多维环境地图创建

本文所创建的多维环境地图框架如图 11 所示。其中视觉传感器负责采集彩色图像与深度图像,并将其输入至 SLAM 系统中。SLAM 算法通过连续帧的观测数据实时估计相机的位姿,同时融合来自多帧观测的几何信息,逐步构建并更新环境的三维地图,实现对环境的同步定位与建图。与此同时,将彩色图输入到语义分割模型中,获取环境的二维语义标签,通过结合对应的深度图,生成带有语义信息的三维点云。在此基础上,结合图像的光学特征与表面结构特征,利用 CART 决策树模型分析环境中的刚度与摩擦特性。最后,通过融合语义点云与机器人实时位姿,将点云数据转换为便于存储与实时更新的八叉树地图结构,利用射线投影创建虚拟点更新边界实现多层次分辨率的全局大尺度、局部高分辨率的多维环境地图。

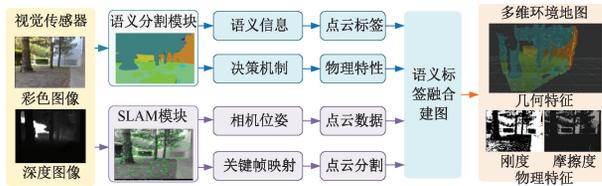


图 11 多维环境地图框架

Fig. 11 Multi-dimensional environmental mapping framework

在融合几何维度地图和物理维度地图过程中会出现不同视角的关键帧对于空间中同一点可能具有不同的地形信息推断结果,这是由于地形类型及物理特性的推断结果无法与现实世界真实值完全一致这一客观事实导致的。因此,针对地形类型和物理特性在不同关键帧中可能会出现推断冲突的问题,本文采用表征推断可信度的得分计算方法,通过比较得分高低选择最可信的推断结果,从而使最终几何维度地图和物理维度地图更加准确。

当空间中某点的物理特性推断结果在不同关键帧中不一致时,由于地形类型及物理特性的推断更依赖于图像细节纹理信息,因此最终结果采用距离相机更近的关键帧所提供的推断,通过评估各关键帧对该点推断的概率值实现,概率越高则表明该推断结果越可信,其计算公式为:

$$S = k_9 \left(1 - \frac{Z - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \right) + k_{10} \varphi \quad (11)$$

式中: Z_{\max} 、 Z_{\min} 表示发生推断冲突的关键帧集合中的最大和最小深度; Z 表示产生歧义的点深度; φ 表示该点的推断概率; k_9 、 k_{10} 表示平衡系数。

计算所有产生推断冲突的空间点的得分,并以得分最高的推断结果作为该点的最终值。通过这种方式综合

多个视角关键帧的推断信息,从而提升最终几何维度地图与物理维度地图的准确性。

随着机器人不断移动,采用八叉树结构存储语义地图时,由于每个体素在不同视角下被多次观测,并且在语义分割网络的预测中被赋予不同的语义类别。为此,需要对多个时刻的观测结果进行融合,以确定每个体素的最终语义标签。本文中,为了兼顾系统的实时性与内存使用效率,采用了最大概率进行语义融合,即在累计各类别预测概率的基础上,选取当前概率最高的类别作为体素的语义标签。

假设体素 v 在 t 时刻的语义类别为 $L(v_t)$, 此时该体素的语义标签概率 $P(c|z_t)$ 取决于当前时刻的语义类别和 $t-1$ 时刻的语义标签概率 $P(c|z_{t-1})$, 进行最大概率融合的计算公式如式(12)所示。

$$L(v_t) = \begin{cases} L(v_{t-1}), & P(c|z_{t-1}) > P(c|z_t) \\ L(v_t), & P(c|z_{t-1}) \leq P(c|z_t) \end{cases} \quad (12)$$

确定了当前体素的语义标签之后,需要对当前体素的语义标签概率 $P(c|z_t)$ 进行更新,计算公式如式(13)所示。

$$P(c|z_t) = \begin{cases} \frac{P(c|z_{t-1}) + P(c|z_t)}{2}, & L(v_{t-1}) = L(v_t) \\ \max(P(c|z_{t-1}), P(c|z_t)) \cdot \alpha, & L(v_{t-1}) \neq L(v_t) \end{cases} \quad (13)$$

式中: α 表示置信度因子,本文取值为 0.9。

3 实验验证与分析

3.1 环境几何特征地图创建实验与结果分析

为验证上文所提出算法的有效性,本研究基于 JetHexa 六足机器人开展野外环境几何特征地图创建试验,如图 12 所示。通过机器人上搭载的 Intel RealSense D435i 相机作为传感器进行野外实验场景信息采集,采集场景涵盖土地、草地、树木、灌木、岩石、大理石等多种地形,充分体现野外环境的复杂性。



图 12 JetHexa 六足机器人

Fig. 12 Jethexa visual hexapod robot

在 Python 3.8, Linux 的 Ubuntu 20.04 环境下实现 SLAM 算法和环境几何特征环境地图创建, 其中 ORB-SLAM2 的环境配置如表 2 所示。

表 2 ORB-SLAM2 环境配置

Table 2 ORB-SLAM2 environment configuration

软件名称	版本
python	3.8
Eigen	3.2.10
panglion	0.6
OpenCV	3.4
PCL	1.9
octomap	1.8

实验数据由六足机器人所搭载的深度相机在野外环境中采集, 生成 4 组 RGB 图像序列, 分别命名为场景 1、场景 2、场景 3 和场景 4。如图 13 所示, 利用 RGB 图像和深度图构建原始点云, 通过改进的体素滤波对点云进行滤波, 最终得到点云地图。

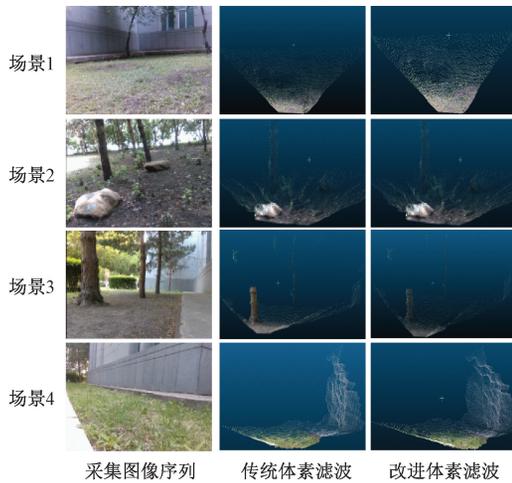


图 13 图像序列和体素滤波

Fig. 13 Image sequence and voxel filtering

图 13 中第 1 列为原始图像序列, 第 2 列为传统体素滤波后的点云地图, 第 3 列为改进的体素滤波后的点云地图, 原始点云数量和体素滤波后的点云数量如表 3 所示。结合图 13 和表 3 数据, 本文改进的体素滤波方法相比传统算法能够更有效地降低点云数量, 在去除冗余点的同时大幅压缩点云数据体积。经过体素滤波后进行射线投影操作, 对于遮挡或低纹理区域如图 13 中场景 2 和 3 所示, 将射线投射范围设定在 2 m, 一次点云插入的运行频率约为 1 Hz, 生成的地图消息传递大约需要 0.6 s, 在低纹理或遮挡区域依然具有足够高的帧率, 满足机器人在野外环境中实时建图功能。

表 3 不同实验场景体素滤波后的点云数量

Table 3 Point cloud quantity after voxel filtering in different experimental scenarios

实验场景	原始点云数量	传统体素滤波	改进的体素滤波
场景 1	66 094	36 963	18 472
场景 2	54 675	37 685	14 767
场景 3	58 169	36 720	24 577
场景 4	65 170	35 107	18 472

利用视觉传感器采集到原始图像通过 SLAM 算法进行特征点提取从而估计相机位姿并生成环境点云, 将改进的体素滤波后的点云插入到八叉树地图中, 通过创建虚拟点将地图分为多层次分辨率地图, 最终创建出的全局大尺度、局部高分辨率的环境几何特征地图如图 14 所示。实验结果显示, 所创建的环境几何特征地图具有良好的多尺度表示能力。全局大尺度地图采用较低分辨率表示大范围野外地表环境, 在有效感知宏观障碍物位置的同时降低了计算量, 为足式机器人运动规划提供关键的环境信息; 局部高分辨率地图采用较高分辨率表示局部野外地表环境, 不仅能够细致捕捉地表几何条件的微小变化, 还可为落足点选择的可行性评估提供精确依据。

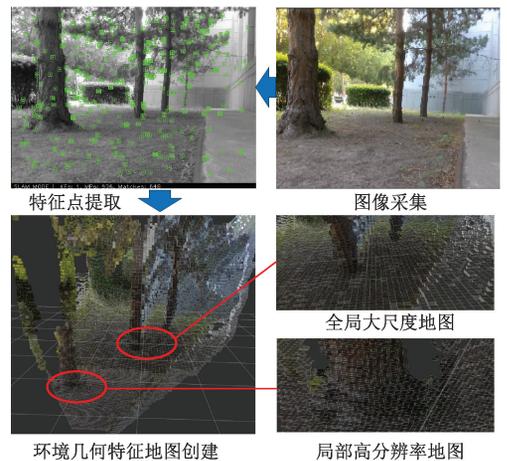
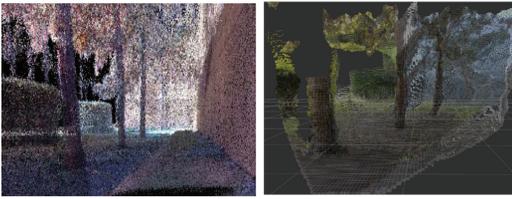


图 14 全局大尺度、局部高分辨率的环境几何特征地图创建
Fig. 14 Creation of global large-scale and local high-resolution environmental geometric feature map

为验证本文的全局大尺度、局部高分辨率的环境几何特征地图创建方法与其他地图创建方法的优劣, 本文还对比了基于激光雷达的 FAST-LIO2 (fast direct LiDAR-inertial odometry 2) 地图构建方法和基于传统视觉 ORB-SLAM2 地图构建方法, 地图构建效果如图 15 所示。

将基于激光雷达的 FAST-LIO2 所创建地图的方法记为方法 1, 基于传统视觉 ORB-SLAM2 所创建地图的方法



(a) FAST-LIO2建图 (a) FAST-LIO2 mapping
(b) ORB-SLAM2建图 (b) ORB-SLAM2 mapping

图 15 FAST-LIO2 与 ORB-SLAM2 地图构建

Fig. 15 Map construction comparison between FAST-LIO2 and ORB-SLAM2

记为方法 2,本文所创建的环境几何特征地图方法记为方法 3。表 4 总结了在 4 种不同野外场景下,3 种建图方法在关键帧处理的平均时间和总关键帧个数。从表 4 可以看出本文的全局大尺度、局部高分辨率的环境几何特征地图创建方法在处理关键帧平均时间上是比传统视觉 ORB-SLAM2 算法快,但比基于激光雷达的 FAST-LIO2 算法慢,这是因为 ORB-SLAM2 的特征匹配依赖描述子距离计算,并需鲁棒估计器剔除外点;而 FAST-LIO2 采用紧耦合迭代卡尔曼滤波,以惯性测量单元预积分提供高频初始猜想。在总关键帧个数上本文的环境几何地图创建方法比传统视觉 ORB-SLAM2 算法和激光雷达的 FAST-LIO2 算法上数量少,这是因为 ORB-SLAM2 在关键帧选择上仅跟踪质量显著下降或运动超过较高阈值时插入关键帧;而 FAST-LIO2 处理高频激光雷达点云并结合 IMU (inertial measurement unit) 预积分,采用较低运动阈值更频繁地生成关键帧,以确保密集几何特征的鲁棒融合与滑动窗口优化。

表 4 系统处理单个关键帧的平均时间

Table 4 Average time for system to process a single keyframe

实验 场景	关键帧平均时间/ms			总关键帧个数		
	方法 1	方法 2	方法 3	方法 1	方法 2	方法 3
场景 1	65	238	194	324	224	148
场景 2	73	287	176	296	165	108
场景 3	88	325	156	339	186	115
场景 4	152	449	302	286	154	97

综上所述,本文的全局大尺度、局部高分辨率的环境几何特征地图在关键帧个数和地图跟踪的平均时间相比激光雷达算法上略差一些,但相比于传统视觉算法上大大缩减,有效提高了足式机器人在野外环境的计算效率与实时性,满足足式机器人野外环境建图和导航的需求。

3.2 Block-SegNet 网络试验与结果分析

1) 数据集选取和评价指标

实验中,使用公开野外数据集 RELLIS-3D 对 Block-SegNet 进行训练和测试^[31]。RELLIS-3D 是一个专为野外机器人研究设计的多模态数据集,旨在支持语义场景理解和自主导航技术的开发。该数据集由德克萨斯 A&M 大学的 Rellis 校区采集,涵盖了非铺装道路和杂地形环境,数据集包含 6 235 张 RGB 图像,提供了像素级图像注释和点云级的语义标签,涉及 20 个类别,涵盖泥泞、碎石堆、水坑、深水等独特野外地形和物体类别。本文使用该数据集中的 11 种地形类别,将该数据集分为由 3 251 张图像组成的训练集和由 1 943 张图像组成的测试集。

采用平均交并比(mean intersection over union, mIoU)作为测试结果的评价指标。平均交并比是语义分割的标准度量,作为分割网络的总体精度;交并比是真实值和预测值两个集合的交集与并集之比,其值越高,表明两者重合部分越大,网络预测性能越好;平均交并比为所有类别交并比的均值,计算公式如式(14)所示。

$$mIoU = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \frac{TP_m}{TP_m + FN_m + FP_m} \quad (14)$$

式中: N 表示识别的类别数,在本实验中 N 值为 11; TP_m 表示被正确识别出第 m 类像素点数量; FN_m 表示未被正确识别出第 m 类像素点数量; FP_m 表示不是该类别但被识别为第 m 类像素点的数量。

2) Block-SegNet 模型分割结果

本文使用改进的 Block-SegNet 网络进行实验,并与 SegNet 网络做对比,在 RELLIS-3D 数据集上训练和测试。实验的平均交并比和损失曲线如图 16 所示。SegNet 的平均交并比为 73.70%,训练损失最终收敛至 0.126; Block-SegNet 的平均交并比达到 75.11%,训练损失最终收敛至 0.091。相比之下,Block-SegNet 的平均交并比提升了 1.41%,且损失函数值更低,表明改进的 Block-SegNet 网络在语义分割任务中具有更好的训练稳定性和更高的分割精度。在 RELLIS-3D 数据集测试网络模型分割结果如图 17 所示,考虑到野外环境中的复杂地形和未知环境,本文选取 6 张不同的野外地表特征涵盖了草地、树木、水和障碍物等多种地形,从图中可以看出与传统的 SegNet 网络相比较,本文提出的改进的 Block-SegNet 网络在 RELLIS-3D 数据集的测试集上具有更好的性能,小尺度目标的分割精度更高,边界更清晰。综合图 16 和 17 可以看出,本文提出的基于改进的 Block-SegNet 模型利用编解码器的跳跃连接和多侧输出融合,实现多尺度特征的有效利用,通过使用不同复杂度的 SegNet 模块构建网络,平衡了计算效率和特征提取能力,有效增强分割精度,可以更好的面对野外环境中的复杂地形和未知环境。

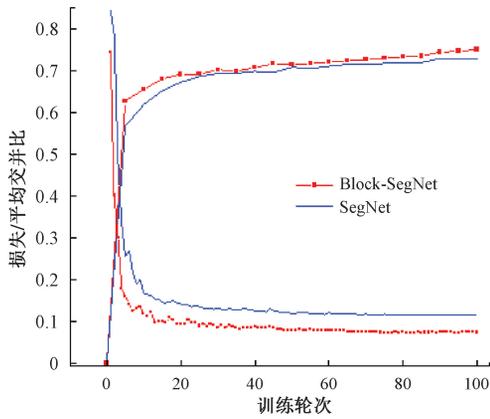


图 16 改进的 SegNet 网络损失、平均交并比曲线

Fig. 16 Improved SegNet network loss and mIoU curves

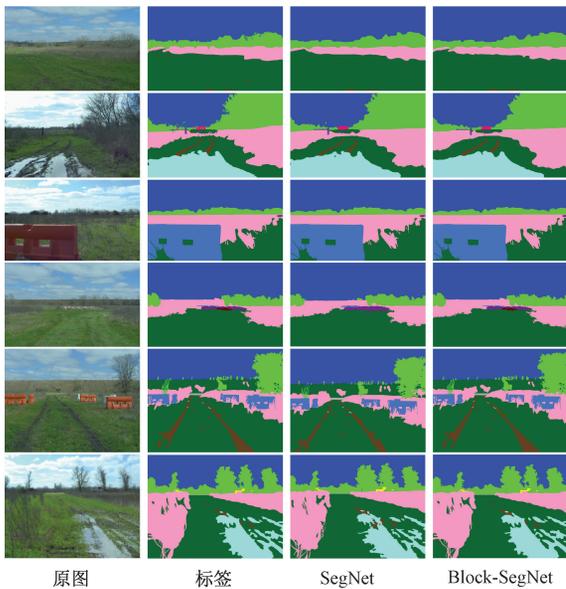


图 17 网络模型分割结果

Fig. 17 Network model segmentation results

本文还在 RELLIS-3D 上比较了 Block-SegNet 与 UNet、DeepLabV3+、SegNet，如表 5 所示。可以看出 Block-SegNet 在 RELLIS-3D 的准确性最好。这表明 Block-SegNet 在面对复杂野外环境中语义分割效果更好。

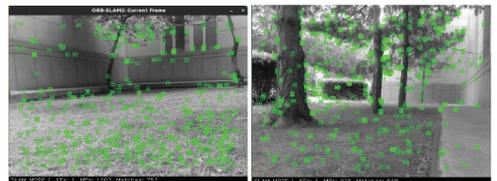
表 5 Block-SegNet 与其他网络模型对比

Table 5 Block-segnet comparison with other network models

网络	<i>mIoU</i> /%
UNet	71.04
DeepLabV3+	74.65
SegNet	73.70
Block-SegNet	75.11

3.3 地表多维环境地图构建及空间占比

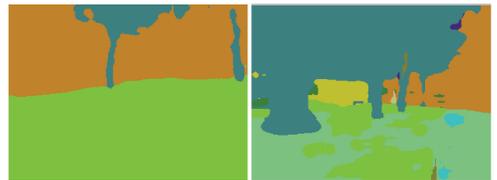
为了验证本文提出的多维环境建图方法在实际野外环境中的性能,选取上述采集的场景 1 和 3 进行实验验证。通过足式机器人搭载的视觉传感器采集原始图像,利用 ORB-SLAM2 进行特征点提取,特征点提取效果如图 18 所示,通过特征点匹配和跟踪实现相机位姿估计,并结合深度信息构建环境点云;同时对采集的图像进行语义分割处理,野外场景语义分割结果如图 19 所示,利用语义分割实现了对野外环境的语义理解和场景解析;将语义分割信息与三维点云相融合生成带有语义标注的点云数据,并将其插入到八叉树结构中,最终构建出全局大尺度、局部高分辨率的多维环境地图,建图效果如图 20 所示,所构建的多维环境地图能够精确分割并识别土地、草地、树木等多种复杂野外地表类型,实现了像素级的语义理解,通过多层分辨率地图架构设计,在全局范围内采用低分辨率表示以获得大范围环境覆盖,在局部关键区域采用精细化表示以保留重要几何细节,从而有效降低了野外复杂环境下的数据存储和处理计算量,为足式机器人的全局运动规划、局部路径优化和安全落脚点选择提供了全面可靠的多维环境信息支撑。



(a) 场景1 (a) Scene 1 (b) 场景3 (b) Scene 3

图 18 ORB-SLAM2 特征点提取

Fig. 18 ORB-SLAM2 feature point extraction



(a) 场景1 (a) Scene 1 (b) 场景3 (b) Scene 3

图 19 语义分割结果

Fig. 19 Semantic segmentation results

不同野外实验场景下的多维环境地图构建的空间占比如表 6 所示,从表中可以看出,本文所提出的多维环境地图创建方法在存储空间上显著减少,有效降低了所需计算量,实现了存储空间的指数级缩减。

考虑到系统的延迟性,本文在处理 SLAM 系统关键帧的平均时间上本文还对比了基于激光雷达的 FAST-

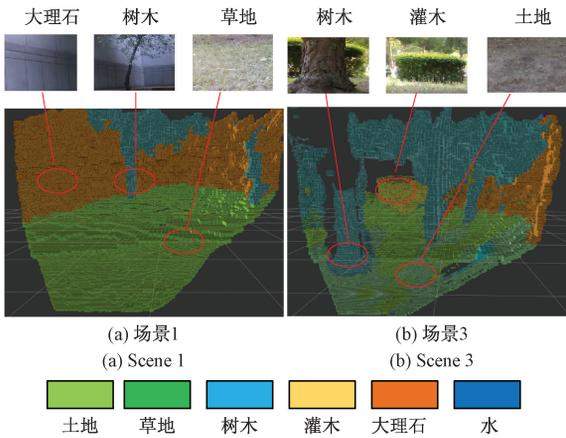


图 20 全局大尺度、局部高分辨率多维环境地图创建
Fig. 20 Global large-scale, local high-resolution multi-dimensional environmental map creation

表 6 不同数据集下的多维环境地图构建的存储空间
Table 6 Storage space of multi-dimensional environmental map construction under different datasets (MB)

实验场景	原存储空间	多维环境地图存储空间
场景 1	37.71	1.47
场景 2	34.35	0.98
场景 3	36.23	1.25
场景 4	32.68	0.85

LIO2 建图方法、基于传统视觉的 ORB-SLAM2 建图方法、环境几何特征建图方法以及本文的多维环境地图创建方法, 分别命名为方法 1、方法 2、方法 3 和方法 4。SLAM 系统处理关键帧平均时间如表 7 所示。

表 7 SLAM 系统处理关键帧平均时间
Table 7 Average processing time per keyframe in SLAM system (ms)

实验场景	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4
场景 1	65	238	194	213
场景 2	73	287	176	235
场景 3	88	325	156	268
场景 4	152	449	302	395

从表 7 中可以看出, 本文的多维环境地图创建方法在 SLAM 系统处理关键帧平均时间上是比激光雷达的 FAST-LIO2 建图方法时间上稍慢, 相比于传统的视觉 ORB-SLAM2 建图方法和环境几何特征建图方法快, 但无论激光雷达还是视觉感知都仅考虑环境几何信息, 并没有考虑到物理信息, 而本文的多维环境地图构建方法不仅考虑到了几何维度信息, 还考虑到了物理维度的信息

并将他们融合在一起, 在建图性能、环境关键信息提取以及感知维度等方面, 均具有明显优势。

摩擦度和刚度映射效果如图 21 所示, 第 1 行为野外场景的摩擦特性图及其对应关系, 第 2 行为野外场景的刚度特性图及其对应关系。表 8 和 9 分别为野外实验场景中摩擦和刚度的等级水平及相应的物理数值。结合图 21 的可视化结果与表 8、9 的数据, 可以获取野外地表的真实摩擦度和刚度参数, 为足式机器人提供精确高效的立足点评估和可靠的地图参考信息。



图 21 摩擦度、刚度映射
Fig. 21 Friction and stiffness mapping

表 8 摩擦系数水平

Table 8 Friction coefficient level

等级	摩擦系数
1	<0.1
2	0.10~0.25
3	0.25~0.50
4	0.50~0.70
5	0.70~0.80

表 9 刚度水平

Table 9 Stiffness level

等级	刚度/(N·m ⁻¹)
1	<0.1
2	1.3×10 ³ ~3.4×10 ⁵
3	1.7×10 ⁶ ~9.5×10 ⁶
4	2.3×10 ⁷ ~3.4×10 ⁹

4 结 论

本研究提出一种基于机器视觉的全局大尺度、局部高分辨率的足式机器人多维环境地图创建方法。该方法主要包括两个层面, 分别为考虑足式机器人感知外部环

境影响的几何维度特征和物理维度特征。根据视觉 SLAM 算法实现相机位姿估计并生成点云,通过改进体素滤波降低点云密度,利用射线投影创建虚拟点的方式,实现地表几何维度地图创建。在此基础上,通过改进 SegNet 网络实现野外地表环境的高精度语义分割,并进一步利用地表光学特征与表面结构特征,通过决策模型建立地表语义向地表物理层属性参数的映射,实现地表物理维度地图的创建。最终通过地表几何维度地图与物理维度地图的融合,完成野外足式机器人多维环境地图的创建。最后,通过实机实验开展与结果分析,验证了本文多维环境地图创建方法相比于传统地图创建方法,在建图性能、环境关键信息提取以及感知维度等方面,均具有明显优势,适合足式机器人在野外环境下运动时对环境信息的非接触式全面理解,从而为后续的足式机器人运动规划提供先验地图信息,提高足式机器人的野外运动环境适应性。

参考文献

- [1] HUNT M L. Robotic walking in the real world [J]. *Science*, 2013, 339(6126): 1389-1390.
- [2] BELLICOSO C D, BJELONIC M, WELLHAUSEN L, et al. Advances in real-world applications for legged robots [J]. *Journal of Field Robotics*, 2018, 35(8): 1311-1326.
- [3] 李佳钰, 尤波, 丁亮, 等. 基于双向控制的六足机器人转向遥操作研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(3): 71-80.
- LI J Y, YOU B, DING L, et al. Steering teleoperation of hexapod robot based on bilateral control [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(3): 71-80.
- [4] DING L, GONG X, HU L, et al. Motion planning and contact force distribution for heavy-duty hexapod robots walking on unknown rugged terrains [J]. *Journal of Field Robotics*, 2024, 41(6): 1680-1701.
- [5] YUE M, JING X Y, ZHANG L Q. Research on omnidirectional gait switching and attitude control in hexapod robots [J]. *Biomimetics*, 2024, 9(12): 729.
- [6] FU Y D, XU M R, KONG Y Y, et al. Traversability analysis of quadruped robot based on sparse point cloud in rough terrain [C]. 2022 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics, 2022: 51-56.
- [7] 汤新华, 代道文, 陈熙源, 等. 基于 PointPillars 的改进三维目标检测算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(9): 260-269.
- TANG X H, DAI D W, CHEN X Y, et al. Improved three-dimensional object detection algorithm based on PointPillars [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(9): 260-269.
- [8] 张浩, 左杭, 刘宝华. 视觉与二维激光雷达的目标检测方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(3): 79-86.
- ZHANG H, ZUO H, LIU B H. Target detection method for visual and 2D laser radar [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(3): 79-86.
- [9] XU P, WANG ZH K, DING L, et al. A closed-loop shared control framework for legged robots [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2023, 29(1): 190-201.
- [10] BELTER D, ŁABECKI P, FANKHAUSER P, et al. RGB-D terrain perception and dense mapping for legged robots [J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2016, 26(1): 81-97.
- [11] EWEN P, LI A, CHEN Y X, 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.
- [12] BJELONIC M, HOMBERGER T, KOTTEGE N, et al. Autonomous navigation of hexapod robots with vision-based controller adaptation [C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2017: 5561-5568.
- [13] STOLZLE M, MIKI T, GERDES L, et al. Reconstructing occluded elevation information in terrain maps with self-supervised learning [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 1697-1704.
- [14] MURATA Y, INAGAKI S, SUZUKI T. Development of an adaptive hexapod robot based on follow-the-contact-point gait control and timekeeper control [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 3321-3327.
- [15] WANG J Y, LU S Y, CHEN J B. A CPG-based gait planning method for bipedal robots [J]. *Artificial Life and Robotics*, 2024, 29(2): 340-348.
- [16] BELTER D, ŁABECKI P, SKRZYPCZY ŃSKI P. Adaptive motion planning for autonomous rough terrain traversal with a walking robot [J]. *Journal of Field*

- Robotics, 2016, 33(3): 337-370.
- [17] 张明路, 王哲, 李满宏, 等. 基于足端位置的六足机器人漫游地形感知与表征[J]. 机械工程学报, 2021, 57(19): 48-60.
ZHANG M L, WANG ZH, LI M H, et al. Perception and representation of roaming terrain for a hexapod robot based on foot positions[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(19): 48-60.
- [18] GEHRING C, BELLICOSO C D, COROS S, et al. Dynamic trotting on slopes for quadrupedal robots[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2015: 5129-5135.
- [19] DING L, GAO H B, DENG Z Q, et al. Foot-terrain interaction mechanics for legged robots: Modeling and experimental validation[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(13): 1585-1606.
- [20] DALLAIRE P, WALAS K, GIGUERE P, et al. Learning terrain types with the pitman-yor process mixtures of gaussians for a legged robot[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2015: 3457-3463.
- [21] MINAEE S, BOYKOV Y, PORIKLI F, et al. Image segmentation using deep learning: A survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(7): 3523-3542.
- [22] CHEN J Q, FREY J, ZHOU R Y, et al. Identifying terrain physical parameters from vision-towards physical-parameter-aware locomotion and navigation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(11): 9279-9286.
- [23] VASILOPOULOS V, PAVLAKOS G, SCHMECKPEPER K, et al. Reactive navigation in partially familiar planar environments using semantic perceptual feedback[J]. The International Journal of Robotics Research, 2022, 41(1): 85-126.
- [24] TEUFEL S, GAMERDINGER J, VOLK G, et al. Collective PV-RCNN: A novel fusion technique using collective detections for enhanced local LiDAR-based perception[J]. 2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2023: 1828-1834.
- [25] SHARMA R, KUKREJA V. CPD: Faster RCNN-based dragon ball comic panel detection[J]. 2023 IEEE 12th International Conference on Communication Systems and Network Technologies, 2023: 786-790.
- [26] ZHANG Y ZH, ZHANG X G, YU H. Triple-branch asymmetric network for real-time semantic segmentation of road scenes[J]. Instrumentation, 2024, 11(2): 72-82.
- [27] DING L, XU P, LI ZH Y, et al. Pressing and rubbing: Physics-informed features facilitate haptic terrain classification for legged robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 5990-5997.
- [28] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo, and rgb-d cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [29] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [30] DONG Y L, GUO W, ZHA F SH, et al. A vision-based two-stage framework for inferring physical properties of the terrain[J]. Applied Sciences, 2020, 10(18): 6473.
- [31] JIANG P, OSTEEN P, WIGNESS M, et al. RELLIS-3D dataset: Data, benchmarks and analysis[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021: 1110-1116.

作者简介



陈晨(通信作者), 2015年于哈尔滨哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2021年于哈尔滨工业大学获得博士学位。现为哈尔滨理工大学黑龙江省复杂智能系统与集成重点实验室控制科学与工程专业副教授, 主要研究方向包括移动机器人(特别是足式机器人)的自主控制、动力学分析及控制系统设计。

E-mail: Danny_cc@hrbust.edu.cn

Chen Chen (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2015, and his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2021. He is currently an associate professor of Control Science and Engineering in the Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Complex Intelligent System and Integration at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include the autonomous control, dynamic analysis and control system designs of mobile robots, especially legged robots.



王金玉,2023 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生,主要研究方向为足式机器人的视觉感知及运动规划。

E-mail:1679509330@qq.com

Wang Jinyu received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2023. He is currently pursuing his master's degree at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include visual perception and motion planning for legged robots.



尤波,1982 年于哈尔滨工业大学获得学士学位,1987 年于哈尔滨科技大学获得硕士学位,1995 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授,主要研究方向为智能机器人与机电控制。

E-mail:youbu@hrbust.edu.cn

You Bo received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1982, his M. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1987, and his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include intelligent robot and mechatronic control.



李佳钰,2009 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2013 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2018 年于哈尔滨理工大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为足式机器人控制与人机交互技术。

E-mail:lijiyu@hrbust.edu.cn

Li Jiayu received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Harbin University of Science and Technology in 2009, 2013, and 2018, respectively. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include control of the legged robot and human machine interaction.



张淑珍,1991 年于太原科技大学获得学士学位,2003 年于兰州理工大学获得硕士学位,2013 年于兰州理工大学获得博士学位,现为兰州理工大学教授,主要研究方向为智能喷涂机器人及静电喷涂模型。

E-mail:zhangchen@lut.edu.cn

Zhang Shuzhen received her B. Sc. degree from Taiyuan University of Science and Technology in 1991, her M. Sc. and Ph. D. degrees both from Lanzhou University of Technology in 2003 and 2013, respectively. She is currently a professor at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include intelligent spray painting robot and electrostatic spray painting model.