

# 基于改进 ORB-SLAM2 矿井救援机器人空间构建方法研究

贯怀光<sup>1</sup> 杨鹏<sup>1,2,3\*</sup> 诸利一<sup>3</sup> 邢怡君<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(北京联合大学北京市信息服务工程重点实验室 北京 100101)

<sup>2</sup>(北京联合大学城市轨道交通与物流学院 北京 100101)

<sup>3</sup>(北京科技大学土木与资源工程学院 北京 100083)

**摘要** 矿井安全事故发生后,矿井救援机器人需在矿井环境采集视觉数据,进行应急区域的空间构建等功能。利用 RGB 和 RGB-D 的 ORB-SLAM2 算法进行扩充性优化研究,选用 OCTOMAP 优化地图,使用矿井救援机器人在室内真实场景中实验,验证该方法效果。结果表明:得到的空间构建效果比实时点云构建的应用性更强,降低处理内存空间,为矿井救援移动机器人空间构建提供方法,对后续矿井机器人移动定位的研究具有重要的实际意义。

**关键词** 矿井救援 机器人 三维空间 ORB-SLAM2

中图分类号 TP399 文献标志码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.09.011

## SPACE CONSTRUCTION METHOD OF MINE RESCUE ROBOT BASED ON IMPROVED ORB-SLAM2

Guan Huaiguang<sup>1</sup> Yang Peng<sup>1,2,3\*</sup> Zhu Liyi<sup>3</sup> Xing Yijun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

<sup>2</sup>(Urban Rail Transit and Logistics College, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

<sup>3</sup>(School of Civil and Resource Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract** After a sudden safety accident in a mine occurs, the mine rescue robot needs to collect visual data in the mine environment and perform functions such as spatial construction of the emergency area. Using the ORB-SLAM2 algorithm of RGB and RGB-D, the scalability optimization research was carried out. OCTOMAP was selected to optimize the map, and the mine rescue robot was used to experiment in the real indoor scene to verify the effect of the method in this paper. The results show that the space construction effect obtained is more applicable than the real-time point cloud construction, reduces the processing memory space, provides a method for the space construction of the mine rescue mobile robot, and has important practical significance for the subsequent research on the mobile positioning of the mine robot.

**Keywords** Mine rescue Robot 3D space ORB-SLAM2

## 0 引言

为提高矿井生产安全水平,许多矿井已开始对井下进行信息化管理,虽然在一定程度上避免了灾害的发生,但灾害的发生仍会造成巨大的人员伤亡<sup>[1]</sup>。

2020年我国矿井发生事故123起,死亡228人<sup>[2]</sup>。灾害发生后,矿井环境为非结构化的复杂环境,充满各种有毒、易爆气体,极易引发次生灾害,救援人员无法在事故发生后深入井下进行搜救工作,则需要机器人代替救援人员进入灾难现场<sup>[3]</sup>,进入井下对环境条件信息进行收集并辅助救援等任务。智能机器人的发展也

使救灾救援机器人深入井下救援工作替代或部分替代人工进行救灾工作成为可能。因此,利用矿井智能化、工业互联网来管理井下智能设备,实现井下无人操作具有重要意义。

目前,矿井企业的智能化建设还处于半自动阶段,而矿井智能的实现是需要感知、决策、执行等技术的支持<sup>[4]</sup>。为使机器人能在井下救援高效工作,要求机器人能在矿井地下环境中自主行走的同时能够自主定位自主导航,空间构建。而矿井地下三维空间构建又是自主导航和定位的基础,也是建立救援的前提。因此 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)技术<sup>[5]</sup>,即同时定位与空间构建,已进入矿山救援行业研究者的视野中<sup>[6-7]</sup>。三维空间构建是对真实环境进行数据采集,SLAM 方法更具有真实性和实行性。

SLAM 包括单目、双目和深度 RGB-D SLAM。在单目 SLAM 中,可以获得单个摄像机拍摄的视频或照片信息,推断出摄像机在未知环境中的方位信息和生成空间。Raul Mur-Artal 等<sup>[8]</sup>提出的 ORB-SLAM 框架,在双目 SLAM 中,可以获得明显的深度感,建立特征间的对应关系。Raul Mur-Artal 等<sup>[9]</sup>提出的 ORB-SLAM2 框架,在深度 RGB-D SLAM 中,可以直接获得图像中各像素离相机的距离。ORB-SLAM2 框架同样支持标定 RGB-D 相机。最近,Carlos Campos 等<sup>[10]</sup>提出 ORB-SLAM3 框架,解决了针孔相机和鱼眼相机建图系统。

针对矿井救援空间构建方法研究中,Raval 等<sup>[11]</sup>提出一种便携式矿井环境激光雷达三维地图构建系统。Li 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于正态分布变换(NDT)的实时三维 SLAM 算法,利用位姿图优化和闭环来进一步提高映射一致性。Wang 等<sup>[13]</sup>提出一种基于 2D SLAM 的 3D 局部目标重构子图方法,与 3D V-SLAM 相比,方法保证了快速性和实时性。Rodrigues 等<sup>[14]</sup>提出一种建立在 B 样条曲面的范围 SLAM 技术,解决栅格地图平滑问题。

在上述文献研究的基础上,基于矿井救援负载条件的背景下,本文选择了基于视觉仿真的 ORB-SLAM2 方法<sup>[15]</sup>。该方法兼容性强,同时兼容单目、双目、深度信息作为实时 SLAM 的框架,利用 RGB 和 RGB-D 的 ORB-SLAM2 算法,通过 TUM 数据集模拟研究地图算法,再通过结构光相机的模拟 ORB-SLAM2 生成真实空间。并结合 OCTOMAP 八叉树拓扑图地图<sup>[16-17]</sup>优化空间构建算法,对不同的参数对空间构建效果比较。

## 1 基于 ORB-SLAM2 的矿井救援空间构建算法分析

### 1.1 图像预处理

在基于机器视觉的矿井救援应用的图像预处理阶段,矿井移动机器人上结构光相机标定是关键环节,其标定结果的精确度影响相机产生 RGB 图像和 Depth 图像结果的准确性。为了数学表达简单,通常以相机光心为原点,其原理图如图 1 所示。规定以下四个坐标系:世界坐标系  $O_w-X_w Y_w Z_w$ (单位:m),描述结构光相机的空间位置。相机坐标系  $O_c-X_c Y_c Z_c$ (单位:m),反映相机镜头朝向位置,坐标原点是镜头光心处, $x, y$ 轴分别与相机面的两边平行, $z$ 轴为镜头光轴,与相机成像平面相垂直。像素坐标系  $o_{uv}-uv$ (单位像素 pixel),反映相机图像中像素的排列情况,原点  $o_{uv}$ 位于图像的左上角,在像素坐标系中横坐标以  $u$  表示,纵坐标值以  $v$  表示。图像坐标系  $o_{xy}-xy$ (单位:mm),是物理空间的坐标系,来解决像素坐标系不利于坐标变换计算。其原点是相机光轴与成像平面的交点, $x$ 轴、 $y$ 轴分别与  $u$ 轴、 $v$ 轴平行, $(u_0, v_0)$ 为图像坐标系中心  $O_{xy}$ 在像素坐标系下的位置。

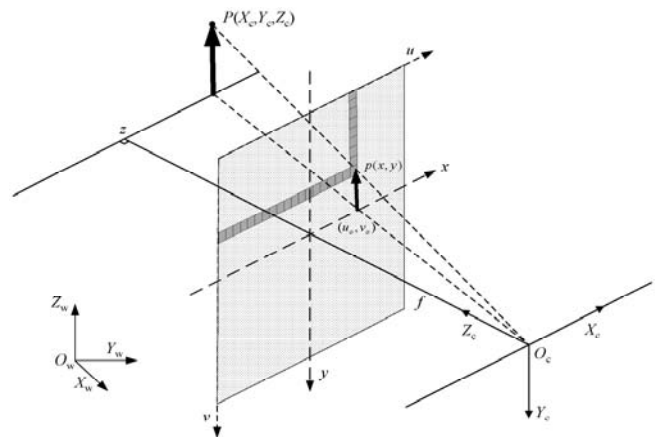


图1 相机标定原理图

相机之间的参数包括相机外参和相机内参。外参描述相机在世界坐标系的位置。由于制造工艺等因素, $(u_0, v_0)$ 并非是像素坐标系的中心,而是在中心附近某个位置,焦距及像素物理尺寸也非绝对精准,故需要通过实际的内参标定过程,确定相机的内参矩阵。假设不考虑世界坐标系,有坐标点  $P = (X, Y, Z)$ ,在图像平面上有点相对应,为了建立像素  $(u, v)$  和实际上的点  $p$  间的关系,为确定内参矩阵,需要坐标系相互转换。其中光心和主轴之间的距离是  $f$  焦距。

(1) 世界坐标到相机坐标。设已知点  $p$  世界坐标  $P_w = (X_w, Y_w, Z_w)^T$ ,其在相机中对应的坐标为  $P_c =$

$(X_c, Y_c, Z_c)^T$ 。因此,该点可由世界坐标系,先经过平移  $t$ ,后进行旋转  $R$  得到  $p$  点在相机坐标系中的表达如式(1)所示。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = R \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} + t \quad (1)$$

合并为齐次矩阵表达如式(12)所示。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ \vec{O} & I \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\vec{O}$ 表示全0的向量; $t$ 为  $3 \times 1$  的平移向量; $R$ 为  $3 \times 3$  的旋转矩阵。

(2) 相机坐标到图像坐标。由相机坐标系下的点  $P(X_c, Y_c, Z_c)$  在图像坐标系下的表达  $p(x, y)$ 。利用相似三角形以及比例的原理,推导如式(3)所示。

$$\frac{x}{f} = \frac{X_c}{Z_c}; \frac{y}{f} = \frac{Y_c}{Z_c} \quad (3)$$

转换成矩阵相乘如式(4)所示,其中  $f$  为焦距是图像点  $p$  在图像坐标系中的齐次坐标。

$$Z_c \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

系数  $Z_c$  称为比例因子,值越小,相同  $XY$  下的对应的  $xy$  越大。即同一物体,距离相机越近,成像越大。

(3) 图像坐标到像素坐标。根据在图像中点  $p$  的坐标  $(x, y)$ ,得到其在像素坐标系即我们所能看到的图片像素中的位置  $(u_0, v_0)$ 。其中,  $d_x$  为像素宽度,  $d_y$  为像素高度,图像上的投影点  $p(x, y)$  在像素坐标系下可以如式(5)所示。

$$\begin{cases} u = \frac{x}{d_x} + u_0 \\ v = \frac{y}{d_y} + v_0 \end{cases} \quad (5)$$

式(6)转换为矩阵相乘,  $(x, y, 1)^T$  是投影点  $p$  在图像坐标系的齐次坐标,  $(u, v, 1)^T$  是点  $p$  在像素坐标系中的齐次坐标,即:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{d_x} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{d_y} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

综合以上三个转换,可合并为以下转换关系如式(7)所示。

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ \vec{O} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:  $f_x = \frac{f}{d_x}, f_y = \frac{f}{d_y}$  为焦距分别在  $x, y$  轴方向等价的像素个数(其中:每个像素的物理尺寸为  $d_x \times d_y$ ,单位为 mm)。式(7)等号右边,第一个矩阵为相机内参矩阵,是相机坐标系相对于像素之间的对应关系,第二个矩阵为相机外参矩阵,是世界坐标与相机的对应关系。

## 1.2 RGB 和 RGB-D 的 ORB-SLAM2 矿井救援机器人空间构建算法

ORB-SLAM2 是通过点与点之间的位置关系进行空间构建,它能够实时检测环路并快速重定位,融合了视觉 SLAM 最新研究成果。整体的方法架构如图 2 所示。算法主要分为跟踪特征点、局部空间构建、闭环检测三个并行的子线程。跟踪特征点提取图像中比较显著的 ORB 特征点,根据最后一帧来估计位置姿态或对初始位置进行全局重新定位,然后追踪已重建的本地局部地图,并且判断是否为新的关键帧。局部空间构建是完成对关键帧的插入、捕获、建立,对局部的位姿图优化。闭环检测完成闭环条件检测和计算闭环,融合地图。闭环条件检测是先匹配点检测进行探测,计算当前关键帧和闭环帧之间计算相似变换。计算闭环,融合地图主要是闭环融合和图优化过程。

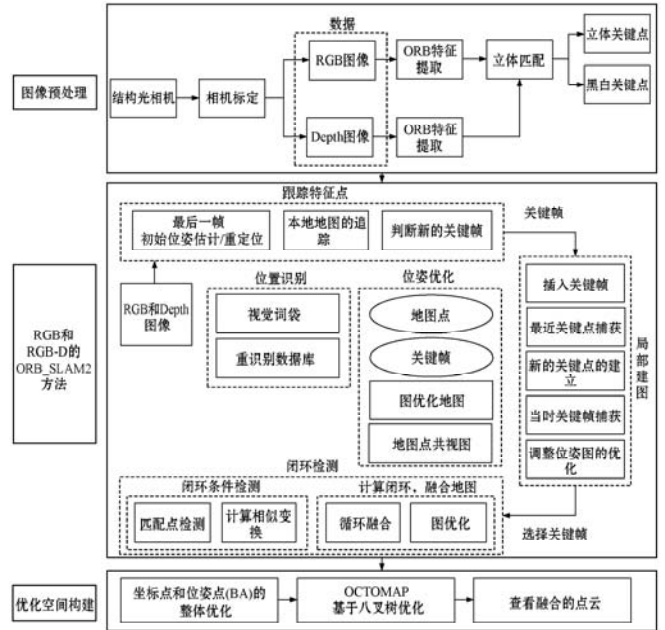


图 2 基于改进 ORB-SLAM2 的矿井机器人空间构建技术路线图

## 1.3 优化空间构建

OCTOMAP 全称为高效的 3D 概率地图,八叉树拓扑图是 3D 视觉中为了细分空间用的数据结构,是由

很多立方体结构构成。根据查询的深度不同,其分辨率解析度不同。高清晰度的解析度小,即最小的方块边长小。一般来说,场景较大时,采用较低分辨率,方块体积大。图3(a)是OCTOMAP基于地图体积的模型,树状存储结构模型如图3(b)。它把一个大的方块分成8个小方块,在这个小方块的基础上,再逐层细分,以达到最小的体积(体素)。当体素大时,其空间构建效果分辨率小、位置小、存储空间小,易于计算。如果体素大,其空间构建分辨率就小,占的位置就小,占内存空间小,易于计算。

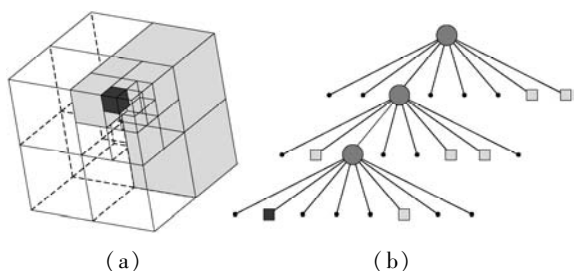


图3 OCTOMAP 存储体积模型和树状存储结构

OCTOMAP 基于八叉树拓扑图的地图优点是便于进行路径规划,导航以及碰撞检测。因为使用原始数据的数据量较大,且碰撞检测和路径规划<sup>[18-19]</sup>对物体的实际内部的特别细节的部分(拐角、缝隙、形状等)影响较小。机器人只需要绕过障碍物,可将障碍物简化成一个或者两三个立方体,可快速操作并节省更多的数据存储空间。

优化系统输入点云信息,输出 OCTOMAP 的八叉树拓扑图。图4为优化空间构建算法具体的流程,首先是点云的发布 pointcloud\_publisher 节点启动。在点云发布中需要初始化节点,通过 NodeHandle 获取帧文件、帧名称、发布话题的名称、发布话题的参数信息。在声明话题的发布者 advertise,加载本地的点云数据,其中点云数据形式是数组,数组的元素为坐标点信息,用信息 xyz 进行描述。将数据转换成 ROS 的数据类型,通过 topic 发布,输出到 output 里,设置 output 的时间戳、帧的 id 名称、hz 数。随着指定发布 hz 进行循环往外发布数据。负责读取点云的文件,将数据的内容以话题的形式发布出去,运用 OCTOMAP 转换工具将发布的话题的内容转换成八叉树拓扑图,OCTOMAP 转换工具 OctoMaptransform 进行接收已发布的点云数据。使用转换工具时,需要设置体素分辨率,设置数据的帧的名称,设置最大深度的分辨率的范围设置占用地图最大/最小高度(坐标 z 轴的最大值和最小值),生成新的点云与旧的点云重叠,新的点云数据映射到输入点云,最后更新相机的姿态信息(xyz 坐标信息、Euler 角旋转信息、RPY 旋转信息等)。通过转换工具其中

话题的名字为 /pointcloud/output,最后使用 ROS 自带的 RVIZ 图形化系统,将空间构建信息进行显示。

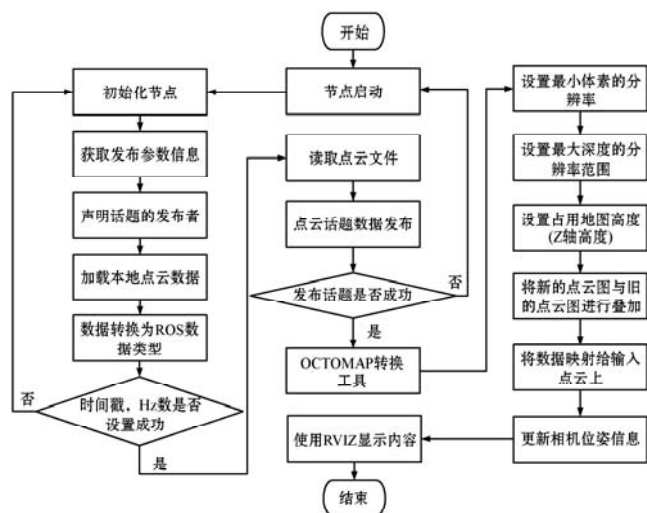


图4 OCTOMAP 生成点云图流程

## 2 基于 ORB-SLAM2 的矿井救援机器人空间构建实验

### 2.1 实验环境

实验环境为 Ubuntu 18.04 操作系统下的 ROS Melodic 环境,安装 Pangolin 用于 3D 视觉和导航的轻量级操作库,Eigen 3.3.4 用于计算矩阵和数据等和用于计算姿态等矩阵计算库,OpenCV 3.4.9 用于图像的处理、特征点的处理、特征点的提取的库,DBoW2 和 g2o 是用来计算位置的识别和闭环的非线性的优化。为进行 OCTOMAP 地图构建实验还需要安装 OCTOMAP 的 ROS 节点包,且还需在 RVIZ 中添加 OCTOMAP 相应的插件,来帮助进行显示 OCTOMAP 的点云数据。

最后,应用矿井救援机器人(图5)在室内场景中运行改进 ORB-SLAM2 的空间构建算法,来验证本文方法的空间构建效果。该矿井救援机器人内部装有 STM32 开发板用于控制车的驱动,移动小型嵌入式计算机树莓派用于处理收集视觉数据,结构能满足矿井潮湿道路条件的自适应性,能使机器人在矿井复杂的作业环境中工作。



图5 矿井救援机器人

## 2.2 实验数据集

为了模拟矿井的数据,选用 TUM 数据集进行模拟方法试验,该数据集具有彩色 RGB 信息话题/camera/rgb/image\_color,以及深度 RGB-D 信息话题/camera/depth/image,并且拍摄环境偏暗条件,环境凌乱、空旷,数据采集也具有抖动现象,适合模拟矿井救援环境。

## 2.3 空间构建分析与结果

(1) 相关参数的分析对比。为了实现实时点云以及拓扑图生成,一方面需要 ORB\_SLAM2 路线中获得二维的图像特征点,另一方面需要实时生成的点云以及 OCTOMAP 八叉树拓扑图。在 ROS 环境中启动数据集节点,指定输入的 RGB 话题和 RGB-D 话题。借助颜色、深度信息,将颜色和深度图组成点云图,快速计算三维点的姿态关系,实验结果如图 6 所示。图 6 (a) 为 ORB\_SLAM2 空间构建效果,中间圆形路线为空间构建行进路线,也是相机运动的方向,朝向相机运动的每一帧记录的信息叫做关键帧。关键帧中通过 ORB 技术在所获得图像里面的提取到的目标的关键点,对特定的拐角,提取点进行定位识别,如图 6 (b) 所示。ORB-SLAM2 将行进路线上的关键帧通过线进行拼接,当空间构建的时候发现有相似关键帧的时候,会将这些线连成一个环,构建成一个环形,当空间构建之后会产生相应的日志信息,查看关键帧和相机路径。

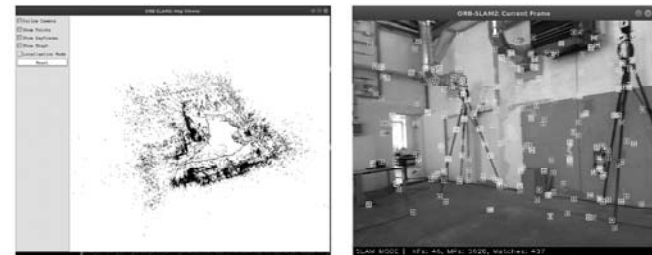


图 6 ORB\_SLAM2 数据集实验结果

算法优化方面,利用 rosbag 数据生成点云和 OCTOMAP 渲染节点,通过实时发布路径、颜色和深度图信息生成融合点云,建图效果见表 1。可以看出,构建的八叉树拓扑图在数据集相同、数据集对应的采集的每一帧相同,并且在相同的处理时间的情况下基于 OCTOMAP 的点云数和所占内存空间数减少。根据表 1 的参数选择,选择体素大小分辨率为 0.15 pixel,最大深度的分辨率为 50.0 pixel,占用地图最大高度为 1 000,最小高度为 -1 000,所得到空间构建效果好,如图 7 所示。

表 1 不同参数的数据对比表

参数	实际生成点云大小	0.05 体素 /pixel	0.10 体素 /pixel	0.15 体素 /pixel
时间/ms	4 371	2 368	710	509
点云数/点	22 194 163	532 498	148 899	74 524
存储内存/字节	328 746 848	13 953 379	3 697 274	1 999 752

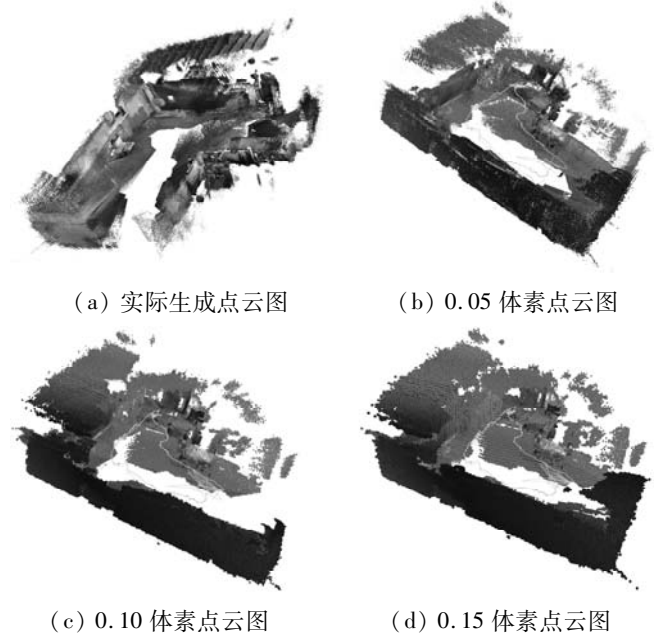
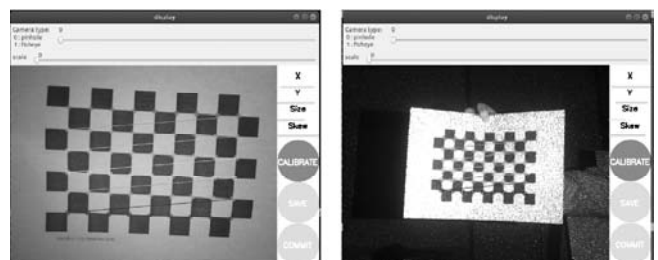


图 7 不同参数的空间构建效果对比

(2) 矿井救援机器人相机标定。标定主要是两个方面:RGB 相机标定,深度相机标定。其中标定红外相机就是标定深度相机,原理是通过红外摄像头发出一些不可见光,之后接收光深度信息来构建点云。实验需要 calib 标定版。图 8 (a) 是标定彩色相机的界面图,图 8 (b) 是标定深度相机的界面图。在标定的时候需要指定标定板的角点(黑块和白块相交处点),每一个标定板方块实际的物理尺寸,设置接收的彩色话题 rgb 和红外话题 ir。在标定 ir 话题时,需要开启图像转换节点,由于 ir 话题是 16 位的图片,显示需要将其归一化为 8 位的图片,归一化需要将 ros 数据类型转换为 OpenCV 数据格式类型,最后输出得到彩色相机和红外相机的内参,以获取相机畸变系数 camera matrix 和相机矩阵 distortion。



(a) 标定 RGB 相机

(b) 标定深度相机

图 8 矿井救援机器人相机标定

(3) 真实场景改进 ORB-SLAM2 空间效果。图 9 显示矿井救援机器人结合改进 ORB-SLAM2 进行真实场景的三维的建图效果。通过 ROS 操作发布 keyboard\_teleop 话题信息,使电脑键盘控制机器人进行移动,建图的环境如图 9(a) 所示。基于改进 ORB-SLAM2 方法矿井机器人获取室外的空间构建信息,过程中所获得二维图像关键帧如图 9(b) 所示,关键帧融合点云如图 9(c) 所示。通过体素 0.15 pixel 参数等设定的 OCTOMAP 实时生成点云所获得的空间构建信息,建立真实场景的地图内部空间信息效果如表 2 所示。

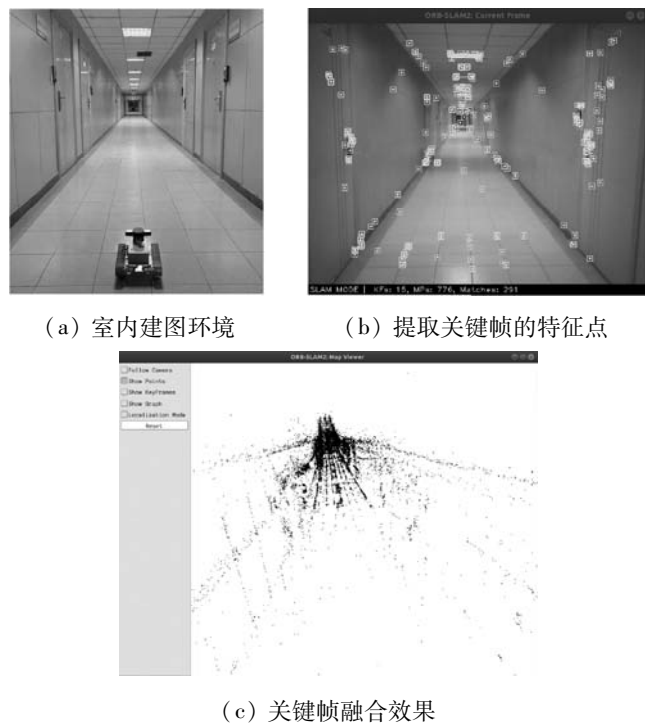


图 9 真实场景改进 ORB-SLAM2 实验结果

表 2 室内真实场景矿井救援机器人空间构建对比实验效果

参数	实际生成点云大小	0.15 体素大小/pixel
时间/ms	3 661	222
点云数/点	21 181 508	19 525
存储内存/字节	338 908 224	517 882

由表 2 可知,基于改进 ORB-SLAM2 方法和实际生成点云大小所建真实空间构建效果相比,在运行时间减少 93.94%,点云数减少 99.91%,存储内存大小减少 99.85%。图 10(c)和(d)使用 0.15 体素所构建的拓扑图,由于树状结构本身是由块分割出来,相比于图 10(a)和(b)基于改进 ORB-SLAM2 矿井机器人生成真实场景点云效果,局部连接好、空洞少,无须处理太多细节信息,便于对矿井机器人的路径规划,具有很好的适应性。

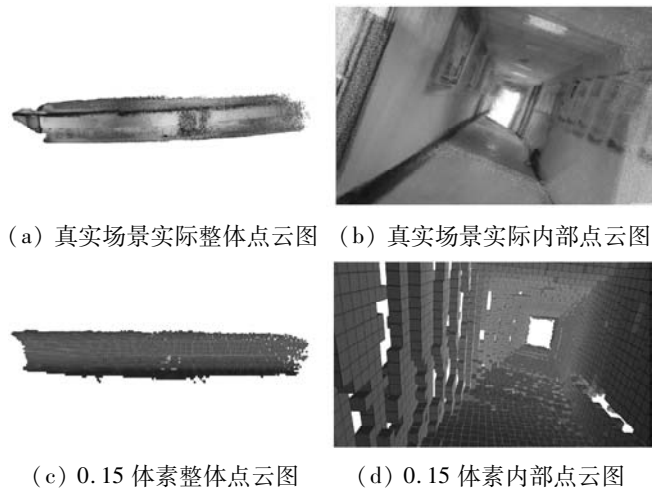


图 10 真实场景空间构建效果

### 3 结 语

针对 ORB-SLAM2 无法建立的地图只能显示部分特征点的信息。对机器人的导航和定位不能提供帮助,针对这一问题提出 OCTOMAP 八叉树拓扑图改进空间构建效果,并且对不同参数选取进行对比分析。本文在 TUM 数据集和真实场景进行实验,基于改进方法能够为机器人自主导航提供丰富的位姿信息,具有较强的矿井救援应用实用性,为后续救援自主路径规划跟踪提供保障。

未来应通过改进的空间构建算法对矿井救援机器人路径规划方法进行研究,由于矿井内部复杂,使机器人在复杂的场景下进行自主探索运动是救援的关键,需要在进入矿井救援机器人矿井之前,启动救援机器人,场外控制电脑连接机器人 Wi-Fi 信号,使用 SSH 远程连接命令进行连接。在矿井巷道之后,通过电脑控制救援机器人,让机器人缓慢进行运动,运动时深度摄像头采集数据,通过小型嵌入式计算机进行数据处理,之后通过本文算法的协助进行自主探索构建地图。当矿井遇到困难的时候,机器人由自动路径规划模式转换成手动模式,通过电脑或者操作手柄进行辅助手动控制驱动机器人运动,能够有效地进行救援。

### 参 考 文 献

[ 1 ] 诸利一,吕文生,杨鹏,等. 2007-2016 年全国煤矿事故统计及发生规律研究[J]. 煤矿安全,2018,49(7):237-240.  
 [ 2 ] 中国新闻网. 应急管理部:2020 年全国煤矿发生事故 123 起、死亡 228 人[EB/OL]. [2021-04-27]. <http://www.chinanews.com/gn/2021/01-29/9399572.shtml>.  
 [ 3 ] 王昆,杨鹏,吕文生,等. 无人机遥感在矿业领域应用现状及发展态势[J]. 工程科学学报,2020,42(9):1085-1095.  
 [ 4 ] Zhai G D, Zhang W T, Hu W Y, et al. Coal mine rescue

robots based on binocular vision: A review of the state of the art[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 130561 – 130575.

- [ 5 ] 高翔,张涛,刘毅,等. 视觉 SLAM 十四讲—从理论到实践[M]. 北京:电子工业出版社,2017.
- [ 6 ] 王国法,赵国瑞,胡亚辉. 5G 技术在煤矿智能化中的应用展望[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(1): 16 – 23.
- [ 7 ] 陈先中,刘荣杰,张森,等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(6): 2182 – 2192.
- [ 8 ] Mur-Artal R, Montiel J M, Tardos J D. ORB-SLAM2: A versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147 – 1163.
- [ 9 ] 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.
- [ 10 ] Campos C, Elvira R, Rodríguez J, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial and multi-map SLAM[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874 – 1890.
- [ 11 ] Raval S, Banerjee B P, Canbulat I, et al. A preliminary investigation of mobile mapping technology for underground mining [C]//*IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2019: 6071 – 6074.
- [ 12 ] Li M G, Zhu H, You S Z, et al. Efficient laser-based 3D SLAM for coal mine rescue robots[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 14124 – 14138.
- [ 13 ] Wang H L, Zhang C J, Song Y, et al. Three-dimensional reconstruction based on visual SLAM of mobile robot in search and rescue disaster scenarios[J]. *Robotica*, 2020, 38(2): 350 – 373.
- [ 14 ] Rodrigues R T, Tsiogkas N, Pascoal A, et al. Online range-based SLAM using B-spline surfaces[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 1958 – 1965.
- [ 15 ] 尚磊,王杰,宋尊师,等. 基于单目 ORB-SLAM2 算法的矿井搜救机器人定位研究[J]. *机床与液压*, 2020, 48(11): 49 – 52.
- [ 16 ] Hornung A, Wurm K M, Bennewitz M, et al. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees[J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34(3): 189 – 206.
- [ 17 ] 姜晗,贺付亮,王世元. 基于生长二叉树结构的二维建图算法[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2020, 42(6): 128 – 139.
- [ 18 ] 程谦,高嵩,曹凯,等. 基于 PRM 优化算法的移动机器人路径规划[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(12): 254 – 259, 296.
- [ 19 ] 谢永盛,曾箫箫,冯文健. 改进布谷鸟搜索算法在多机器人任务分配及路径规划中的应用[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(2): 285 – 290.

(上接第 53 页)

善 CSTR 系统性能,但是未考虑算法的稳定性分析。后续研究将进一步分析所设计算法的稳定性,不仅从算法控制效果上进行改善,并给出相应的理论结论,研究设计具有稳定性保证的 CSTR 系统的经济预测控制方法。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] 范政,赵虹. 基于非线性 PID 的连续搅拌反应釜控制方法[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(7): 2754 – 2759.
- [ 2 ] Åström K J, Kumar P R. Control: A perspective[J]. *Automatica*, 2014, 50(1): 3 – 43.
- [ 3 ] 官星辰,刘航,马鲁宁,等. 连续搅拌反应釜离散模型辨识与滑模控制[J]. *控制工程*, 2019, 26(3): 440 – 447.
- [ 4 ] 许娣,高钰凯,佃松宜. 连续搅拌反应釜的自适应模糊辨识与预测控制[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(20): 8268 – 8275.
- [ 5 ] 李凌,李卫卫. 连续搅拌反应釜模型预测控制方法仿真研究[J]. *计算机与应用化学*, 2019, 36(6): 620 – 625.
- [ 6 ] Ellis M, Durand H, Christofides P D. A tutorial review of economic model predictive control methods[J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24(8): 1156 – 1178.
- [ 7 ] Rawlings J B, Angeli D, Bates C N. Fundamentals of economic model predictive control [C]//*2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 2012: 3851 – 3861.
- [ 8 ] Diehl M, Amrit R, Rawlings J. A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, 56(3): 703 – 707.
- [ 9 ] Olanrewaju O I, Maciejowski J M. Economic equivalence of economic model predictive control and hierarchical control schemes[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2016, 55(41): 10978 – 10989.
- [ 10 ] 任伟丹,郑鹏远,王栋,等. 连续搅拌反应釜的经济性预测控制算法设计[J]. *计算机应用与软件*, 2023, 40(11): 58 – 63.
- [ 11 ] 郑鹏远,席裕庚,李德伟. 一种改进的鲁棒约束预测控制器的综合设计方法[J]. *控制与决策*, 2008, 23(9): 1040 – 1044.
- [ 12 ] Chen H, Allgower F. A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive scheme with guaranteed stability[J]. *Automatica*, 1998, 34(10): 1205 – 1217.
- [ 13 ] Kothare M V, Balakrishnan V, Morari M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities [J]. *Automatica*, 1996, 32(10): 1361 – 1379.
- [ 14 ] Wächter A, Biegler L T. On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming[J]. *Mathematical Programming*, 2006, 106(1): 25 – 57.