doi:10.19306/j. cnki. 2095-8110. 2024. 03. 004

# 面向月球基地设备交互场景的目标检测与 路径规划算法研究

杨 旭,吕书畅,王 强,杨 旭,

凌鑫阳,Sebastian Wandelt

(北京航空航天大学电子信息工程学院,北京 100089)

摘 要:随着国际月球科研站计划的快速推进,针对月球基地相关技术的研究受到了广泛关注。 面向月球基地场景下不同的设备间进行自主接触式交互这一应用背景展开研究。考虑不同的设 备在进行自主接触式交互时,需要准确地完成相互识别,并且规划出畅行无阻且较优的行进路线 以保证往返活动顺利进行,基于 Webots 搭建了月球基地仿真环境进行目标检测和路径规划相关 实验。以前后配备高精度 RGB 相机的交互设备为载体实现基于 TPH-YOLOv5 月球基地场景下 的目标检测。此外,设计并实现了交互设备在月球基地场景下基于双向快速扩展随机树(Bidirectional RTT)的路径规划算法,以保证交互设备在月球基地环境下的相关工作顺利进行。仿真结果 显示,该目标检测及路径规划算法能够实现预期功能。

关键词:月球基地设备交互;TPH-YOLOv5 目标检测;双向快速扩展随机树;路径规划 中图分类号:V11 文献标志码:A 文章编号:2095-8110(2024)03-0036-12

# Research on target detection and path planning algorithms for lunar base exploration scenarios

YANG Xu, LYU Shuchang, WANG Qiang, YANG Xu, LING Xinyang, Sebastian Wandelt

(School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100089, China)

Abstract: With the rapid advancement of the international lunar scientific research station program, research on lunar base-related technologies has received widespread attention. This article focuses on the application background of autonomous contact interaction between different devices in the lunar base scenario. Considering that different devices need to accurately identify each other when performing autonomous contact interaction and plan a smooth and optimal route to ensure smooth round-trip activities, a lunar base simulation environment based on Webots is built to conduct target detection and path planning experiments. The interactive device equipped with high-precision RGB cameras in the front and rear is used as the carrier to perform target detection in the lunar base scenario based on TPH-YOLOv5. In addition, a path planning algorithm based on Bidirectional RRT for interactive devices in the lunar base scenario is designed and implemented to ensure the smooth progress of related work of interactive devices in the lunar base environment. Simulation results show that the target detection and path

收稿日期: 2024-01-09;修订日期: 2024-03-12

作者简介:杨旭(2000一),男,硕士研究生,主要从事组合导航方面的研究。

通信作者:王强(1998—),男,博士研究生,主要从事卫星导航仿真与测试方面的研究。

planning algorithms used can achieve the expected functionality.

Key words: Lunar base device interaction; TPH-YOLOv5 target detection; Bidirectional RRT; Path planning

# 0 引言

月球探索一直是人类进行深空探索的重要环 节,从20世纪50年代至今,人类探索月球的脚步从 未停止。通过不断地开展月球探测活动,人类对月 球上的资源有了更深入更系统的了解,通过加以利 用可以成功解决相当一部分的能源问题<sup>[1-2]</sup>。例如 在月球上发现了含量丰富的氦-3资源,可作为一种 清洁原料参与到核聚变中<sup>[3]</sup>。与此同时,月球是地 球附近最近的天体,在人类未来的深空探索活动 中,月球可以起跳板的作用。此外,在进行月球探 索的过程中,深空探测相关技术得到了很好地发展 和验证,为后续研究奠定了坚实基础<sup>[4]</sup>。进入21世 纪,各国之间关于月球资源的竞争愈发激烈,月球 基地的建设被提上了议程<sup>[5-6]</sup>。中国和俄罗斯于 2021年签署了共建月球国际科研站的战略合作协 议,推动针对月球基地的相关技术研究快速发展<sup>[3]</sup>。

目标检测是计算机视觉中的一个重要分支,目 的在于找出图像或视频中的特定目标并用检测框 进行标记和分类。目标检测算法主要分为单阶段 算法和双阶段算法[7]。在双阶段算法中,第一个阶 段首先通过区域提议网络生成候选区域,然后在第 二个阶段对这些候选区域进行分类和边界框回归, 最终确定物体的类别和位置。著名的双阶段算法 有 R-CNN<sup>[8]</sup>, Fast R-CNN<sup>[9]</sup>和 Faster R-CNN<sup>[10]</sup>。 这些算法通常具有较高的准确性,但运行速度较 慢。单阶段算法则直接对图像进行预测,没有双阶 段算法生成候选区域的步骤。这类算法通常速度 较快,但准确性略低于双阶段算法。YOLO(You Only Look Once)<sup>[11-13]</sup>系列就是典型的单阶段算 法,它将目标检测任务直接作为回归问题,通过将 图像划分为网格单元,预测每个单元的目标类别和 边界框实现目标检测。

YOLOv5(You Only Look Once version 5)是 YOLO系列的经典版本,它在保持单阶段算法速度优 势的同时,通过改进网络结构和训练策略,取得了更 好的检测性能。但是面对目标尺度变化过大以及严 重遮挡等复杂场景时,性能有所降低。Transformer<sup>[14]</sup>应用于计算机视觉领域后大放异彩,自注意力机



Fig. 1 Iconic timeline milestones of lunar exploration and development

制被证明在目标检测领域也有很强的应用性。TPH-YOLOv5<sup>[15]</sup>则是将基于 Transformer 的预测头替换 为 YOLOv5 的预测头,并集成 CBAM<sup>[16]</sup>即卷积注意 力机制模块,使用多种数据增强方式,最终可以解决 上述复杂场景带来的问题。

当前的路径规划算法主要分为智能仿生算法、 图类搜索算法及随机采样算法。智能仿生算法包 括遗传算法、粒子群算法和蚁群算法等,此类算法 是典型的启发式算法,在求解优化复杂问题时效果 较好,但是效率低、稳定性差。图类搜索算法使用 图形表示环境空间,将路径规划问题转换成图形顶 点的遍历,主要包括 Dijkstra 算法、A\*算法及 D\*算 法等,此类算法能够获得相对较优的路径,且求解 效率高、稳定性较好,但是在面对稍微复杂的空间 环境时,消耗内存大。典型的随机采样算法包括概 率路标(probabilistic roadmap, PRM)算法和快速扩 展随机树(rapidly-exploring random tree,RRT)算法<sup>[17-18]</sup>,这些算法通常用于解决路径规划问题,不需要建模,并且在复杂环境中表现良好。它们通过使用随机采样和树结构搜索可行路径,可以适应不同类型的环境和动态变化。

在未来的月球基地上,不同的设备之间在执行 相应任务时不可避免地需要进行接触式交互。考 虑月球基地环境的特殊性,可以预见在月球基地发 展初期,月面工作人员数量有限,劳动力成本高,这 就意味着很多设备需要自主控制进行交互。不同 设备在进行接触式交互时,需要准确地完成相互识 别,并且规划出畅行无阻且较优的行进路线以保证 往返活动顺利进行。但是针对上述场景下面临的 问题,目前尚缺乏相关的研究工作。为填补这一研 究空白,本文在月球基地场景下开展了设备间自主 交互问题的研究,首次公开地将 TPH-YOLOv5 和 双向快速扩展随机树(Bidirectional RRT)算法应用 于月球基地场景下的设备自主交互问题,通过搭建 仿真环境及模型,开展了目标识别与路径规划问题 的研究。本文在月球基地设备交互场景上和该场 景与先进方法的关联上进行了大胆尝试,并取得了 较为理想的仿真结果。随着国际和国内月球基地 建设工程的加速推进,本文可以为之后的建设工作 提供很好的借鉴。

本文重点研究了基于月球基地场景下携带 RGBD相机的交互设备的目标识别、避障与路径规 划问题,基于 Webots 构建了月球基地仿真实验场 景及相关设备模型,并以此平台为基础进行了后续 实验;采集标注一套图像数据集,并基于 TPH-YOLOv5进行训练及实验验证,实现了月球基地场 景下的目标识别功能;研究了 Bidirectional RRT 算 法,并将其应用于月球基地场景下的交互设备路径 规划任务中。

# 1 基于 TPH-YOLOv5 的目标检测

在研究月球基地场景下设备间自主交互问题 的过程中,面临诸多问题。首先是月面环境的独特性,月球表面高真空,与地球环境相比,月球场景下 光照的折射和散射并不充分,光照条件差,这给目 标检测带来了挑战,如图2所示。

YOLOv5 是一种单阶段目标检测算法,它既有 较快的预测速度,也有媲美双阶段目标检测算法的性 能。TPH-YOLOv5 是 YOLOv5 的改进版本,它在数





据预处理阶段以及预测头部分都有较大的改进,通过 引入 Transformer 的自注意力机制,改善了 YOLOv5 在尺度变化过大等复杂场景下的性能。YOLOv5 按模 型大小主要可分为 YOLOv5s,YOLOv5m,YOLOv51及 YOLOv5x,其中 YOLOv5x 在网络深度与宽度上都 是最大的。本研究中的 TPH-YOLOv5 模型使用基 于 YOLOv5x 的模型框架,在计算成本少量提升的 同时追求最好的检测效果,并且将网络中的部分卷 积模块以及 CSPDarknet53 模块替换成 Transformer 编码器模块,从而提高模型对于全局信息的 理解。

## 1.1 月球基地仿真场景数据集搭建

在搭建月球基地仿真场景后,需要对其采集数 据并进行标注。数据采集具体过程为:月球基地车 搭载前后2个摄像机,将其置于搭建的场景中并进 行运动与采集图片。重复上述步骤,通过改变月球 基地环境的光照和物体地理位置等条件搭建多个 场景,使采集到的图片具有多样性。最终得到一个 近千张月球基地仿真场景图片的目标检测数据集。

#### 1.2 TPH-YOLOv5 模型原理

TPH-YOLOv5 模型结构如图 3 所示。首先, 图像会经过数据增强模块。这里训练与测试是有 所区别的,训练时的数据增强模块主要有:1)对图 像颜色与饱和度的调整;2)随机缩放、平移、裁剪及 旋转;3)将4张图片随机裁剪,再拼接到一张图上作 为训练数据;4)将2张图像按各自权重叠加到一起 形成一张新图像。而在测试时的数据增强模块则 只包含尺度变换或图像翻转。

其次,经过数据增强的数据进入 TPH-YOLOv5 的特征提取网络 Backbone,该部分与 YOLOv5 相似, 其特征提取网络基于 CSPDarknet53 与 SPP 模块<sup>[19]</sup>, 并引入 Transformer 编码器获取全局各区域关系 信息。Transformer编码器模块如图4所示,它由多



图 3 TPH-YOLOv5 模型结构 Fig. 3 Structure of the TPH-YOLOv5 model



图 4 Transformer 编码器结构

Fig. 4 Structure of the Transformer encoder

个相同的层组成,每个层包括自注意力机制、层归 一化、残差连接和全连接层等结构,每一层的输出 也是下一层的输入。特征提取网络最终输出是4 个尺度的输入图片特征,这样可以在接下来的多尺 度融合网络中更好地进行特征融合。

然后,4个尺度的图像特征会被送入多尺度融 合网络,也就是 Neck 中进行特征融合。YOLOv5 的 Neck 部分主要使用 PANet 架构<sup>[20]</sup>,而 TPH-YOLOv5 的 Neck 与 YOLOv5 相比不仅增加了 Transformer 编码器模块,还增加了 CBAM 即卷积 注意力机制模块。每个 Transformer 编码器模块包 括两层,第一层是多头注意力模块,第二层是全连 接层。Transformer 编码器模块的主要作用为分析 图像中各部分的关系,找出目标最可能存在的区域 赋予更多的注意力。而 CBAM 即卷积注意力机制 模块是一个简单、有效的注意力模块,如图 5 所示, 它是一个轻量级模块,可以即插即用到 CNN 架构 中。使用 CBAM 可以提取注意区域,以帮助模型过 滤不必要的图像特征信息,并关注正确的目标。最 终 Neck 的输出同样有 4 个尺度,对于预测尺度变 化大的目标检测场景具有很好的效果。



最后, Neck 的输出被送入 Head 即预测头部 分。经过一个卷积模块后,被送入 Transformer 预 测头模块,这个模块同样基于 Transformer 编码器 架构。在训练时,最终 4 个尺度的输出预测集成到 一起进行检测框回归与分类。而在预测时,4 个尺 度的输出集成后,再经过 WBF<sup>[21]</sup>即加权框融合后 去除冗余框。为了提高最终的预测框分类效果, TPH-YOLOv5 还预训了一个基于 ResNet<sup>[22]</sup>的分 类网络,将预测时得到的预测框中的目标送入该预 训模块得到最终的分类结果。

原 YOLOv5 模型输出为 3 个尺度的预测, TPH-YOLOv5 为了更好地预测小目标,增加了高 分辨率特征图的预测头,这虽然增加了计算和存储 成本,但使得月球基地仿真场景中的微小物体如航 天员等目标的检测性能得到很大提升。

# 2 基于 Bidirectional RRT 的路径规划

在研究月球基地场景下设备间自主交互问题 的过程中,考虑到很多移动设施设备的存在,场景 复杂程度高,这极大地增加了空间建模的计算要 求。在这种情况下,需要探索并使用一种对环境类 型不敏感、具有未知环境搜索能力且搜索效率较高 的路径规划算法。

RRT算法是利用随机采样构建 Space Filling Tree 进行快速搜索的算法。RRT算法最先由 S. M. LaValle 和 J. Kuffner 于 1998 年提出<sup>[23]</sup>。RRT算法 通过对空间中的采样点进行碰撞检测,成功避免了 对空间进行建模这一步骤,在高维空间和复杂约束 条件下的路径规划问题中有很广泛的应用。使用 RRT算法进行路径规划时,当采样样本数量趋于无 穷大时,则该算法成功找到从起始点到目标点的路 径的概率收敛到 1,即 RRT算法在具有复杂环境的 路径规划中极具应用价值。

RRT 算法模拟了树在生长过程中树枝的扩散 过程,即需要构建一棵随机树。该算法的核心思想 是在运动空间中以起始点为随机树的根节点,接着 以该根节点为父亲节点,令其在状态空间中仅限随 机采样并进一步扩展,通过不断重复上述步骤实现 节点延伸,最终生成一个随机扩展树。如果在扩展 随机树的过程中找到了目标节点,则结束生长,在 随机树中找到可行路径即可。

首先,以交互设备的起始点作为根节点 qinit 进 行随机树 T 的初步扩展。在状态空间 C 中进行采 样并获得一个随机采样点 qrand, 通过评价函数遍历 已有的随机树 T,得到在评价函数下的与采样点  $q_{\text{rand}}$  最近的节点  $q_{\text{nearest}}$ 。其中评价函数的设置非常 关键,评价函数合适与否直接影响路径规划的结 果。当选欧氏距离作为节点间的评价函数时,  $q_{\text{nearest}}$  就是随机树 T 中与 $q_{\text{rand}}$  欧氏距离最近的点。 在找到最近的节点  $q_{\text{nearest}}$  后, 以  $q_{\text{nearest}}$  向着采样点  $q_{\rm rand}$ 进行一个步长的延伸得到新节点 $q_{\rm new}$ ,在 $q_{\rm new}$ 和 qnearest 之间进行碰撞检测。若碰撞检测通过,则将 q<sub>new</sub> 以及q<sub>new</sub> 与q<sub>nearest</sub> 生成的边一起加入到随机树 T中合成新的随机树。反之,若碰撞检测不通过,则 丢弃新节点 q<sub>new</sub>,不对随机树进行任何修改。重复 上述随机采样、碰撞检测和节点扩展步骤,直到使 得新生成的随机树包含目标点  $q_{\text{goal}}$ ,或者达到指定 区域,又或者迭代次数达到上限时,迭代运算结束。 最后,在新生成随机树中找到目标点 q goal 或指定区域 的情况下,使用回溯算法从目标点 q<sub>goal</sub> 开始找一条可 行路径回到起始点 q<sub>init</sub>,成功实现路径规划。算法随 机采样、碰撞检测和节点扩展步骤如图 6 所示。

RRT 算法是随机搜索算法,具有一些缺陷。首 先是由算法的随机性所导致的再现性差的问题,即 在相同的条件下,运行结果不会每次都相同。此 外,RRT 算法在状态空间内进行搜索,过程随机且 较为平均,缺乏目的性,这就导致了一些不必要的 计算,从而产生计算资源的浪费。

为提高 RRT 算法的搜索效率,一种改进思路是 使用 Bidirectional RRT 算法。Bidirectional RRT<sup>[24]</sup>算 法设置 2 颗随机树,具有双向搜索的引导策略,各自 从起点和终点向外探索扩展,直到 2 棵树相遇时算法 收敛,其原理如图 7 所示。Bidirectional RRT 算法在 RRT 算法的基础上加入了贪婪策略,大大加快了搜 索速度,并且减少了空白区域的无用搜索,节省了 搜索时间<sup>[17]</sup>。Bidirectional RRT 算法伪代码如表1 所示。Bidirectional RRT 算法同时从起点和终点 建立扩展树,然后,在采样随机点进行扩展。在每 一次迭代中,扩展完第一棵树的新节点  $q_{new}$ 后,以这 个新目标点作为第二棵树的新节点  $q'_{new}$ 的扩展方 向,如果没有碰撞,继续往相同的方向扩展,直到  $q'_{new} = q_{new}$ ,即 2 棵树相遇。



图 6 RRT 算法扩展延伸原理示意图 Fig. 6 Schematic diagram of the expansion and extension principle of the RRT algorithm



图 7 Bidirectional RRT 算法原理示意图 Fig. 7 Schematic diagram of the Bidirectional RRT algorithm principle

考虑到 RRT 算法寻找到的路径多数情况下并不 是最优路径,Karaman 等<sup>[18]</sup>提出了一种改进方法,在 节点延伸过程中加入了随机几何图和剪枝策略,使得 每次延伸扩展得到的新节点能使随机树满足当前最 优,这即是 RRT\*算法。RRT\*算法的核心在于重选 父亲节点和重新布置随机树。为了加快收敛速度, Nasir 等<sup>[25]</sup>提出了 RRT\* SMART 算法;Chen 等<sup>[26]</sup>提 出了一种新的 RRT\*方法,该方法与双树结构协作, 分离扩展和优化过程;Wang 等<sup>[27]</sup>将双向人工势场与 快速探索随机树星(RRT\*)相结合,提出了基于势函 数的 RRT\*-connect (P-RRT\*/connect)运动规划 算法。

	表 1	Bidirectional RRT 算法伪代码	
Tab. 1	Pseudo	ocode for the Bidirectional RRT algorithm	ı

1	$V_1 \leftarrow \{q_{\text{init}}\}; E_1 \leftarrow \emptyset; T_1 \leftarrow (V_1, E_1);$	树 $T_1$ 的节点集合 $V_1$ 和枝干集合 $E_1$	
2	$V_2 \leftarrow \{q_{\text{goal}}\}; E_2 \leftarrow \emptyset; T_2 \leftarrow (V_2, E_2); i \leftarrow 0;$	树 $T_2$ 的节点集合 $V_2$ 和枝干集合 $E_2$	
3	while $i < N$ do	进行 N 次循环	
4	$q_{\text{rand}} \leftarrow \text{Sample}(i); i \leftarrow i+1;$	生成随机节点 q <sub>rand</sub>	
5	$q_{\text{nearst}} \leftarrow \text{Nearst}(T_1, q_{\text{rand}});$	生成 T <sub>1</sub> 中与 q <sub>rand</sub> 最近的点 q <sub>nearest</sub>	
6	$q_{\text{new}} \leftarrow \text{Steer}(q_{\text{nearst}}, q_{\text{rand}});$	延伸得到新节点 qnew	
7	if $ObstacleFree(q_{nearst}, q_{new})$ then	在 q <sub>new</sub> 和 q <sub>nearest</sub> 之间进行碰撞检测	
8	$V_1 \leftarrow V_1 \ igcup \ \{q_{\text{new}}\};$	将 q <sub>new</sub> 加到节点集合 V <sub>1</sub>	
9	$E_1 \leftarrow E_1 \bigcup \{(q_{\text{nearest}}, q_{\text{new}})\};$	将 { $(q_{\text{nearest}}, q_{\text{new}})$ } 加到枝干集合 $E_1$	
10	$q'_{\text{nearst}} \leftarrow \text{Nearst}(T_2, q_{\text{new}});$	生成 $T_2$ 中与 $q_{rand}$ 最近的点 $q'_{nearest}$	
11	$q'_{\text{new}} \leftarrow \text{Steer}(q_{\text{nearst}}, q_{\text{new}});$	延伸得到新节点 q'new	

42

12	if $ObstacleFree(q'_{nearst}, q'_{new})$ then	在 $q'_{ m nearst}$ 和 $q'_{ m new}$ 之间进行碰撞检测
13	$V_2 \leftarrow V_2 \ igcup \ \left\{ q_{ m new}'  ight\}$ ;	将 $q'_{\text{new}}$ 加到节点集合 $V_2$
14	$E_2 \leftarrow E_2 \cup \{(q'_{\text{nearst}}, q'_{\text{new}})\};$	将 { $(q'_{\text{nearest}}, q'_{\text{new}})$ } 加到枝干集合 $E_1$
15	do	当 $q'_{ m new}  eq q_{ m new}$ ,进行循环,见 22 行
16	$q''_{\text{new}} \leftarrow \text{Steer}(q'_{\text{new}}, q_{\text{new}});$	以 $q_{\text{new}}$ 为扩展方向得 $q''_{\text{new}}$
17	if $ObstacleFree(q''_{new}, q'_{new})$ then	碰撞检测
18	$V_2 \leftarrow V_2 \bigcup \{q''_{\text{new}}\};$	添加节点
19	$E_2 \leftarrow E_2 \bigcup \{(q''_{\text{new}}, q'_{\text{new}})\};$	添加枝干
20	$q'_{\rm new} \leftarrow q''_{\rm new};$	将 $q'_{\text{new}}$ 作为 $T_2$ 的新节点
21	else break;	
22	While $q'_{ m new}  eq q_{ m new}$	
23	if $q'_{ m new} = q_{ m new}$ then return ( $V_1$ , $E_1$ , $V_2$ , $E_2$ )	若 $q'_{ m new}=q_{ m new}$ , $T_1$ 和 $T_2$ 相遇,返回 ( $V_1$ , $E_1$ , $V_2$ , $E_2$ ),即 $T_1$ 和 $T_2$
24	if $\mid V_2 \mid < \mid V_1 \mid$ then Swap $(V_1, V_2)$ ;	考虑平衡性,选节点少的树为扩展目标

#### 续表

# 3 实验验证

## 3.1 月球基地仿真场景搭建

3.1.1 基于 Webots 的月球基地实验环境搭建

关于月球基地,目前还停留在设想阶段,并未 付诸实施,并且难以在真实场景下进行相关实验。 本文参考已有航天器和月球基地建设的相关理论 构建了月球基地仿真环境模型。在仿真软件方面, 本文选用了 Webots,一个开源机器人仿真软件,内 置了广泛的传感器和执行器模型,以及高度可配置 的物理引擎,用于开发、测试和验证各种类型的机 器人。为模拟月球基地环境,本文结合当前学者已 有的研究讨论设计搭建月球基地仿真环境,如图 8 所示,其中的设施设备均参考 NASA 公布的 3D 模 型数据。随着后续月球基地环境实物的发展完善, 本文的环境模型可根据实际进行补充完善。



图 8 月球基地仿真环境 Fig. 8 Simulation environment of the lunar base

# 3.1.2 基地设备模型

本文月球基地仿真环境中的 3D 模型如表 2 所示。由于目前并无月球基地,仿真中的 3D 模型参

考学者的假设讨论进行设置并导入实验环境中,包括太空舱、居住区、着陆器、月面探测车、月面探测 车(载人)、深空天线、机器人、航天员以及功能箱等 月球基地假设因素。

本文的目标检测和路径规划实验基于上述仿 真环境及相关模型展开。紧跟后续月球基地建设 发展需要,可对上述月球基地环境及模型进行增删 修改,具有深远的研究意义。

### 3.2 目标检测实验

#### 3.2.1 实验总述

月球表面高真空,与地球环境相比,月球场景 下光照的折射和散射并不充分,光照条件差,这给 目标检测带来了一定的难度。本文使用的 TPH-YOLOv5 通过引入 Transformer 的自注意力机制, 在数据预处理阶段以及预测头部分进行了改进,极 大改善了 YOLOv5 在尺度变化过大等复杂场景下 的性能。此外,为了更好地预测小目标,TPH-YOLOv5 增加了高分辨率特征图的预测头,对月球 基地仿真场景中的微小物体如航天员等目标的检 测性能得到了很大的提升。

在完成数据集搭建与模型设计后,本文进行了月 球基地交互设备前后摄像头的目标检测实验。实验 在一块 Nvidia 3090 的 GPU上进行,总共训练 300 个 epoch,batch size 设置为 8,输入图片大小统一设置为 640×640,学习率策略使用余弦退火方法,优化器为 SGD。训练一个 epoch 时长为 25 s,总训练时间 2 h 7 min。测试阶段每张图预处理 1.2 ms,推理时间 11.2 ms,后处理(NMS)0.8 ms,可以达到 75.8 fps

	Tab. 2 3D	model of the lunar base	
识别类型	参与实验的 3D 模型	识别类型	参与实验的 3D 模型
太空舱 (模拟高度:3 m)	<u>A</u> .	发射台 (模拟高度:60 m)	N. Contraction
居住区 (模拟高度: 4 m,5 m)		深空天线 (模拟高度: 50 m,60 m)	
着陆器 (模拟高度:4 m)		机器人 (模拟高度:2 m)	A. C.
月面探测车 (模拟高度: 2 m,2.2 m,1 m)		航天员 (模拟高度: 1.8 m,1.8 m,	Å.
月面载人探测车		功能箱	
(模拟高度:2m)	AT THE REAL PROPERTY AND A DECIMAL PROPERTY A	(模拟手提)	

## 表 2 月球基地 3D 模型

的每秒预测图片数。

3.2.2 仿真结果分析

表 3 为模型在月球基地仿真场景数据集下的具 体性能。准确率是指预测结果为正例的样本中实 际为正样本的比例。召回率又被称为查全率,表示 预测结果为正样本中实际正样本数量占全样本中 正样本的比例。mAP50是指测试集的平均准确率, 是目标检测中最重要的模型性能指标之一,可以由 准确率与召回率共同计算得到。mAP50:95 是指不 同 IoU 阈值下的平均 mAP。从表 3 可以看出,各项 指标均取得了较好的训练结果。图 9 为预测的可视 化结果。可以看到,网络模型预测能力良好,在不 同种类和不同大小的目标上都可以定位到并且分 类准确。

表 3 TPH-YOLOv5 模型性能 Tab. 3 Performance of TPH-YOLOv5 model

指标	准确率	召回率	mAP50	mAP50:95
性能	0.762	0.624	0.641	0.393



图 9 TPH-YOLOv5 模型预测效果 Fig. 9 Prediction effects of the TPH-YOLOv5 model

3.2.3 不同条件下的识别效果对比

图 10 为模型在预测月球表面不同光照条件下 的目标时的效果。可以看到,在不同的月球表面光 照场景下,模型可以较好地预测探测车这一目标。

图 11 为模型在预测不同尺度的同一类别目标时 的效果。以航天员为例,可以看到两图中的航天员大 小差异巨大,且图 11 中的航天员为小目标,模型在预 测小目标与尺度差异大的目标时都有良好的效果。



图 10 不同光照条件下的目标检测效果展示

Fig. 10 Demonstration of object detection effects under different illumination conditions



图 11 同一类别不同尺度条件下的目标检测效果 Fig. 11 Object detection effects for the same category under different scales

#### 3.3 路径规划实验

#### 3.3.1 实验总述

在经过一系列准备工作后,本文进行了月球基 地交互设备的路径规划实验。根据月球基地俯视 图进行路径规划算法的仿真实验,通过调节参数观 察 RRT 算法在本文实验场景下的仿真效果,并作 了对比分析。为了改进 RRT 搜索空间的盲目性和 节点拓展环节缺乏记忆性的缺点以提高空间搜索 速度,本文在 RRT 算法实验的基础上进行了 Bidirectional RRT 算法实验。 3.3.2 关键参数

本文 RRT 和 Bidirectional RRT 路径规划实验的关键参数及其功能说明如表 4 所示。

3.3.3 仿真结果分析

基于 RRT 算法的路径规划仿真效果及相关参数设置如图 12 所示。可见使用 RRT 算法成功实现了针对月球基地交互设备的路径规划功能,交互设备得到了一条较优的从出发点到目标点的无障碍通路。此外,本文针对 RRT 算法进行参数调整和分析,如表5所示。分析可知Judging-Range越大,

# 表 4 RRT 和 Bidirectional RRT 路径规划实验的关键参数 Tab. 4 Key parameters for RRT and Bidirectional RRT

path	planning	experiments
-		

仿真参数	参数功能
Source	标注起始点坐标
Goal	标注目标点坐标
Step	节点扩展的步长
Judging-Range	判断范围,即当随机树中的节点距离目标 点的距离小于 Judging-Range 时,则认为找 到了目标点,该值决定了目标点的确定精度
Max-Attempt	最大尝试次数,即随机树节点延伸次数。 Max-Attempt 越大,算法耗时越长。从概率 的角度讲, Max-Attempt 越大,找到的目标 节点更精确,算法得到的路径也更优,路径 规划失败的可能性越小。此外,起始点 Source 和目标点 Goal 之间的距离越大,则 需要的 Max-Attempt 越大
Processing Time	路径规划实验总的计算时长,根据仿真实 验的程序运行得出







Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=20; Judging-Range=20; Max-Attempt=200; Processing Time=62.879 s

> 图 12 基于 RRT 的路径规划效果展示 Fig. 12 Demonstration of path planning effects based on RRT

#### 表 5 不同算法及参数设置下路径规划效果对比

Tab. 5 Comparison of path planning effects under different algorithms and parameter settings

路径规划算法	仿真参数设置	运行参数(时间、路径长度)
	Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=20; Judging-Range=20; Max-Attempt=200	Path-length=1 354.644(像素) Processing-time=62.879 s
RRT	Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=20; Judging-Range=30; Max-Attempt=200	Path-length=1 312.367(像素) Processing-time=62.879 s
	Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=10; Judging-Range=20; Max-Attempt=200	Path-length=1 430.832(像素) Processing-time=62.879 s
Bidirectional RRT	Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=20; Judging-Range=20; Max-Attempt=200	Path-length=1 308.350(像素) Processing-time=10.598 s

随机树的规模越小,搜索时间越短,其代价是目标 点搜索精度会降低;扩展步长 Step 越小,随机树的 分支变多,搜索时间变长,其搜索路径不一定会更 优,因此步长 Step 大小需适宜,在本文的实验场景 下,Step 取 20 时效果较好。

基于 Bidirectional RRT 算法的路径规划仿真效 果及相关参数设置如图 13 所示。由图 13 可见,使用 Bidirectional RRT 算法成功实现了针对月球基地交 互设备的路径规划功能,交互设备得到了一条较优的 从出发点到目标点的无障碍通路。此外,通过对比图 12 和图 13 可以发现,在出发点、目标点、节点扩展步 长、判断范围及最大尝试次数等变量均相同的情况 下,本实验中基于 Bidirectional RRT 的路径规划时间 为10.598 s,远小于基于RRT算法的路径规划时间



Source=[1 100 500]; Goal=[50 1 000]; Step=20; Judging-Range=20; Max-Attempt=200; Processing Time=10.598 s

图 13 基于 Bidirectional RRT 的路径规划效果展示 Fig. 13 Demonstration of path planning effects based on Bidirectional RRT 62.879 s,并且所规划的路径更优。

需要注意的是,由于本文采用的 RRT 和 Bidirectional RRT 路径规划算法均为随机搜索算法,再 现性较差,即在相同条件下,运行结果不会每次相 同,因此,如果有必要,应该及时做好所规划路径的 存储记录。

# 4 结论

本文积极响应国家战略需求,面向月球基地场 景下交互设备、目标检测及路径规划技术开展了研 究。考虑到当前国际上并未建设好完善的月球基 地,本文参考已有航天器和月球基地建设的相关理 论,基于 Webots 构建了月球基地仿真环境。在构 建好的月球基地环境中采集并构建了一套月球基 地设备的目标检测数据集,并基于 YOLOv5 进行训 练和实验,达到了预期效果。此外,考虑到交互设 备在月球基地的工作需要,设计实现了在月球基地 环境下的基于 Bidirectional RRT 算法的路径规划 仿真。通过与基于 RRT 算法的路径规划仿真进行 对比实验,基于 Bidirectional RRT 算法所获取的路 径在路径计算时间以及路径长短上具有显著提升, 满足对环境类型不敏感、具有未知环境搜索能力且 搜索效率较高的预期要求,能够在月球基地设备交 互场景下进行高效的路径规划。

本文研究着眼于月球基地设备交互场景,尝试 探索该场景与先进方法的关联,最终取得了预期的 仿真结果。随着国际和国内月球基地建设工程的 加速推进,本文的研究成果具有重要意义,可以为 未来的月球基地建设提供经验和借鉴。对月球基 地设备交互的理解不断深化,为实现更高效智能的 月球基地运营奠定了坚实的基础。期待本文的研 究成果能够为相关领域的学者和从业人员提供启 示,促进月球基地建设事业的持续发展。

本文研究内容在之后的工程实现中,还存在部 分问题需要解决。首先是考虑到目前尚无完整的 月球基地实物,本文进行目标检测的实验数据模型 需要根据后续月球基地的发展建设状况进行调整。 此外,本文的路径规划很大程度上依赖于月球基地 的俯视图,在实际的工程实现中,月球基地的俯视 图需要较高精度的轨道器影像获得。当设备成功 完成路径规划任务之后,如何保证设备按照规划的 路径行进,仍需要进一步的运动控制研究。总而言 之,针对月球基地场景下不同设备间的接触式交互 问题还需进一步研究。

# 参考文献

- [1] NAIR G M, MURTHI K R S, PRASAD M Y S. Strategic, technological and ethical aspects of establishing colonies on Moon and Mars[J]. Acta Astronautica, 2008, 63(11-12): 1337-1342.
- [2] 冯鹏,包查润,张道博,等.基于月面原位资源的月球基地建造技术[J].工业建筑,2021,51(1):169-178.
  FENG Peng, BAO Charun, ZHANG Daobo, et al. Construction technology of lunar bases based on insitu lunar resources [J]. Industrial Architecture, 2021,51(1):169-178(in Chinese).
- 【3】张泽旭,袁帅,潘文特,等.月球驻人基地研究综述 与关键技术分析[J]. 深空探测学报(中英文),2023, 10(5):455-469.
  ZHANG Zexu, YUAN Shuai, PAN Wente, et al. Review of research on lunar manned bases and analysis of key technologies [J]. Journal of Deep Space Exploration (Chinese and English), 2023, 10(5):455-469(in Chinese).
- [4] 侯建文,赵晨,常立平,等.未来月球探测总体构想
  [J].载人航天,2015,21(5):425-434.
  HOU Jianwen, ZHAO Chen, CHANG Liping, et al. Overall concept of future lunar exploration[J]. Manned Space, 2015, 21(5): 425-434(in Chinese).
- [5] SHERWOOD B. Principles for a practical Moon base [J]. Acta Astronautica, 2019, 160: 116-124.
- [6] KONDYURINA I, KONDYURIN A, LAUKE B, et al. Polymerisation of composite materials in space environment for development of a Moon base[J]. Advances in Space Research, 2006, 37(1): 109-115.
- [7] 曾文炳,李军.基于深度学习的目标检测算法综述[J/OL].汽车工程师,2024:1-11[2024-01-11].https://doi.org/10.20104/j.cnki.1674-6546.20230382.
   ZENG Wenbing, LI Jun. Overview of object detection algorithms based on deep learning[J/OL]. Automotive Engineer, 2024:1-11[2024-01-11].https://doi.org/10.20104/j.cnki.1674-6546.20230382(in Chinese).
- [8] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 580-587.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN:

towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: unified, real-time object detection [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016.
- [12] REDMON J, ALI F. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017.
- [13] REDMON J, ALI F. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [14] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale [J]. arXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020.
- [15] ZHU X, LYU S, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]// Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal: IEEE, 2021; 2778-2788.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J-Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich: Springer, 2018.
- [17] WANG J, CHI W, LI C, et al. Efficient robot motion planning using bidirectional-unidirectional RRT extend function[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 19(3): 1859-1868.
- [18] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid

pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 2014, 37(9); 1904-1916.

- [20] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City: IEEE, 2018.
- [21] WANG E. Learning to fuse: a study of fusing multiple object proposals for object detection[C]// Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016.
- [23] LAVALLE S M, KUFFNER J. Rapidly-exploring random trees: progress and prospects[C]// Proceedings of International Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics. New Hampshire: WAFR, 2000.
- [24] GE Q, LI A, LI S, et al. Improved Bidirectional RRT\* path planning method for smart vehicle [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021(8): 1-14.
- [25] NASIR J, ISLAM F, MALIK U, et al. RRT\*-SMART: a rapid convergence implementation of RRT
   [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(7): 299.
- [26] CHEN L, SHAN Y, TIAN W, et al. A fast and efficient double-tree RRT\*-like sampling-based planner applying on mobile robotic systems[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(6): 2568-2578.
- [27] WANG X, LI X, GUAN Y, et al. Bidirectional potential guided RRT\* for motion planning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 95046-95057.

(编辑:孟彬)