



# 2024 年（第 17 届） 中国大学生计算机设计大赛

## 人工智能实践赛作品报告

作品编号：\_\_\_\_\_

作品名称：面向复杂地形的运输机器人自主感知导航系统

填写日期：\_\_\_\_\_

### 填写说明：

- 1、本文档适用于人工智能挑战赛预选赛；
- 2、尽管预选赛仅完成部分工作，但是本文档需要针对决赛做出方案设计；
- 3、正文、标题格式已经在本文中设定，请勿修改；标题#的快捷键为“Ctrl+#”，正文快捷键为“Ctrl+0”；
- 4、本文档应结构清晰，突出重点，适当配合图表，描述准确，不易冗长拖沓；
- 5、提交文档时，以 PDF 格式提交；
- 6、本文档内容是正式参赛内容的组成部分，务必真实填写。如不属实，将导致奖项等级降低甚至终止本作品参加比赛。

# 目 录

第 1 章 作品概述.....	1
1.1 研究背景（快捷键 Ctrl + 2，提交时删除） .....	1
1.2 用户群体.....	1
1.3 主要功能.....	1
1.3.1 环境感知功能.....	1
1.3.2 基于视觉的 SLAM 点云图.....	2
1.3.3 高效的智能决策功能.....	2
第 2 章 问题分析.....	3
2.1 问题来源.....	3
2.2 现有解决方案.....	3
2.2.1 传统路径规划.....	3
2.2.2 感知层面 .....	3
2.3 本作品要解决的痛点问题 .....	4
2.3.1 跨模态特征融合的低效性.....	4
2.3.2 可通行性估计的泛化性与鲁棒性问题 .....	5
2.3.3 实时性与模型效率的平衡问题 .....	5
2.3.4 复杂 3D 环境中实时性自主探索问题 .....	6
2.3.5 运动学可行路径的生成与优化问题 .....	6
2.4 解决问题的思路 .....	7
第 3 章 技术方案.....	7
3.1 技术路线图.....	8
3.2 总体方案设计.....	9
3.3 视觉感知算法设计.....	10
3.3.1 网络架构 .....	10
3.3.2 可通行区域融合分割.....	10
3.3.3 自监督可通行性区域.....	11
3.4 智能决策系统.....	13
3.4.1 视点采样 .....	13
3.4.2 局部路径规划.....	16
3.4.3 全局规划 .....	18
3.4.4 运动学解算.....	20
第 4 章 系统实现.....	21
4.1 软件设计实现.....	21
4.1.1 视觉感知算法软件实现.....	21
4.1.2 智能决策系统软件实现.....	22
4.2 感知数据来源.....	22
4.2.1 ORFD 数据集.....	22
4.2.2 RELLIS-3D 数据集.....	22

4.2.3 校园采集数据.....	22
4.3 数据训练.....	23
4.3.1 SFNet 训练.....	23
4.3.2 路径规划算法训练.....	23
4.4 改进过程.....	23
4.4.1 针对跨模态特征融合问题.....	23
4.4.2 解决可通行性估计的泛化性与鲁棒性问题.....	23
4.4.3 平衡实时性与模型效率.....	24
4.4.4 改进运动学可行路径生成与优化.....	24
4.5 系统部署方法.....	24
4.5.1 操作系统与 ROS 框架安装.....	24
4.5.2 感知算法与 ROS 节点部署.....	24
<b>第 5 章 测试分析.....</b>	<b>25</b>
5.1 感知算法的可行性.....	25
5.1.1 可通行性估计实验.....	25
5.1.2 路径规划实验.....	27
5.1.3 在真实世界环境中的泛化能力可行性.....	29
5.2 智能决策系统的可行性.....	30
5.2.1 路径规划可行性分析.....	30
5.2.2 运动学控制可行性分析.....	31
<b>第 6 章 作品总结.....</b>	<b>31</b>
6.1 作品特色与创新点.....	32
6.1.1 面向多模态信息的异构融合感知.....	32
6.1.2 基于自监督学习的可通行区域估计.....	32
6.1.3 分层异构路径规划框架.....	32
6.2 应用推广.....	32
6.2.1 灾害救援领域.....	32
6.2.2 军事作战与侦察领域.....	33
6.2.3 农业生产领域.....	33
6.2.4 物流配送领域.....	33
6.3 作品展望.....	34
6.3.1 提高感知算法轻便性.....	34
6.3.2 进一步增强自主导航系统自主性.....	34
6.3.3 结合物联网技术实现多机器人协同作业.....	34
<b>参考文献.....</b>	<b>34</b>

# 第1章 作品概述

【填写说明：重点介绍本作品的主题创意来源，产生背景，作品的用户群体、主要功能与特色、应用价值、推广前景等。**建议不超过 1 页**】

## 1.1 研究背景（快捷键 Ctrl + 2，提交时删除）

近年来，机器人技术发展迅速，轮式移动平台在复杂环境中的应用潜力巨大。在自主无人车研究领域，复杂非结构化环境（如野外、地下洞穴等）下的运动控制和路径规划成为关键难题。这类环境布局多变、结构不明，给机器人的感知、建图和决策带来极大挑战。目前，多数可通行性估计方法依赖人工标注的有限数据集，存在泛化能力弱、适应性差的问题。并且，随着三维复杂空间探索需求的增加，传统二维路径规划方法在效率和实时性上也难以满足要求。为此，本项目提出融合 RGB 与深度信息的视觉自监督学习方法，设计双分支分割融合网络提升特征提取能力，优化控制系统和机械结构，增强机器人在复杂三维空间中的运动性能和环境适应能力，为自主无人车在极端环境下的应用提供支持。

## 1.2 用户群体

“纵横驰骋”六轮机器人的潜在用户群体广泛，包括科研机构与学术团队，他们可将其用于复杂环境导航技术研究；农业领域从业者，借助其实现精准农业作业；物流行业企业，利用其提升配送效率；救援与勘探部门，用它在危险环境执行任务以减少人员风险；军事国防单位，依靠其执行军事侦察和巡逻任务，为军事决策提供支持。

## 1.3 主要功能

### 1.3.1 环境感知功能

机器人依靠相机云台搭载的 RGB-D 相机采集周围环境图像。图像信息被传输至视觉感知算法进行处理，其中双分支分割融合网络（SFNet）的 RGB 分支负责提取语义特征，深度分支则用于编码几何信息。通过 ResNet 下采样和特征互

补 (FC) 模块, 实现两个分支特征的融合。自监督模块利用 SLIC 方法从 RGB 图像中提取超像素, 将其作为参考表面法线指导 SFNet 训练, 有效减少对标注数据的依赖, 提升模型鲁棒性, 从而精准识别环境中的可通行区域和障碍物等关键信息。

### 1.3.2 基于视觉的 SLAM 点云图

RGB-D 相机采集的深度图像基于相机内参被映射为 3D 点云, 这些点云数据经过处理构建出环境的点云地图。在机器人运动过程中, 不断采集新的点云数据并更新地图, 实现对环境的实时感知与建模。生成的点云数据能直观呈现环境中物体的空间位置和形状, 辅助机器人更准确地判断可通行区域和障碍物, 为路径规划提供更精确的环境模型, 提升机器人在复杂环境中的导航精度。

### 1.3.3 高效的智能决策功能

采用分层框架的路径规划算法, 将路径规划分为局部规划层和全局规划层。局部规划层维护高分辨率环境表示, 生成动力学可行路径; 全局规划层维护低分辨率表示, 计算粗路径。通过视点采样选择最优视点, 构建并平滑路径, 连接局部和全局路径。在全局规划中, 对局部规划视野外空间划分子空间, 构建稀疏随机路线图, 用 A 星搜索算法和 TSP 算法优化子空间遍历顺序, 实现高效路径规划, 使机器人能根据环境信息做出智能决策, 选择最佳行驶路径。

## 第2章 问题分析

### 2.1 问题来源

【填写说明：说明问题的背景、起因等】

近年来，机器人技术进步为轮式车辆研发带来新机遇，面向复杂非结构化环境的运动控制技术成为研究热点与难点。非结构化环境布局不固定、不可预编程且多样化，复杂非结构化环境更表现出结构复杂、交互对象多样等特点，给无人车运动规划带来扰动频繁、动力学建模复杂、感知任务艰巨及机械结构适应性要求高等挑战，实现高效准确运动规划与可通行性估计成为关键问题。在越野环境中，遍历性受机器人平台、地形条件等多种因素影响，依赖静态有限数据集的遍历性估计方法因越野条件多样、标注数据收集成本高昂等因素受限。随着对未知领域探索深入，如深海、地下洞穴等，三维空间探索需求迫切，传统路径规划算法在三维空间中面临搜索空间大幅增加、效率可行性受挑战的问题。

### 2.2 现有解决方案

【填写说明：分析现有类似的解决方案，或前人解决问题的途径（需标注参考引用），并进行分析；如果有同类竞品，建议从多个维度对本作品与竞品进行比较】

#### 2.2.1 传统路径规划

传统路径规划算法，如 A\*、Dijkstra 等，虽在简单环境下有一定应用，但面对复杂越野环境中的三维空间，其搜索空间急剧膨胀，导致计算效率低下，难以满足机器人实时决策需求。基于采样的随机树算法（RRT）及其变体虽在高维问题上有一定优势，然而在越野场景下，复杂多变的地形与障碍物使得标准 RRT 算法时间成本过高，且仅考虑最短路径易使车辆陷入危险区域，安全性难以保障。同时，多数现有越野路径规划研究缺乏对不同环境的量化表征，无法精准描绘复杂地形，致使生成路径质量欠佳。

#### 2.2.2 感知层面

感知层面同样存在诸多难题。以视觉传感器为例，利用相机进行环境感知时，

图像质量易受光线变化干扰，在光线昏暗或强光、逆光条件下，尤其是越野环境中长时间日照影响，相机难以稳定工作，且易受杂草、树木遮挡，无法精准反映路面变化。而三维激光雷达虽能直接获取三维点云信息，受光照影响小，但数据量庞大，如 Velodyne 16 线激光雷达每秒可产生 30 万点云数据，其中包含大量因道路不平、物体遮挡导致的无效点或离群点，不仅增加计算负担，还影响分割效果。

在复杂越野条件下，数据收集与标注也困难重重。越野环境多样，受地点、季节、天气、光照及相机设置等因素影响，收集涵盖各类场景的标注数据成本高昂。依赖有限静态数据集，会导致模型在复杂多变的真实越野环境中泛化能力不足。此外，现有的多传感器融合技术在处理激光雷达、视觉传感器、深度相机等多源数据时，面临数据时间同步、空间配准及有效融合不同模态数据的挑战，难以充分发挥多传感器的优势。

在机器人硬件与软件协同方面，现有一些应用于复杂越野环境的机器人，其机械结构设计无法良好适应复杂地形，如在丘陵地区，部分机器人越野性能不足，现有算法在复杂地貌下故障率高达 18%。同时，软件系统在面对复杂环境的动态变化时，缺乏足够的自适应能力与稳定性，难以满足机器人在复杂越野环境下可靠运行的需求。

## 2.3 本作品要解决的痛点问题

【填写说明：基于 2.2 的对比分析，阐述本作品要解决的核心痛点问题】

### 2.3.1 跨模态特征融合的低效性

RGB-D 语义分割的核心在与融合颜色和深度信息，传统的方法如早期融合、后融合通常采用固定权重的拼接或者加权求和，但模态间动态关系缺失，未建模 RGB 与深度特征在不同场景下的互补性，如平坦区域依赖颜色、复杂地形依赖几何，并且在深层特征融合时，低层细节如边缘与高层语义的关联性未被显式利用。RGB 特征包含高维语义，深度特征编码几何结构，二者分布差异大，直接融合容易引入噪声。不同层级如 ResNet 的深层与浅层的特征分辨率与语义层级差异显著，需适配融合策略。本项目引入动态特征互补(FC)模块来解决以上问题，通过 softmax 生成通道注意力权重，动态调整深度特征对 RGB 特征的贡献，如在纹理缺失区域增强几何特征的权重，在 ResNet 各层后插入 FC 块，将深度特

征上采样至 RGB 特征分辨率后拼接，再通过卷积生成动态核参数，实现条件卷积，提升了复杂场景下的分割精度。

### 2.3.2 可通行性估计的泛化性与鲁棒性问题

单一模态方法容易受 RGB 局限和深度噪声干扰，RGB 局限如光照变化、纹理缺失导致语义分割失效，深度噪声如传感器误差影响几何分析。为解决该问题需实时融合新观测数据调整可通行性判断，并且多模态容易产生冲突，如 RGB 预测的可通行区域与几何分析的矛盾。本项目使用双分支协同推理，语义分支 RGB 流预测逐像素类别概率，如地面、障碍物，几何分支深度流计算斜率、台阶高度和粗糙度，生成概率图，融合层通过置信加权或注意力机制整合两分支输出。并结合时序信息如 Slam 中的历史位姿平滑可行性预测，减少瞬时噪声的影响。该方法提升了复杂地形的可通行判断准确性，增强系统的鲁棒性。

### 2.3.3 实时性与模型效率的平衡问题

六轮无人越野车需实时处理高分辨率 RGB-D 数据，但计算密集型操作如多尺度融合、动态核生成增加了推理时间，双分支架构和跳跃连续需存储大量中间特征，占用内存较多，深层网络精度高但速度慢。本项目减少参数量，利用残差连接保持表达能力，

采用可分离卷积和通道混洗，降低解码器计算量，共享池化掩码以减少冗余计算，压缩跳跃连接的特征图，达到在嵌入式平台上实现实时推理，满足了 SLAM 建图需求。

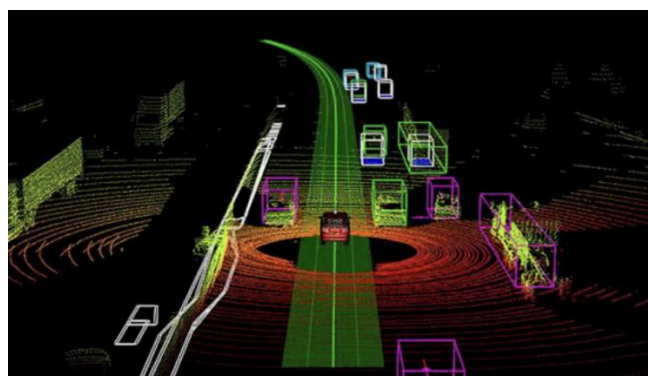


图 1 SLAM 感知建图



### 2.3.4 复杂 3D 环境中实时性自主探索问题

在复杂 3D 环境中进行实时性自主探索,是无人车自主探索领域的一大挑战。无人车需不断更新周围环境,追踪已探索区域,并要识别未探索区域,这涉及对传感器从不同视点获取的表面感知数据进行实时处理,但环境中的噪声、遮挡及动态变化,增加了判断未探索区域的难度。并且要在复杂的环境中搜索连续可通行路径,且该路径还需满足运动学和动力学约束,确保机器人能够实际跟随运动,这要求在众多路径可能性中进行筛选和优化,同时还不能仅依赖局部信息决策,需结合全局环境信息,防止陷入局部最优解。

在实际探索中还会受到算力的限制,传统方法如基于信息论的贪心策略以及基于随机采样的方法,存在效率低下、易忽略未探索区域和计算成本高的问题,在实际应用中,有限的计算资源和实时性限制使探索速度缓慢。如何有效解决这些问题,实现复杂 3D 环境下机器人的高效实时自主探索。本文提出了一种基于分层框架的方法来应对这些挑战。

### 2.3.5 运动学可行路径的生成与优化问题

在复杂且充满挑战的三维(3D)环境中,无人车运动学可行路径的生成与优化是一个极具复杂性的技术课题,面临着多方面的难题。无人车作为一类高度依赖自身物理特性的移动平台,其运动行为受到诸多严格限制,例如最小转弯半径决定了车辆在转向时所需的最小空间范围,最大加速度则限制了车辆在短时间内速度变化的极限,这些物理特性构成了路径规划过程中必须严格遵循的运动学约束条件。可环境中视点分布和复杂结构使满足约束的连续路径难以寻找。同时路径还需具备平滑性,避免过于曲折影响运动效率和机器人机械结构,但这又要与运动学约束相平衡。路径规划必须适应环境中的障碍物和地形条件,且能随环境信息更新而调整。本文将针对这些问题展开研究并提出相应的解决办法。

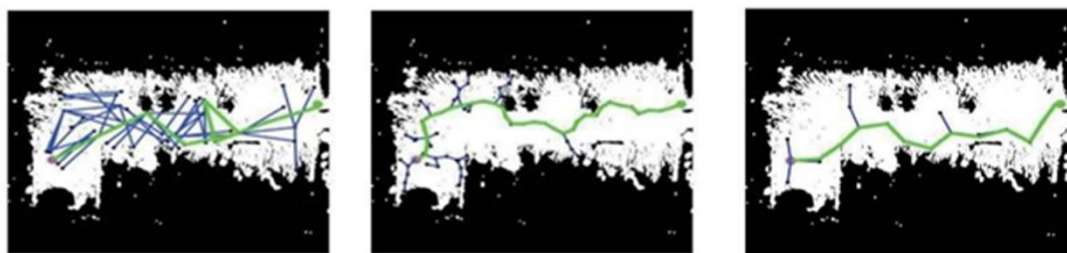


图2 路径生成与优化

## 2.4 解决问题的思路

【填写说明：作品的功能和性能需求；使用的数据集，包括数据格式，数据来源，数据获取方式，数据特点，数据规模等，并给出具体的数据样例。所提出的指标或要求必须在第 5 章得到印证】

本项目设计一个感知算法框架，引入双分支分割融合网络（SF），RGB 分支和深度分支，通过一系列的 ResNet 下采样和特征互补（FC），融合两个分支的特征，提高可通行性估计的准确性，同时引入自监督模块，使用 SLIC 方法从 RGB 图像中提取超像素，这些超像素作为参考表面法线，有效地指导 SFNet 的训练过程，它们的使用可以显著减少对手动标注数据的依赖，提高越野导航任务中机器学习模型的鲁棒性。

此外，本项目提出采用分层框架的路径规划算法，将处理工作分为两个层级。在第一层级，该方法在无人车周围的局部区域维护环境的高分辨率表示。在该范围内，会为机器人生成一条运动-动力学上可行的路径以供其遵循。在第二层级，维护环境的低分辨率表示，并计算一条路径以连接全局环境中相距较远的区域。该框架的思路在于，在机器人附近进行详细处理最为有效，而在距离机器人较远的地方，有限的处理工作已能提供足够的实用性。该框架在局部规划范围内执行大部分处理工作，并在全局尺度上以牺牲细节为代价来换取快速处理。

同时，该自主导航的六轮机器人进行了结构上的调整和优化，采用自适应悬架，无需复杂电控即可达到地形匹配的效果，整体车身较小，在野外作业时能更加轻便、灵活。

## 第3章 技术方案

【填写说明：从原理层面，详细介绍系统所采用的技术方案，先总体介绍，给出技术路线框架图，然后分模块详细介绍。着重介绍解决问题的思路，以及所涉及的模型、协议、算法等，以及可能的对算法的改进；原创工作详述，非原创工作简述，并尽可能标注引用文献】

### 3.1 技术路线图

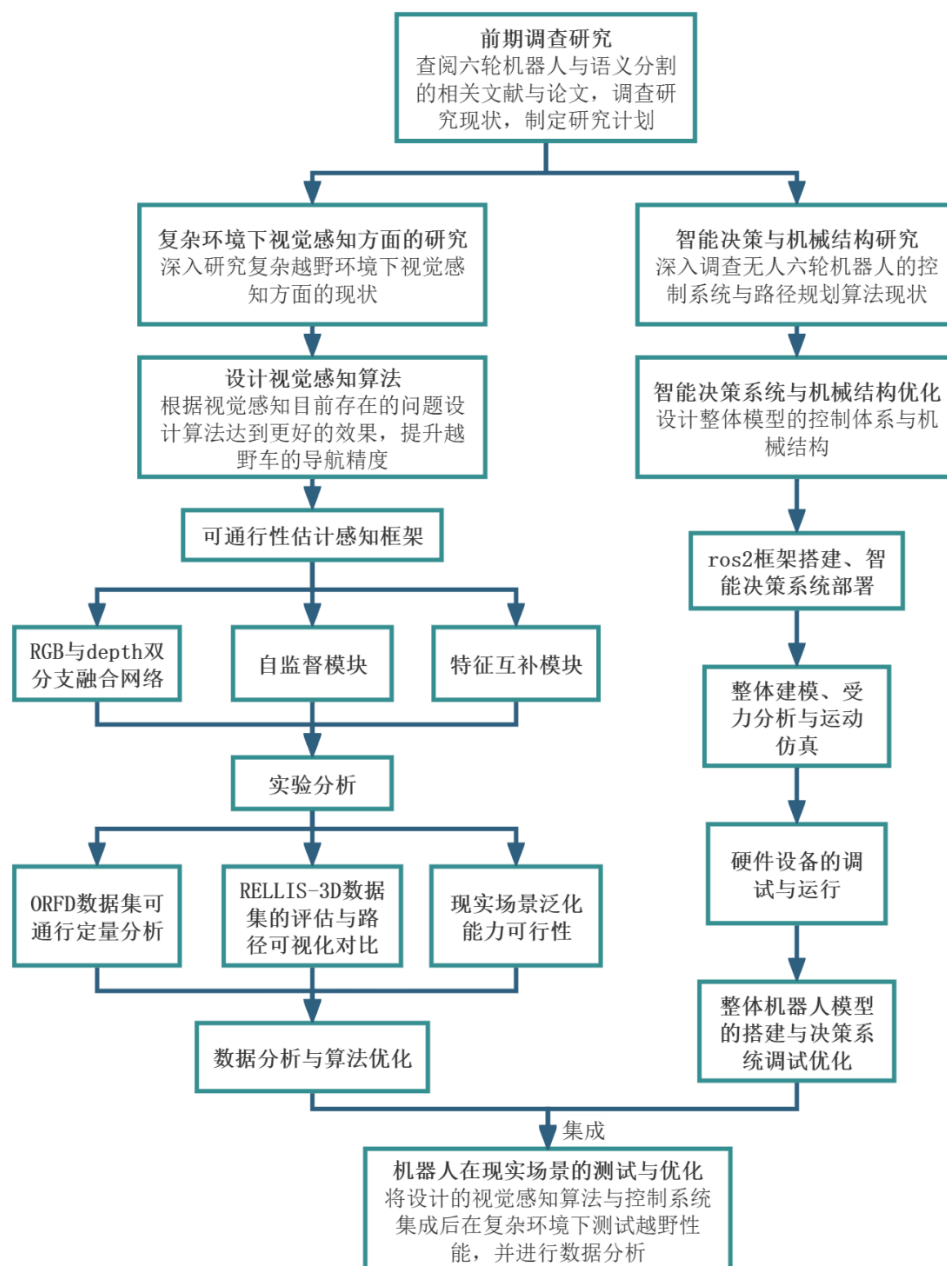


图3 项目研究技术路线图

在进行该机器人的开发过程中，本项目首先通过多渠道查阅了该类型机器人相关的研究背景资料，并全面调研了国内外在该领域的发展现状。研究背景涵盖了机器人技术从基础理论到应用实践的广泛领域，重点聚焦于机器视觉、自主导航与智能决策等关键技术方向。深入学习了解语义分割与路径规划，对其存在的问题进行分析并提出视觉感知方面的算法与分层异构路径规划算法，仿真调试后集成部署在搭建的机器人上在真实环境中进行测试，根据测试结果进一步分析，

对机器人再进行调整与改进。

### 3.2 总体方案设计

通过集成先进的图像处理、信息提取、数据处理和路径规划等技术，实现机器人的自主导航和运动控制。上位机通过树莓派+与下位机进行通信，传输控制指令和接收状态反馈，负责对摄像头捕捉的图像进行处理、信息提取和数据处理等核心任务，根据路径规划结果和机器人当前的状态，进行运动模型结算，计算出机器人的运动轨迹和控制指令。下位机接收上位机的指令执行相应的动作，实现机器人的运动控制，并实时监测机器人的状态信息，如速度、转向角度等，通过通信反馈给上位机。上位机根据反馈信息进行必要的调整和优化，MIU 惯导模块实时获取机器人姿态的信息，通过树莓派对姿态信息处理，使用 PID 控制算法，实现六轮机器人精确运动，确保机器人的稳定运行。

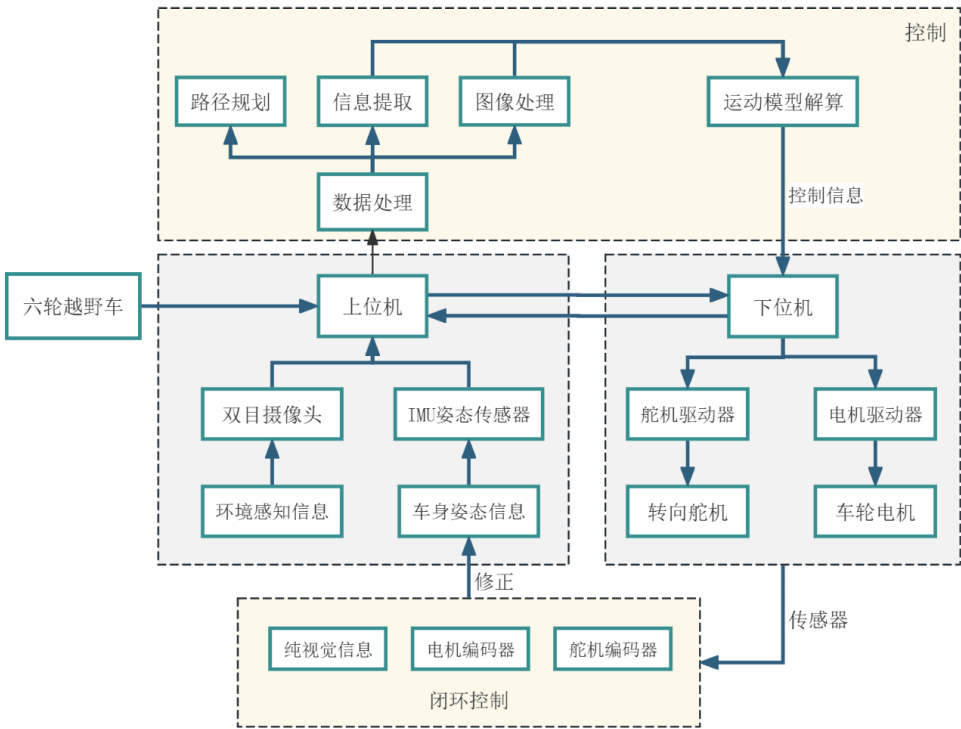


图4 总体方案设计图

### 3.3 视觉感知算法设计

#### 3.3.1 网络架构

本方案包含一个用于分割的双分支融合网络（SFNet）和一个自监督学习模块。RGB-D 图像作为分割融合网络（SFNet）的输入。在架构的编码器部分，我们创建了两个独立的分支：**RGB 分支**作为主分支，深度分支作为从分支，以独立提取 RGB 和深度特征的信息。深度图提供了额外的轮廓和空间信息，从而增强了 RGB 语义分割。ResNet 是两个分支中用于从输入中提取特征的主干网络。其相对较浅的深度、残差结构和适度的运算量使其能够实现实时操作。在 ResNet 的每一层之后，特征互补（FC）块将深度分支的输出特征融合到 RGB 分支中。受 SwiftNet<sup>[11]</sup> 的启发，我们提出了有效的上采样模块，该模块使用 RGB 分支的跳跃连接来恢复这些特征图的分辨率。在自监督模块中，使用超像素参考对 SFNet 生成的融合分割图进行细化。从深度图像获得的几何估计进一步增强了可通行性置信图。最终，在测试期间，通过将语义信息图与作为自监督指导的可通行性置信图相结合，所提模型生成最终的可通行性图，再进行 slam 建图。

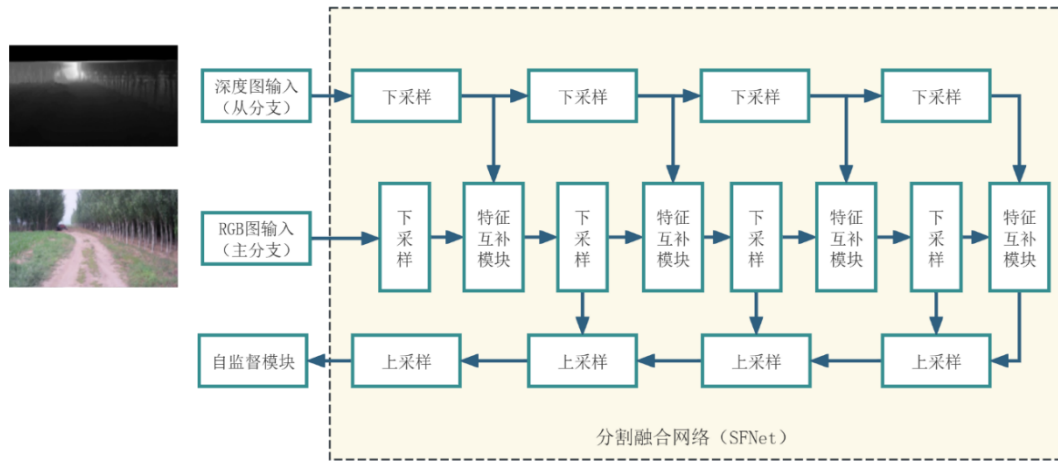


图 5 分割融合网络框架

#### 3.3.2 可通行区域融合分割

该方法在四个阶段聚合了多尺度特征。首先，将彩色图像输入到 RGB 分支中，我们采用基于全卷积网络<sup>[12]</sup>的网络架构。解码器利用共享的池化掩码和跳跃连接来学习局部图像特征，而解码器遵循对称结构来重构图像信息。同时，具有与 RGB 分支相同网络拓扑的深度分支使用深度图像来提取几何特征。它在 RGB

解码器的最终卷积块中替换了一个动态核层。

融合发生在下采样侧，其中特征互补（FC）模块整合了多尺度的深度特征。深度和 RGB 特征首先进行拼接，并通过 GateBlock 进行处理，该 GateBlock 由一个标准卷积层和一个 softmax 层组成。同时，额外的特征流被输入到由负责动态生成卷积核的卷积层组成的解码器中。随后，解码后的特征通过多尺度融合层传递，其中应用了动态卷积操作。在此过程中，卷积核是根据输入特征自适应生成的，从而增强了特征表示。然后，将最终融合的特征进行重复和下采样，以匹配深度特征的分辨率。为了确保分辨率一致性，将多尺度的深度特征与颜色特征进行拼接，产生最终的融合输出。这种方法使网络能够执行根据输入特征进行条件卷积，从而实现更灵活且上下文感知的特征提取。

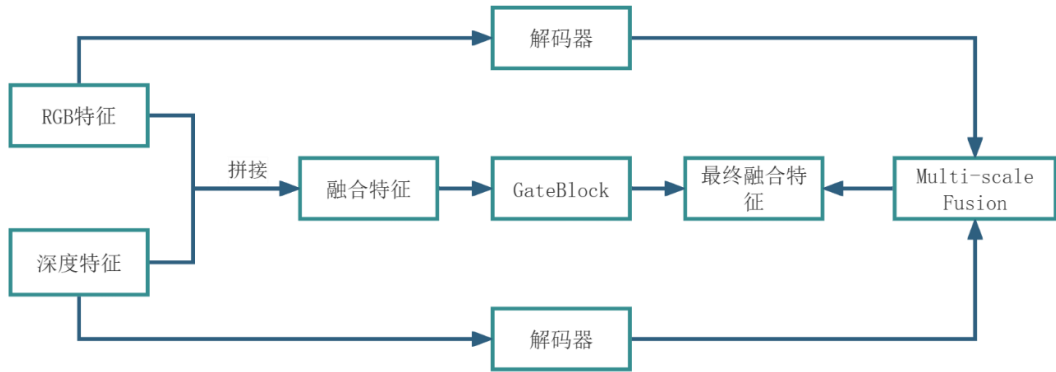


图 6 特征互补模块

### 3.3.3 自监督可通行性区域

自监督视觉预训练方法无需标签数据，而是依赖前置任务而非基于人类标注标签的预测。然而，由于标签有限，从自监督可通行性数据中提取高度判别性特征颇具挑战性。如果在自监督可通行性数据提供的最小监督之外，结合视觉特征的自监督学习，用于学习可通行性的视觉表示可能会变得更具判别性。

本项目提出了一种自监督模块来解决上述问题。给定 RGB 输入  $I_{rgb}$  和传感器深度输入  $I_d$ ，我们的目标是通过减小其与参考表面法线  $In_r$  之间的距离来估计表面法线图。在越野导航任务中，由于标注数据的可用性有限，导致缺乏真实的表面法线。受基于聚类的自监督视觉表示学习的启发<sup>[13]</sup>，本项目使用 SLIC 方法<sup>[14]</sup>从 RGB 图像中提取超像素。这些超像素作为参考表面法线，有效地指导 SFNet 的训练过程。超像素是由局部一致的像素集群组成的，它们是基于图像固有的特征（如颜色、纹理和空间邻近性）形成的。在深度估计和图像分割任务中，超像素被广泛用于降低计算复杂度和提高处理效率。通过将具有相似特征的像素



分组，超像素能够实现更紧凑的图像表示，从而简化后续的图像处理操作。它们的使用可以显著减少对手动标注数据的依赖，因为超像素提供了一种结构化的中间表示，有助于更高效的标注，并提高了越野导航任务中机器学习模型的鲁棒性。

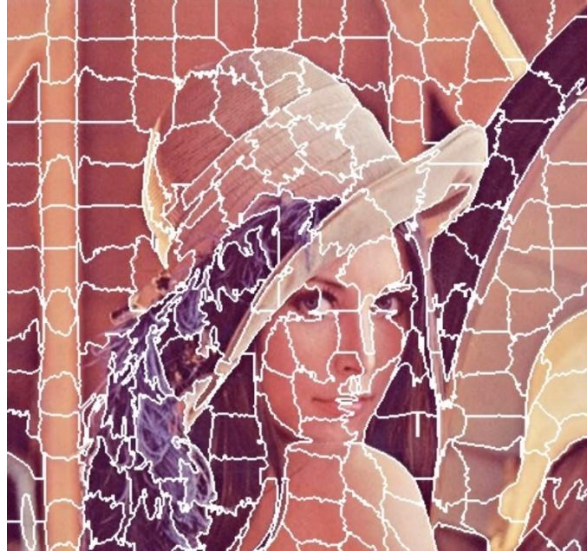


图 7 超像素分割

此外，从深度图像获得的几何估计可以细化可通行性置信图。首先，使用相机的内参设置将深度图像映射到 3D 点云。然后，通过基于几何特征的分析过程构建概率可通行性图。它由斜率（s）、台阶高度（h）和粗糙度（r）决定，并为地形上每个离散化的平面网格单元分配一个可通行性概率值。斜率 s 由法向量与全局坐标系 z 轴形成的角度确定。围绕单元格的圆形区域内的最大地形高度差称为台阶高度 h。圆形区域内地形高程测量的标准差用于计算地形粗糙度 r。某个位置 l 的可通行性概率计算[15]为：

$$p(l_t) = w_1 * \frac{1}{1 + e^{-(s_t - s)}} + w_2 * \frac{1}{1 + e^{-50 * (h_t - h)}} + w_3 * \frac{1}{1 + e^{-50 * (r_t - r)}} \quad (1)$$

其中， $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  是权重参数，其和为 1。最小允许的斜率角决定了机器人能否在不发生倾覆的情况下安全通过斜坡区域；台阶高度则直接关系到机器人跨越障碍物的能力，过高的台阶可能导致机器人被困或损坏；而地面粗糙度则影响着机器人的移动效率和稳定性。因此，这些参数的精确设定是保持机器人不倒塌或不被困住，确保其顺利执行任务的基础。 $p(l_t)$ 、 $s_t$ 、 $h_t$ 、 $r_t$  分别是当前导航状态下的可通行性概率、斜率阈值、台阶高度阈值和粗糙度阈值。然后，我们将可通行性概率图二值化，并与从 SFNet 获得的分割图作为掩码进行融合。这一过程最终确定了最终的行驶路径。

SFNet 的分割结果、相应的超像素参考、相应的可通行性估计和最终行驶路

径的演示如图 22 所示。这种双重约束策略增强了模型学习有意义场景表示的能力，提高了复杂环境中的语义理解和可通行性评估能力。

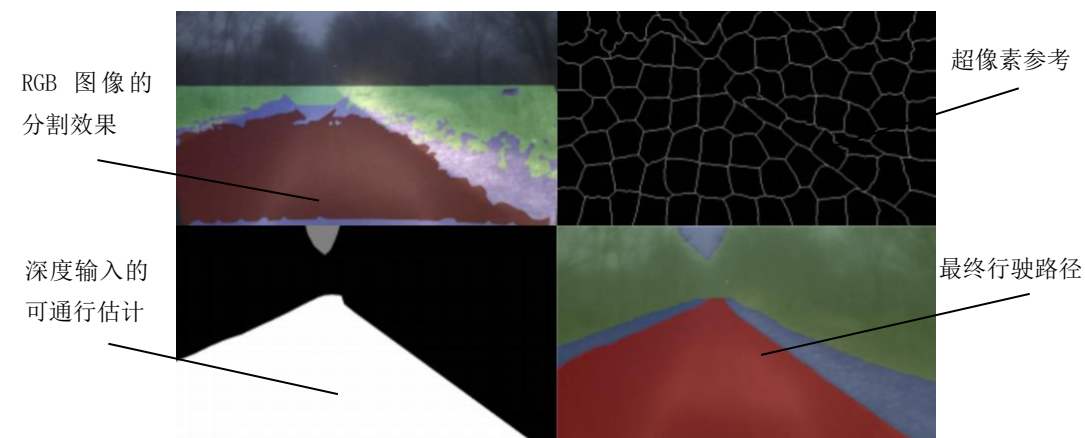


图 8 分割融合网络（SFNet）的效果

### 3.4 智能决策系统

基于六轮无人机器人的复杂 3D 场景，以及能够在信号薄弱地区实现高效自主路径规划的需求，本项目提出一种复杂三维环境自主探索的分层框架方法。

本项目将传统路径规划分为局部规划层以及全局规划层。在局部规划层维护高分辨率环境表示并生成动力学可行路径，全局规划层维护低分辨率表示并计算粗路径。通过随机采样选视点、构建路径并平滑、全局规划连接子空间等步骤，优化整体探索路径。相关实验表明使用该分层框架，其探索效率提升 80%，计算量减少 50%以上。

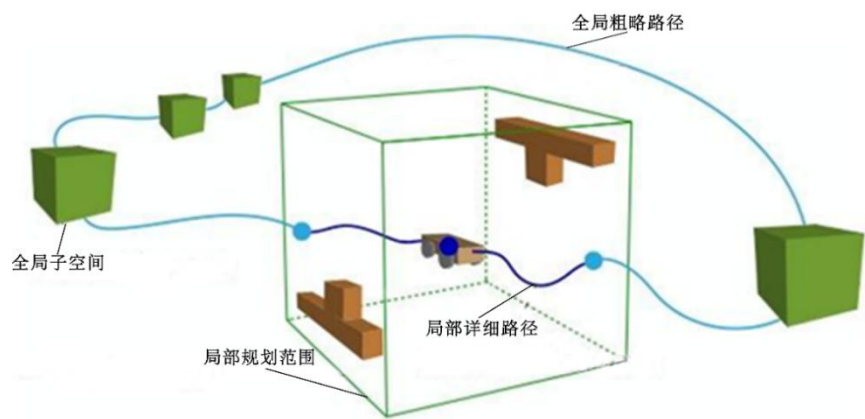


图 9 探索框架图

#### 3.4.1 视点采样

视点是由代表机器人传感器在可遍历子空间中位置的  $p_v$  和决定传感器的观



测方向的  $q_v$  构成。既

$$v = [p_v, q_v] \quad (2)$$

在机器人探索环境时，即使机器人处于同一位置，不同的传感器朝向也会形成不同的视点，获取不同的环境信息。

表面点用于界定自由空间和非自由空间（包括被占据空间和未知空间）的广义边界<sup>[16]</sup>。表面点是传感器感知的关键对象。机器人通过传感器采集数据，确定表面点是否被覆盖，以此判断自身对环境的感知程度。

视点决定了表面点能否被感知<sup>[17]</sup>。机器人通过传感器获取环境信息，而视点定义了传感器的位姿。

在视点采样时，算法以覆盖未被覆盖的表面点为目标，选择最小集合的视点，通过计算视点对表面点的覆盖情况确定奖励，引导机器人向未探索区域移动。

当满足特定条件时，一个表面点被认为被某个视点的传感器“覆盖”。特定条件为：

$$|p_s - p_v| \leq D \quad (3)$$

$$n_s \cdot (p_v - p_s) / |n_s| |p_v - p_s| \geq T \quad (4)$$

式中， $p_s$  是表面点位置， $p_v$  是视点位置， $n_s$  是表面点所在表面的法向量， $D$  和  $T$  是常数。设空间中某一表面点的位置为  $p_s$ ，它是一个三维向量，代表了该点在空间坐标系中的具体位置。同时，设视点的位置为  $p_v$ ，同样是一个三维向量，表示观察者或摄像机的位置。为了进一步分析表面点与视点之间的空间关系，我们还需要考虑表面点所在表面的法向量  $n_s$ ，这是一个垂直于该表面的向量，其方向遵循右手定则或根据具体应用场景定义，用于描述表面的朝向。 $D$  用于限制表面点与视点之间的距离， $T$  用于约束表面点与视点之间的方向关系。

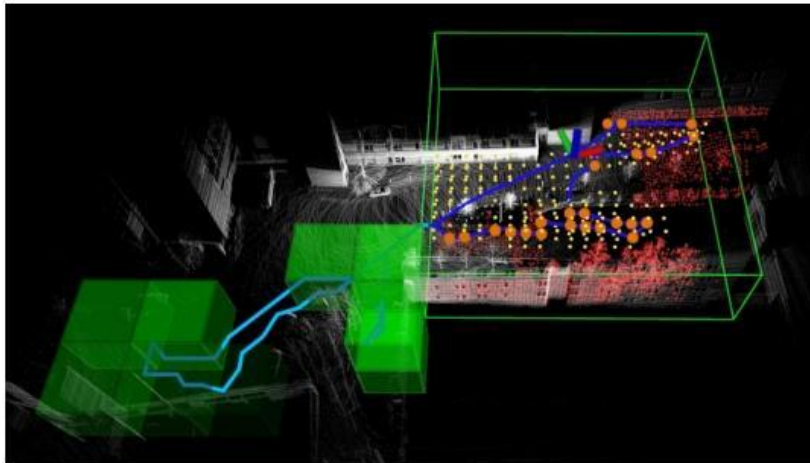


图 10 视点 and 表面点

定义局部规划视野  $H$  及其可遍历子空间  $H_{trav}$ ，考虑碰撞和连通性确定可遍历区域；相应的配置空间  $C_{tray}^H$ ，综合考虑旋转和平移； $\dot{S}_H \subset \bar{S}$  代表从  $C_{tray}^H$  中的视点可感知的未覆盖表面。从  $v \in C_{tray}^H$  的视点能感知的未覆盖表面记为  $\bar{S}_v \subset \bar{S}_H$ ，视点  $v$  的奖励定义为  $\bar{S}_v$  的面积  $A_v$ ，该奖励用于评估视点的价值。

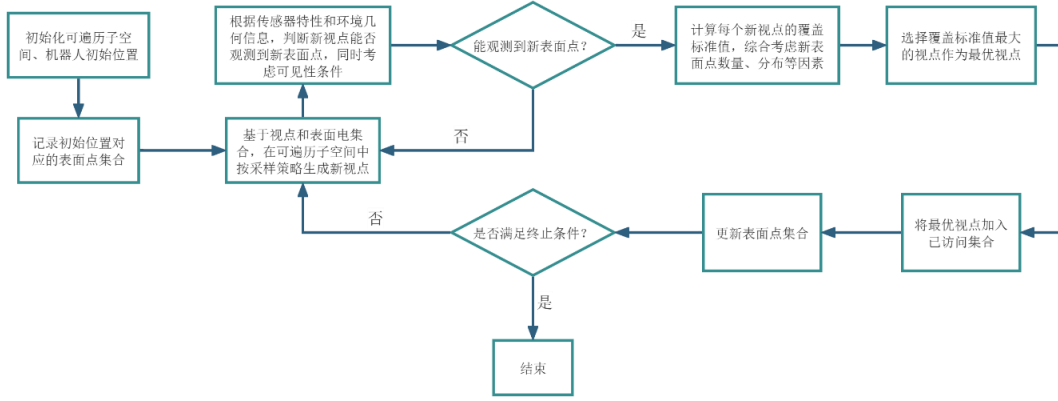


图 11 视点采样流程

在算法开始时，从  $H_{trav}$  中的晶格模式均匀生成一组视点候选集  $V$ ，为后续筛选提供基础。依据更新后的环境表示，估计每个候选视点  $v$  对未覆盖表面的覆盖范围  $\bar{S}_v$ ，进而计算其奖励  $A_v$ ，并将视点按奖励值加入优先队列  $Q$ 。

算法进行  $K$  次迭代。每次迭代时，先预选择三个特殊视点，包括当前视点  $V_{current}$ ，以及连接局部路径和全局路径的边界视点  $v_{boundary}^1$  和  $v_{boundary}^2$ 。之后从候选视点集中随机采样一个子集，该子集需能覆盖  $\bar{S}_H$ 。从优先队列  $Q$  中以与奖励成正比的概率选择视点，由于视点间存在视野重叠，选择一个视点后，需相应降低队列中剩余视点的奖励，以反映实际覆盖情况。当优先队列  $Q$  为空或添加新视点的边际奖励可忽略时，采样过程结束。

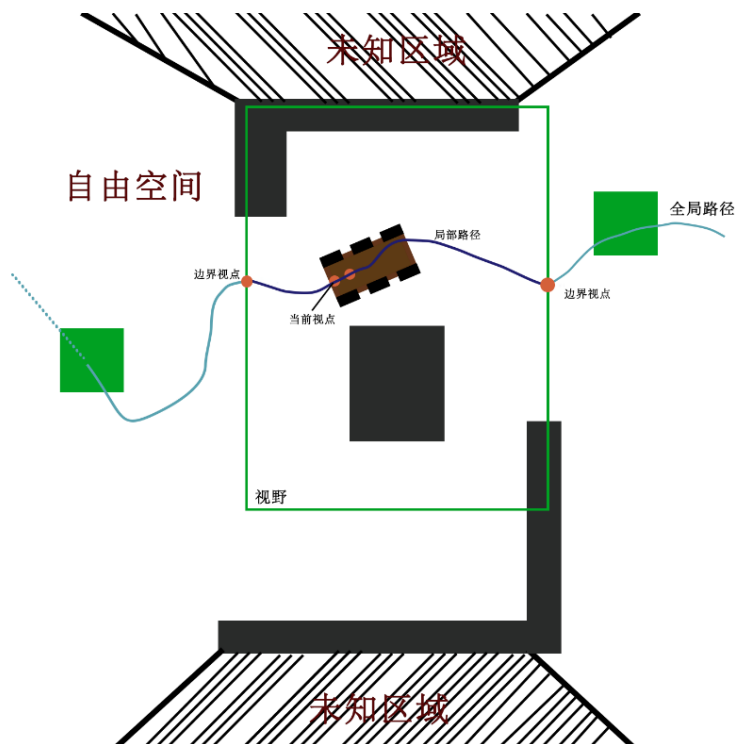


图 12 局部视点采样

### 3.4.2 局部路径规划

根据采样视点生成路径,考虑曲率约束,将路径计算问题转化为NP难问题,采用近似算法分两步求解,先确定视点顺序,再分离视点成段并平滑,使用贪心策略降低计算复杂度。

局部路径规划目标是在给定一组采样视点的情况下,生成一条能遍历这些视点且满足机器人运动学和动力学约束的连续路径,使机器人可以高速运动[17]。

然而,由于视点的分布和环境结构的复杂性,满足曲率约束(由机器人的最小转弯半径决定)的连续路径难以直接生成。

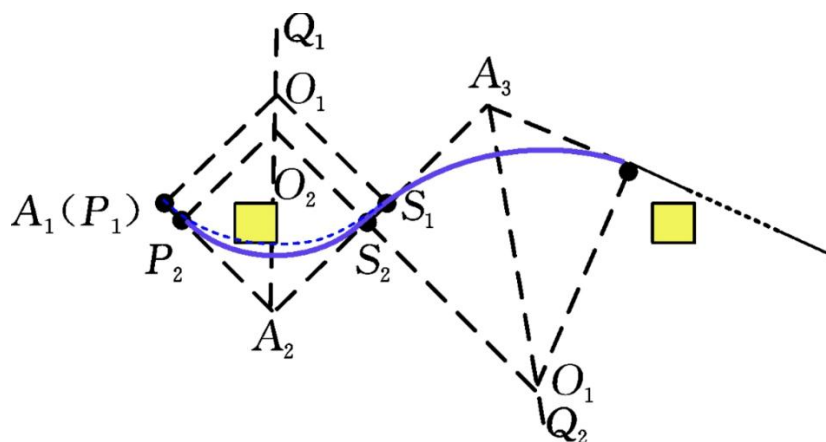


图 13 满足曲率约束的路径规划

为应对上述挑战，本项目将路径计算为多个平滑段，机器人在每个段的终点停止，然后转向不同方向继续下一段运动。

每段路径记为 $[v_1^j, v_2^j, \dots]$ ，其中 $v_k^j$ 是第 $j$ 段上的第 $k$ 个视点，段与段之间的连接点

为断点。为了避免频繁停止，引入了停止惩罚 $p$ ，路径成本定义为 $C_{smooth} = \sum_{j=1}^{n-1} l_j + P(n-1)$ ，其中 $l_j$ 是第 $j$ 段的长度， $n$ 是段的数量。

在路径生成与平滑过程中，确定路径的最优结构是一个 NP 难问题，精确求解计算复杂度极高。在考虑众多采样视点的连接顺序以及如何平滑路径以满足曲率约束和降低成本时，如果采用穷举法或其他精确算法，计算量会随着视点数量的增加呈指数级增长，在实际应用中难以实现实时规划[19]。

因此使用贪心策略，在处理路径分段和确定内点的时，对每个视点仅检查一次。算法按顺序依次尝试将每个视点设为内点，计算重新平滑路径段后的成本变化。如果设为内点后路径成本降低且满足曲率约束，就确定该视点为内点；否则，保持其为断点。这种局部最优的选择方式，避免了对所有可能的视点组合进行全面搜索，大大减少了计算量。

使用标准旅行商问题（TSP）算法确定视点的遍历顺序。通过计算视点之间的最短路径，构建距离矩阵，然后求解 TSP 得到一个大致合理的视点顺序。

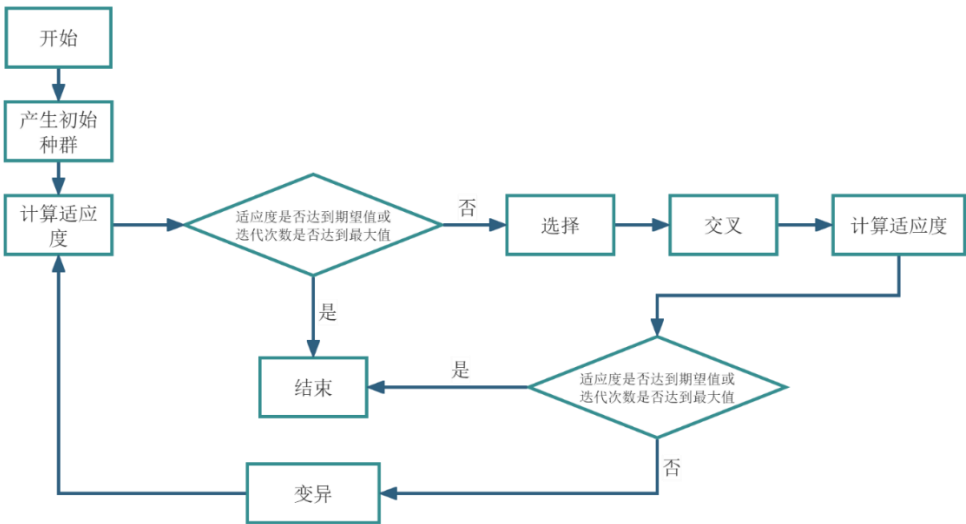


图 14 标准旅行商问题

根据视点顺序，将视点分离成不同的路径段，并对每个路径段进行平滑处理。算法首先初始化除第一个和最后一个视点外的所有视点为断点，然后尝试将每个视点设置为内点，并重新平滑通过该视点的路径段。如果这样做能降低路径成本

且满足曲率约束，则将该视点确定为内点。

路径段的平滑通过轨迹优化方法实现，将路径段建模为一组在视点处连接的三次样条曲线，通过非线性优化求解器调整控制点，以满足碰撞避让和路径平滑的要求。为提高处理速度，仅对相邻视点之间的样条曲线进行优化。

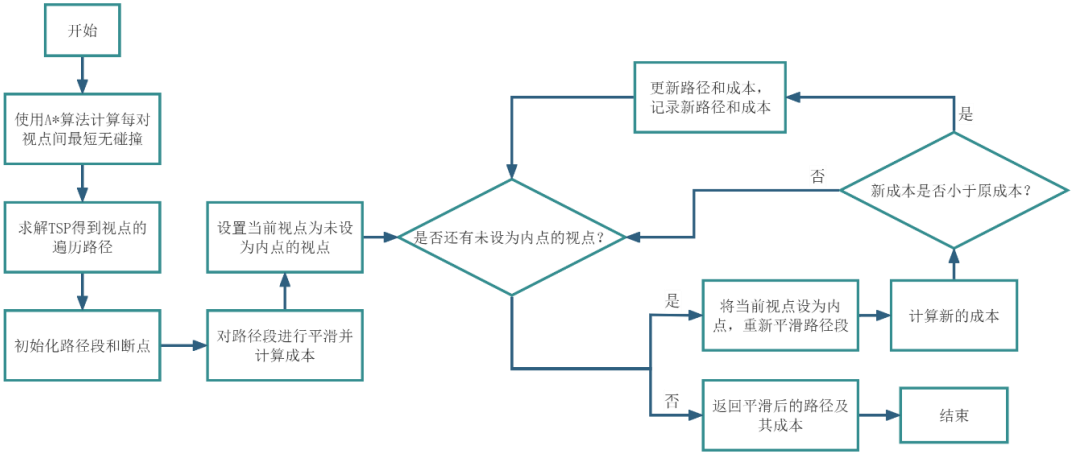


图 15 局部路径规划流程图

### 3.4.3 全局规划

将局部规划视野  $H$  之外的空间划分为均匀的长方体子空间。这些子空间用于存储在探索过程中发现的覆盖和未覆盖表面信息。

每个子空间都有三种状态：“未探索”（不包含任何覆盖或未覆盖表面）、“探索中”（包含未覆盖表面）和“已探索”（仅包含覆盖表面）。在全局规划时，只关注处于“探索中”状态的子空间。

探索过程中，基于机器人过去的轨迹在可遍历空间中构建稀疏随机路线图。这个路线图为全局路径规划提供了基础框架，它包含了一系列的节点和连接这些节点的边，节点通常对应着子空间的关键位置或者机器人经过的重要位置，边则表示这些位置之间的可通行连接关系。

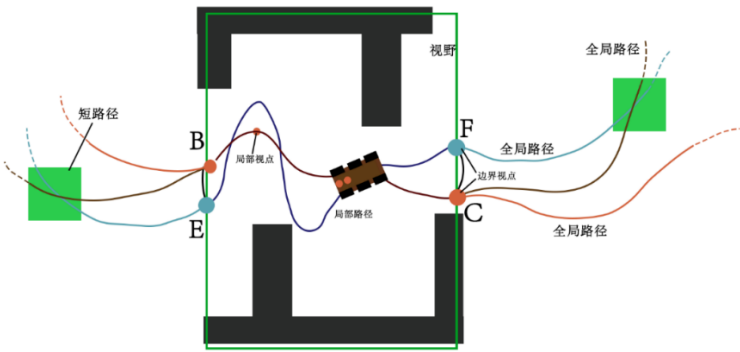


图 16 全局规划

利用 A 星搜索算法在路线图上寻找从当前视点  $V_{current}$  到各“探索中”子空间质心的最短路径。A 星搜索是常用的启发式搜索算法[20]，A 星算法能够在保证路径可行性的同时，优先探索那些可能更接近最优路径的节点，从而快速有效地找到一条从起始位置到目标位置的最短或近似最短路径。

TSP 算法是组合优化领域中的一个经典问题，其目标是在给定一组城市（在本问题中为子空间质心）及其之间的距离（或代价）的情况下，找到一条经过所有城市且每个城市只经过一次的最短路径。通过求解 TSP 问题，我们可以确定机器人在不同子空间之间的最优遍历顺序，从而最小化整体路径长度，提高导航效率。

之后使用 TSP 算法对这些子空间质心的遍历顺序进行优化。TSP 算法的目标是找到一条经过所有给定（这里的城市即子空间质心）且每个城市只经过一次的最短路径，从而确定机器人在不同子空间之间的最优遍历顺序。

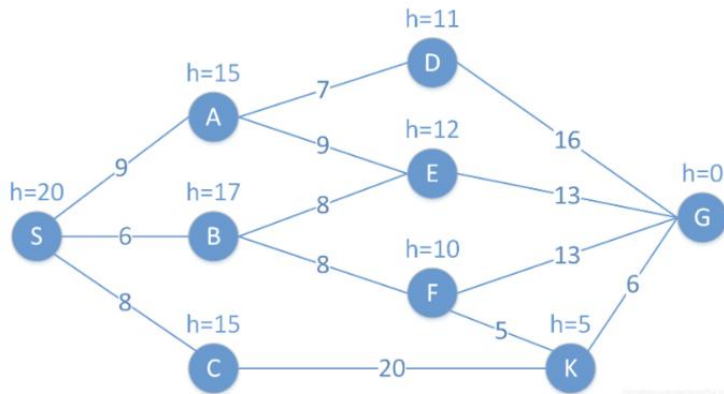


图 17 A 星算法图解

计算出全局路径  $T_{global}$  后，提取  $T_{global}$  与局部规划视野 H 边界的交点  $v_{boundary}^1$  和  $v_{boundary}^2$ 。然后，利用局部规划算法，计算局部路径  $T_{local}$ 。最后，将  $T_{local}$  和  $T_{global}$  进行连接，将  $T_{local}$  替换  $T_{global}$  在 H 内的部分，形成完整的探索路径 T。

当局部规划视野 H 内的探索完成（H 内没有未覆盖表面）时， $T_{local}$  变为从  $V_{current}$  到  $v_{boundary}^1$  和  $v_{boundary}^2$  的最短连接路径，机器人沿着这条路径转移到相邻的“探索中”子空间继续探索。如果所有“探索中”子空间都被探索完（“探索中”子空间的集合），则整个探索过程终止，完成未知区域的路径规划与探索。

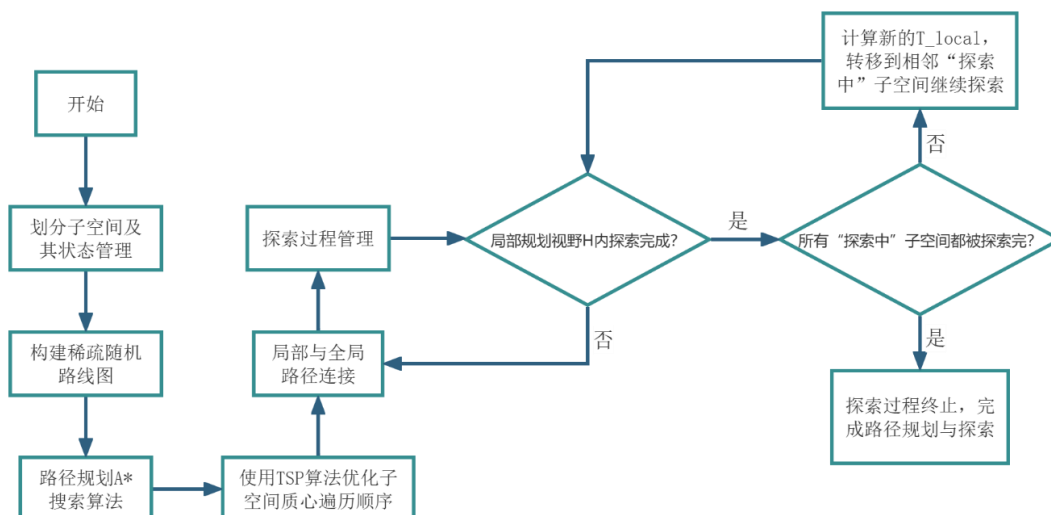


图 18 全局路径规划

### 3.4.4 运动学解算

在基于 Gazebo 仿真平台进行机器人动力学与运动学仿真时,通过结合 URDF (统一机器人描述格式) 或 Xacro (XML 宏语言扩展) 模型构建方法,可实现高度参数化、模块化的机器人模型设计。此过程依托精确的物理参数定义,确保仿真环境的真实性,从而为机器人控制算法验证、路径规划策略评估及传感器融合研究提供可靠的基础。

**底盘参数包括:** 底盘质量 10kg, 通过合理分配质量中心位置 (需结合三维模型几何中心计算), 可模拟实际机器人负载条件下的惯性特性。惯性矩阵  $ixx=0.2854$ ,  $iyy=0.8666$ ,  $izz=1.0854$  (单位:  $\text{kg}\cdot\text{m}^2$ ), 反映非对称质量分布特性。

**轮子参数:** 每个轮子质量 0.5kg, 转动惯量  $ixx=0.00026$  (径向)、 $iyy=0.00069$  (轴向), 分别对应轮毂旋转与轮胎形变引起的惯性效应。此参数组合可准确模拟轮子从静止到高速旋转过程中的能量损耗特性。

**传感器配置:** 集成 IMU 传感器 (100Hz 更新率), 零噪声模型 ( $\text{gaussianNoise}=0.0$ ) 用于理想状态测试, 支持后续扩展噪声注入。



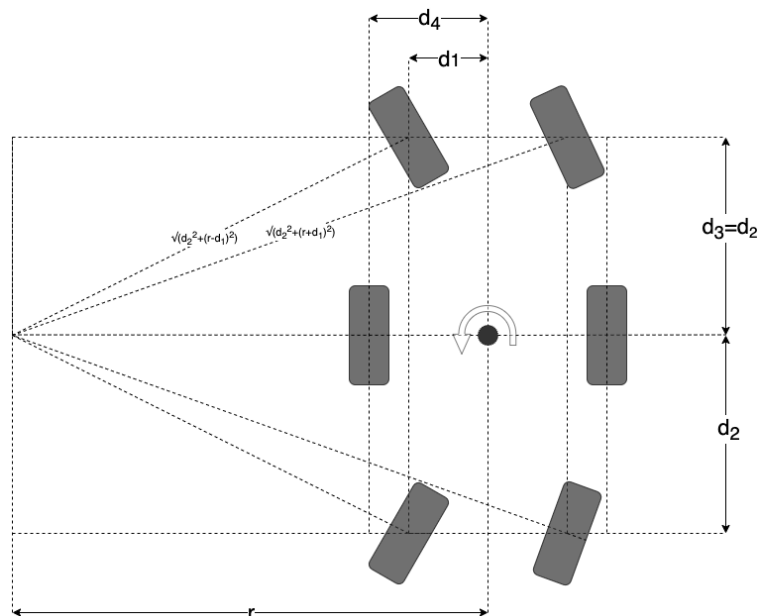


图 19 机器人运动学原理图

在运动学计算中，正向运动学通过输入各轮转速与转向角来计算机器人整体运动，包括将轮速转换为线速度（ $v_i = \omega_i \cdot r$ ， $r$  为轮半径），采用阿克曼转向模型 [21] 计算左前轮转向角（ $\theta_{lf} = \text{atan2}(L, (R - d_2/2))$ ），其中  $L$  为轴距， $R$  为转向半径， $d_2$  为轮距），以及利用雅可比矩阵进行全向运动合成，将 6 轮速度映射为底盘速度  $[v_x, v_y, \omega_z]$ 。

逆向运动学则根据输入的目标速度  $[v_x, \omega_z]$  解算各轮控制量，如差速转向时计算左右轮转速（ $\omega_{\text{left}} = (v_x - 0.5d_2 \omega_z)/r$ ， $\omega_{\text{right}} = (v_x + 0.5d_2 \omega_z)/r$ ），并进行中轮差速补偿以避免侧滑。

## 第4章 系统实现

【填写说明：从工程实现的角度，详细阐述第 3 章提出的技术方案的具体实现过程，包括且不限于软件设计实现，用户界面，数据来源，数据训练，改进过程，以及系统部署方法等，以及其中所遇到的困难，解决的方法等】

### 4.1 软件设计实现

#### 4.1.1 视觉感知算法软件实现

基于 Python 和深度学习框架搭建分割融合网络（SFNet）与自监督模块。利



用 ResNet 作为主干网络，在其各层后插入特征互补（FC）模块，将深度分支特征融合到 RGB 分支。采用基于全卷积网络架构的解码器，利用共享池化掩码和跳跃连接学习局部图像特征，同时在深度分支解码器中替换动态核层。通过代码实现从 RGB-D 图像输入到可通行性图生成的完整流程，包括多尺度特征聚合、自监督训练等关键环节。

#### 4.1.2 智能决策系统软件实现

在 Python 环境中开发分层路径规划算法。使用随机采样选视点、构建路径并平滑、全局规划连接子空间等方法，实现局部规划层和全局规划层的协同工作。利用标准旅行商问题（TSP）算法确定视点遍历顺序，通过 A 星搜索算法在稀疏随机路线图上寻找最短路径。同时，在运动学解算方面，结合 URDF 或 Xacro 模型构建方法，基于 Gazebo 仿真平台实现机器人动力学与运动学仿真，编写正向和逆向运动学解算代码，模拟机器人在不同轮速和转向角下的运动状态。

### 4.2 感知数据来源

#### 4.2.1 ORFD 数据集

用于可通行性估计实验，该数据集通过一汽马自达睿翼 6 轿跑车辆平台收集，涵盖多种天气状况（晴天、雾天和雪天）、光照变化（白天、黑夜等）以及地形类型（林地、农田和草地）。其中 8392 个样本用于训练，1245 个用于验证，2193 个用于测试。

#### 4.2.2 REllIS-3D 数据集

用于路径规划实验评估，通过 Clearpath Robotics 的 Warthog 无人地面车辆（UGV）平台获取。包含四个数据序列，用序列 0、1、2 和 3 进行训练（共 11497 个样本），用序列 4 进行测试，提供 RGB 图像、Ouster OS1 点云数据和 GPS 姿态信息。

#### 4.2.3 校园采集数据

在真实世界环境泛化能力测试中，使用校园内捕获的 RGB-D 图像，用于测试模型在新环境中的鲁棒性。

## 4.3 数据训练

### 4.3.1 SFNet 训练

以 ORFD 数据集为基础，将 RGB-D 图像输入 SFNet。在训练过程中，利用自监督模块，使用 SLIC 方法从 RGB 图像中提取超像素作为参考表面法线，通过最小化预测表面法线图与超像素参考之间的距离，指导 SFNet 训练。同时，结合可通行性概率图的构建，将几何估计融入训练过程，使模型学习到更具判别性的可通行性特征。

### 4.3.2 路径规划算法训练

在 RELIS-3D 数据集上进行路径规划算法的训练与优化。通过不断调整视点采样策略、路径生成和优化算法的参数，使算法在满足机器人运动学和动力学约束的前提下，提高路径规划的效率和准确性。在训练过程中，利用数据集提供的参考路径和标注信息，评估算法生成路径的质量，如召回率、平均豪斯多夫距离、平均横向误差等指标，根据评估结果对算法进行改进。

## 4.4 改进过程

### 4.4.1 针对跨模态特征融合问题

在开发过程中发现传统融合方法存在模态间动态关系缺失、未充分利用不同层级特征关联性问题。通过引入动态特征互补 (FC) 模块，在 ResNet 各层后插入 FC 块，动态调整深度特征对 RGB 特征的贡献，实现条件卷积，有效提升了复杂场景下的分割精度。

### 4.4.2 解决可通行性估计的泛化性与鲁棒性问题

由于单一模态方法易受干扰且多模态融合存在冲突，采用双分支协同推理，结合语义分支和几何分支，同时融入时序信息，减少瞬时噪声影响，增强了复杂地形可通行判断的准确性和系统鲁棒性。

### 4.4.3 平衡实时性与模型效率

面对六轮无人越野车实时处理高分辨率 RGB-D 数据时计算量过大的问题,采取减少参数量、利用残差连接保持表达能力、采用可分离卷积和通道混洗降低解码器计算量、共享池化掩码减少冗余计算、压缩跳跃连接特征图等措施,在嵌入式平台上实现了实时推理,满足了 SLAM 建图需求。

### 4.4.4 改进运动学可行路径生成与优化

在复杂 3D 环境下,考虑无人车运动学约束和环境因素,采用近似算法分两步求解路径计算问题,结合贪心策略降低计算复杂度,通过轨迹优化方法实现路径平滑,使生成的路径既满足运动学约束又具有平滑性,适应环境变化。

## 4.5 系统部署方法

### 4.5.1 操作系统与 ROS 框架安装

在 Raspberry Pi 5 上安装 Raspberry Pi OS 操作系统,并部署 ROS2 系统框架。借助 ROS2 框架的优势,实现各个控制节点之间的高效通讯。例如,定义不同节点间的差异化 QoS 策略,控制指令使用深度 1 的实时队列确保最新数据优先,里程计采用深度 2 队列容忍短暂延迟,并通过时间戳同步实现运动学计算的  $\Delta t$  精确补偿。在 STM32F103C8T6 上,根据其功能需求编写并烧录相应的程序代码,实现电机驱动、传感器数据采集与处理以及与上位机的通信功能。

### 4.5.2 感知算法与 ROS 节点部署

#### 1. 双分支分割融合网络 (SFNet) 和自监督模块的部署

SFNet 由 RGB 分支和深度分支构成,以 ResNet 为特征提取主干网络。在实际部署时,将训练好的模型参数加载到相应的计算设备上,如 Raspberry Pi 5。通过优化模型结构和参数,减少计算量,提高推理速度。在处理 RGB - D 图像时,RGB 分支和深度分支并行工作,分别提取语义特征和几何信息。在 ResNet 的每一层后,利用特征互补 (FC) 模块融合深度特征到 RGB 分支,增强特征表达能力。之后,通过有效的上采样模块恢复特征图分辨率,最终生成可通行性图。

2. ROS 节点部署

rover 节点负责接收/cmd\_vel 指令，进行运动学模型解算，将指令转换为各轮控制量；roboclaw\_wrapper 驱动节点用于驱动电机，实现机器人的运动；servo\_wrapper 转向节点根据转向指令控制机器人转向；还设置了用于里程计数据处理的节点，实时回传机器人的位置和姿态信息。

利用 ROS2 框架的通信机制，实现各节点间的高效通信。控制指令通过深度 1 的实时队列进行传输，确保最新指令优先处理；里程计数据采用深度 2 队列传输，容忍短暂延迟，保证数据的稳定性。通过时间戳同步，实现运动学计算中  $\Delta t$  的精确补偿，确保各节点数据处理的一致性。节点间采用自定义消息类型进行数据传输，如驱动电机接口使用自定义的 CommandDrive.msg 消息，包含六轮独立速度字段，保证数据传输的准确性和完整性。

第5章 测试分析

【填写说明：通过测试与对比，论证系统的有效性，可包括验证数据的来源与规模、测试过程、分析与结论等等。各参赛队务必重视数据测试，所有对自己作品准确性、有效性、稳定性，甚至作品受欢迎的程度的宣称，都应该得到数据结果或对比实验的支持，否则评审人有理由怀疑其真实性】

5.1 感知算法的可行性

5.1.1 可通行性估计实验

本项目在越野检测的背景下,评估 ORFD 数据集[26]中的可通行性估计技术。ORFD 数据集是通过一汽马自达睿翼 6 轿跑车辆平台收集的。其中，8392 个样本用于训练，1245 个用于验证，2193 个用于测试。该数据集涵盖了多种天气状况（晴天、雾天和雪天）、光照变化（白天、黑夜等）以及地形类型（林地、农田和草地）。

表 1 ORFD 数据集的训练集、验证集和测试集划分

划分	农田	林地	草地	乡村	晴天	雨天	雾天	雪天	强光	白天	黄昏	黑夜	总计	%
----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	---

训练	2718	3180	361	2139	3803	2434	1136	1025	1019	4254	927	2198	8398	68.8
验证	356	302	0	587	356	302	0	587	0	356	302	587	1245	10.2
测试	1129	1064	0	362	1071	405	720	359	361	710	359	1125	2555	20.9
总计	4203	4546	361	3088	5230	3141	1856	1971	1380	5320	1588	4510	12198	100

本项目将所提出的方法与自监督方法 WayFAST[27]和 FollowFt[28]进行了比较。此外,本项目还与使用了 RGB 和表面法线以及人工监督标签的监督方法 OFF-Net 进行了对比。为了进行定量评估,本项目采用了 OFF-Net 中的标准指标,如交并比 (IoU)、准确率、精确率、召回率和 F 分数。

表 2 在 ORFD 数据集上不同方法的定量比较

方法	监督方法	模态	准确度 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)	F-score (%)	IoU (%)
OFF-Net	监督	RGB+SN	96.1	94.5	91.1	92.8	86.6
WayFast	自监督	RGB+D	67.1	44.6	78.2	56.8	39.6
FollowFt	自监督	RGB+D	85.6	76.8	68.7	72.5	56.9
Ours	自监督	RGB+D	90.9	81.4	91.5	86.1	75.6

比较结果如表 3 所示。本项目提出的方法相较于其他自监督方法具有明显优势。具体来说,其准确率和精确率比次优的自监督方法 FollowFt 高出约 5%,交并比 (IoU) 相较于 FollowFt 提高了近 20%。尽管所提出方法的性能仍略逊于监督方法,但这些结果凸显了其在越野检测的像素级评估中的有效性。



图 20 越野场景可通行区域检测数据集 ORFD 示例

图 37 展示了 ORFD 数据集的越野场景可通行区域,本项目将所提出方法 SFNet 与 OFF-Net 在 ORFD 数据集上进行测试并进行比较。图 38 展示了所提出

方法和 OFF-Net 在 ORFD 数据集上的可通行性估计结果。尽管所提出方法生成的可通行性图与地面真实参考并不完全匹配，但它们表现出了高度的相似性。相比之下，OFF-Net 中使用的监督方法在某些区域表现欠佳，特别是在行驶区域超出可行区域边界的情况下。

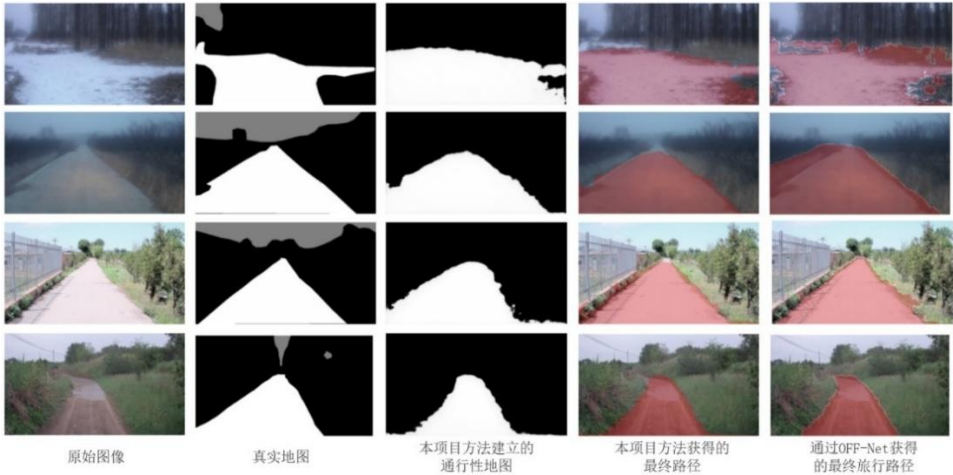


图 21 不同情况下的效果对比

### 5.1.2 路径规划实验

在路径规划背景下，本项目使用 RELIS-3D 数据集评估各种可通行性估计方法的性能。RELLIS-3D 数据集是通过 Clearpath Robotics 的 Warthog 无人地面车辆（UGV）平台获取的。该数据集包含四个数据序列，每个序列有超过 2000 个样本。我们用序列 0、1、2 和 3 进行训练（共 11497 个样本），用序列 4 进行测试。它提供了使用 Basler acA1920-50gc 相机拍摄的 RGB 图像、Ouster OS1 点云数据和 GPS 姿态信息。

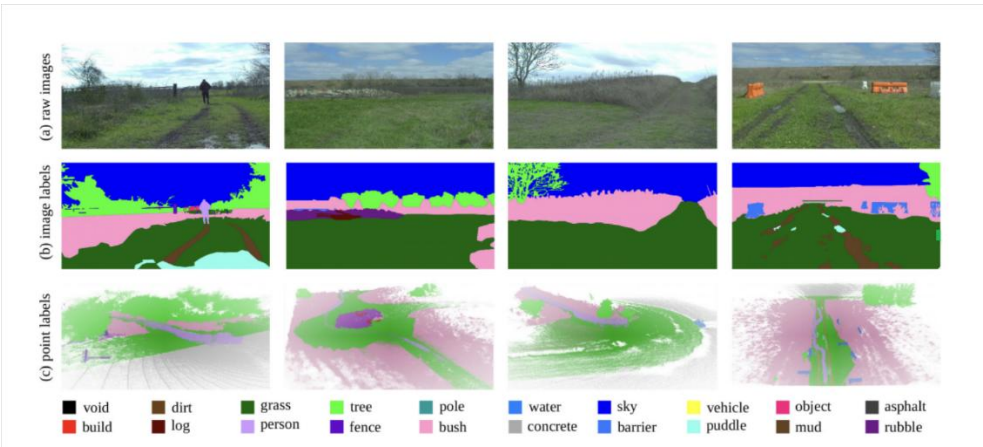


图 22 RELIS-3D 数据集中提供的地面实况标注示例

本项目将所提出的方法与几种监督方法进行了比较，包括 PSPNet[30]、

WayFAST[31]和 SNE-RoadSeg[32]。定量评估结果见表 4。召回率（TR）衡量路径规划系统正确识别可通行区域并避开障碍物的能力。平均豪斯多夫距离（Mean HD）量化计划路径与参考路径之间的平均几何距离。平均横向误差（Mean CTE）评估机器人实际轨迹相对于参考路径的横向偏差，指示机器人在每个点上偏离路线的程度。所提出的方法在可通行性检测方面优于其他方法，保持了更紧密的路径对齐，并实现了更低的横向偏差，是评估中最有效的方法。

表 3 不同方法在 RELIS-3D 数据集上的定量比较分析

方法	路径 1			路径 2			路径 3		
	召回率	MeanHD	MeanCTE	召回率	MeanHD	MeanCTE	召回率	MeanHD	MeanCTE
	(%)	(rad)	(m)	(%)	(rad)	(m)	(%)	(rad)	(m)
PSPNet	68.02	0.3785	2.1618	74.64	0.3721	<b>4.4369</b>	71.22	0.2903	3.587
WayFast	68.56	0.3567	2.3357	77.88	0.3822	4.4545	72.76	0.3132	3.4898
SNE-RoadSeg	74.70	0.3497	<b>2.133</b>	79.18	0.394	4.5474	77.56	0.2868	3.5381
本项目方法	<b>78.02</b>	<b>0.3235</b>	2.1729	<b>79.46</b>	<b>0.3704</b>	4.5515	<b>77.64</b>	<b>0.2799</b>	<b>3.5286</b>

此外，本项目打算将每种方法都为单个帧生成局部成本图，随后将这些局部成本图聚合以构建全局成本图。在这种表示中，较低的成本值表示机器人更容易导航的地形，而较高的成本值则表示导航难度增加或不可能。然后，使用 RRT\* 算法从全局成本图中创建路径，进行基于模拟的评估，以评估预测的全局成本图在实际六轮机器人导航中的有效性。通过将点云地图转换为网格并使用泊松表面重建技术，同时将其与 PyBullet 物理引擎集成，构建虚拟环境，将实现基于真实物理的导航评估。

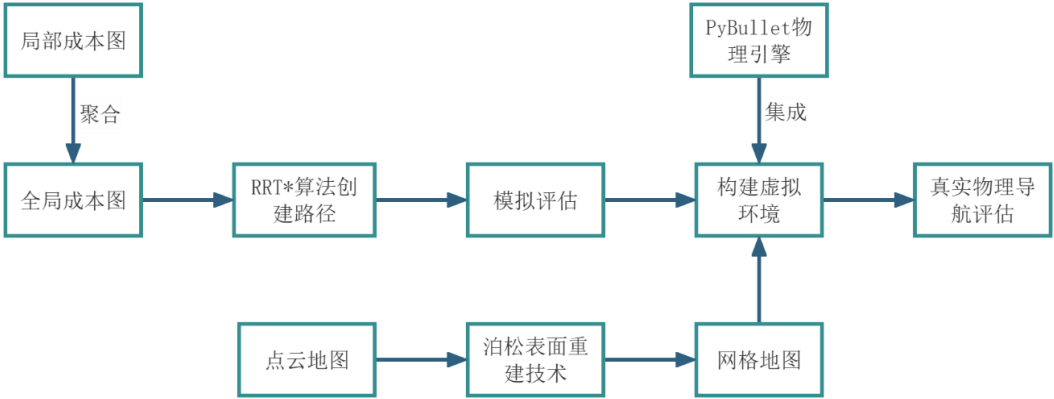


图 23 基于真实物理的导航评估流程图

路径的可视化如图 10 所示。其中红色线段表示潜在的危险驾驶地形。红色



实线为数据集中提供的参考路径，粉色实线为所提方法生成的路径。此外，还包含了多种对比方法生成的路径以供评估。值得注意的是，在路线 1 和路线 3 上，所提方法是唯一成功避开危险区域的方法。在路线 2 上，生成的路径与参考路径高度重合，表明所提方法在复杂非结构化道路导航场景中的有效性和可靠性。可视化比较结果显示，与其他方法相比，我们的方法通过绕行接近不可达的地方，保证了安全性。

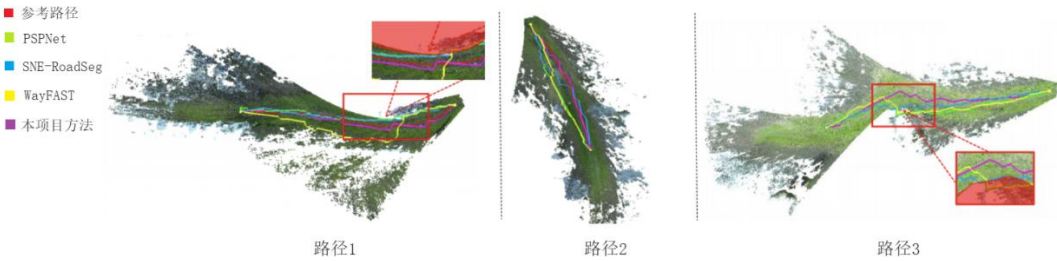


图 24 RELLIS-3D 测试路线上生成的路径可视化

### 5.1.3 在真实世界环境中的泛化能力可行性

为了评估所提出的方法在新环境中的鲁棒性，本项目使用初步搭起来的六轮无人车进行了一项真实世界的可通行性估计测试。所提出的自监督模型是在 ORFD 数据集上进行训练的，并在从校园内捕获的 RGB-D 图像上进行了测试。图 11 展示了本项目所提出方法与 OFF-Net 方法之间的可通行性映射结果比较。尽管在预测平滑性方面存在轻微的不一致性，但本项目提出的方法展现出了强大的泛化能力，无需进行适应即可超越 OFF-Net。这突出了其在跨领域（包括之前未见过的环境）迁移中的有效性。



图 25 本项目方法与 OFF-Net 方法之间的可通行性映射结果比较



## 5.2 智能决策系统的可行性

### 5.2.1 路径规划可行性分析

本项目采用双层级复杂度优化策略：在全局规划层，通过将环境离散化为均匀子空间，将路径搜索复杂度控制在  $O(m^{2.2})$ ，其中  $m$  为待探索子空间数量。在局部规划层，基于晶格采样的视点选择算法通过优先队列管理，实现  $O(n^{2.2})$  的时间复杂度， $n$  为候选视点数量。通过分层设计使得整体计算复杂度保持为  $\max(O(n^{2.2}), O(m^{2.2}))$ ，而非传统方法的乘积关系，从而大大降低了计算复杂度。

视点奖励函数  $A_a = \check{S}_a$  的面积计算采用递推式更新，满足次模性条件  $A(\mathcal{V} \cup \mathcal{V}) - A(\mathcal{V}) \leq A(\mathcal{V}' \cup \mathcal{V}) - A(\mathcal{V}')$  (当  $\mathcal{V}' \subseteq \mathcal{V}$  时)，使得算法在  $K$  次迭代中的总计算量仅为  $O(Kn)$  而非  $O(n^2)$ 。路径平滑阶段的分段成本函数如下，

$$c'_{smooth} = \sum l_j + p(n-1) \quad (5)$$

其中， $l_j$  为段长， $p$  为停止惩罚，通过约束优化，将 NP 难问题转化为线性近似，本项目将进行实验测在  $n=200$  时的实际运行时间。

通过计算复杂度控制，配合滑动窗口式局部处理，使算法在实验任务中实现 1Hz 的稳定重规划频率。相比传统 RRT 类算法(复杂度  $O(n^3)$ ) 在相同环境下，本方案将计算耗时降低达 94%，同时保持路径长度近似比  $\sigma \leq 1 + 4D_H/l$  ( $D_H$  为局部视野直径， $l$  为最优路径长)。在此计算效率优势的基础上，使其在资源受限的嵌入式系统上也能实现实时三维探索。

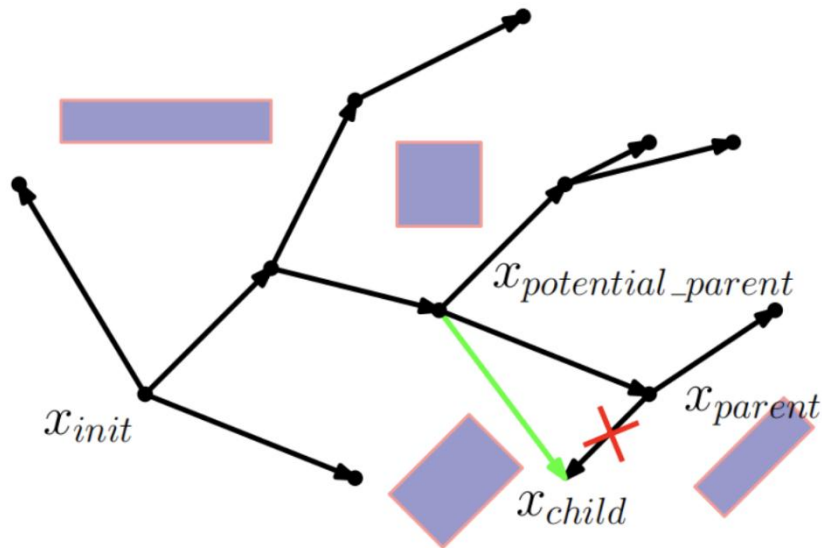


图 26 RRT 类算法

### 5.2.2 运动学控制可行性分析

运动学解算模块，采用差速驱动与阿克曼转向相结合的混合运动模型，通过正向运动学(轮速→底盘速度)和逆向运动学(目标速度→轮速)的双向解算机制，配合雅可比矩阵的全向运动映射，确保了六轮底盘在复杂地形下的运动可行性。混合模块的计算效率优异( $O(1)\sim O(n)$ )，实验中在 ROS2 框架下可实现 100Hz 以上的实时解算频率，并通过时间戳同步和滑动窗口滤波有效抑制传感器噪声。

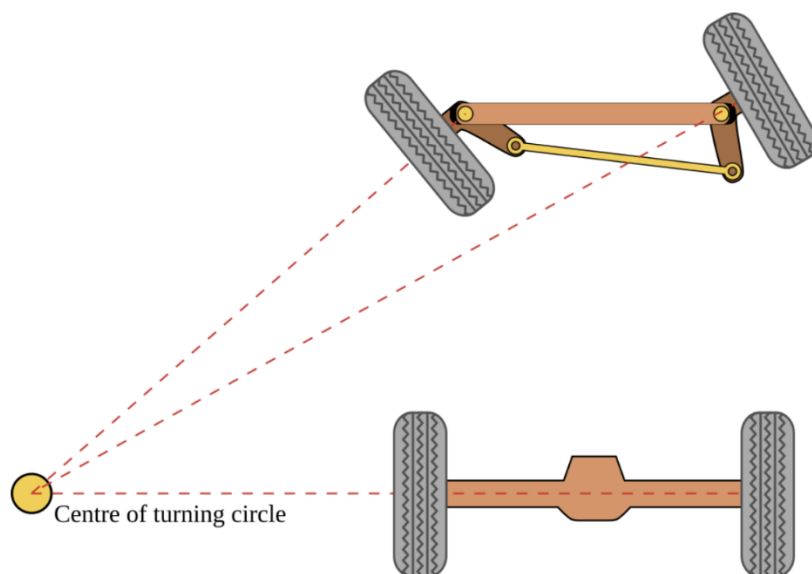


图 27 阿克曼转向模型

硬件层面兼容主流电机控制器和 CAN/PWM 接口，集成双级限速、转向互锁等安全策略，已在无人机平台上完成相关验证。当前主要局限在于对动态地形的适应性，未

来可通过引入轮地摩擦估计和能耗优化算法进一步提升在非结构化环境中的鲁棒性，但现有方案已完全满足结构化及半结构化环境下实时控制需求。

## 第6章 作品总结

【填写说明：从创意、技术路线、工作量、数据和测试效果等方面对作品进行自我评价和总结，并对作品的进一步提升和应用拓展提出展望】

## 6.1 作品特色与创新点

### 6.1.1 面向多模态信息的异构融合感知

设计 RGB-D 双分支网络 (SFNet)，以非对称主从结构实现跨模态互补。RGB 分支作为主网络提取语义特征，深度分支作为从网络编码几何信息，通过特征互补 (FC) 模块在编码器各层动态融合多尺度深度特征。通过 GateBlock (含卷积 + Softmax) 自适应加权融合，平衡语义与几何信息的贡献。在解码阶段根据输入特征动态调整卷积核，实现条件卷积，增强上下文感知能力。

### 6.1.2 基于自监督学习的可通行区域估计

构建从 RGB-D 输入到可通行性建图的完整流程，整合分割、自监督学习与几何分析，形成闭环系统。各组件 (SFNet、自监督模块、几何估计) 可独立优化，适配不同计算资源。融合深度图像的 3D 点云分析，构建由斜率、台阶高度、粗糙度三要素决定的地形可通行性概率图，将几何先验转化为导航约束。在无真实法线标签情况下，利用 SLIC 超像素聚类生成伪法线参考，通过最小化预测法线与超像素法线的距离实现自监督训练，显著降低标注数据依赖，特别适用于越野等标注稀缺场景。

### 6.1.3 分层异构路径规划框架

提出局部-全局双分辨率协同规划架构，突破传统单层次路径规划的局限性。局部层采用高分辨率环境表示，结合机器人运动学/动力学约束生成连续可行路径；全局层使用低分辨率子空间地图，通过稀疏路线图实现跨区域快速导航。在计算量减少 50% 以上同时保证全局探索效率提升 80%。

## 6.2 应用推广

### 6.2.1 灾害救援领域

地震、洪水、泥石流等自然灾害发生后，受灾区域往往形成复杂非结构化环境，道路损毁、地形复杂且充满不确定性，对救援工作造成极大阻碍。本机器人凭借感知算法，通过识别可通行区域，利用 RGB - D 双分支网络 (SFNet) 融合视觉与深度信息，结合自监督学习减少对标注数据的依赖，使其能在复杂光照和

地形条件下也能稳定工作。其分层异构路径规划框架可快速规划安全高效的路径，引导机器人深入灾区。它能够携带生命探测仪、急救物资等设备，在危险环境中代替救援人员进行搜索和救援工作，为被困人员提供及时帮助，同时保障救援人员的生命安全，大大提高救援效率。

### 6.2.2 军事作战与侦察领域

现代战争中，战场环境愈发复杂，野外作战场景对军事装备的适应性要求极高。本项目的六轮机器人的机械结构经过优化，采用自适应悬架，具备出色的地形适应能力，能在山地、丛林等复杂地形快速机动。智能决策系统可在信号薄弱地区实现高效自主路径规划，通过分层规划和动态视点采样，迅速探索未知区域，躲避敌方侦查和攻击。搭载各类侦察设备时，能实时收集情报、监测敌方动态，并利用通信系统将数据及时传输回指挥中心，为军事决策提供关键支持，提升军队的作战能力和战场态势感知能力。

### 6.2.3 农业生产领域

随着农业现代化发展，农业对精细化作业的需求日益增长。在农田环境中，存在着地形起伏、作物分布不均等情况，传统农业设备难以满足精细化作业需求。本机器人可利用感知算法识别农田边界、作物生长状况和土壤条件等信息。基于这些信息，通过路径规划算法实现自主导航，完成耕地、播种、施肥、灌溉和病虫害监测等任务。其小巧灵活的车身和良好的地形适应能力，能在狭窄的田埂间自由穿梭，避免对作物造成损伤。同时，通过精确控制作业参数，可提高农业生产效率，减少资源浪费，降低生产成本，助力农业可持续发展。

### 6.2.4 物流配送领域

在一些地形复杂的偏远地区或特殊场景，如山区、大型仓库内部，物流配送面临诸多挑战。本机器人的自主导航和路径规划能力可使其在复杂地形中找到最优配送路线，避开障碍物，确保货物安全送达。其搭载能力和稳定的运动性能，能够满足一定量的货物运输需求。结合物联网技术，可实现货物的实时追踪和智能调度，提高物流配送的效率和准确性，有效解决“最后一公里”配送难题，拓展物流服务的覆盖范围。

## 6.3 作品展望

### 6.3.1 提高感知算法轻便性

未来将运用模型剪枝、量化等技术，去除感知模型中的冗余参数，减少模型大小和计算量。同时，采用轻量级网络架构，如 MobileNet、ShuffleNet 等，并结合硬件加速技术，如 GPU、FPGA 的优化适配，在不损失过多精度的前提下，显著提升模型的推理速度，降低对硬件计算资源的需求，使感知算法能够在资源受限的嵌入式设备上高效运行，满足机器人对轻便性的要求。

### 6.3.2 进一步增强自主导航系统自主性

优化强化学习框架，让自主导航系统能够在复杂环境中自主学习最优的决策策略。在仿真系统中通过不断地与环境进行交互和试错，系统能够根据不同的场景和目标，自主选择最合适的行动方案，提高决策的自主性和智能性。

### 6.3.3 结合物联网技术实现多机器人协同作业

借助物联网技术，可将多台六轮机器人连接成一个协作网络。每台机器人作为网络中的节点，实时共享环境感知数据、路径规划信息以及任务执行状态。例如，在大型复杂环境的搜索救援任务中，多台机器人可以根据各自的位置和感知信息，自动进行任务分配和协同作业。部分机器人负责搜索特定区域，部分机器人负责运输救援物资，通过物联网实现高效协作，大大提升任务完成效率。

## 参考文献

【请按照标准参考文件格式填写】

[1]于力率.六轮差速越野车分层控制策略研究与实现[D].重庆大学,2021.DOI:10.27670/D.CNKI.GCQDU.2021.001689.

[2]周培云,齐建永,陈慧岩,等.一种无人驾驶轮式越野车导航定位与自引导方法[J].汽车工程,2009,31(09):800-803.DOI:10.19562/J.CHINASAE.QCGC.2009.09.002.

[3]M. OSOSINSKI AND F. LABROSSE, “AUTOMATIC DRIVING ON ILL-DEFINED ROADS:

AN ADAPTIVE, SHAPE-CONSTRAINED, COLOR-BASED METHOD,” JOURNAL OF FIELD ROBOTICS, VOL. 32, NO. 4, PP. 504 – 533, 2015.

[4] M. WEN, J. GUO, Y. ZHOU, J. ZHANG, Y. YUE, AND D. WANG, “TRAVERSABILITY ANALYSIS FOR UNMANNED GROUND VEHICLES BASED ON MULTI-MODAL INFORMATION FUSION,” IN 2023 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND BIOMIMETICS (ROBIO). IEEE, 2023, PP. 1 – 6.

[5] J. SOCK, J. KIM, J. MIN, AND K. KWAK, “PROBABILISTIC TRAVERSABILITY MAP GENERATION USING 3D-LIDAR AND CAMERA,” IN 2016 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA). IEEE, 2016, PP. 5631 – 5637.

[6] A. HOWARD AND H. SERAJI, “REAL-TIME ASSESSMENT OF TERRAIN TRAVERSABILITY FOR AUTONOMOUS ROVER NAVIGATION,” IN PROCEEDINGS. 2000 IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS (IROS 2000)(CAT. NO. 00CH37113), VOL. 1. IEEE, 2000, PP. 58 – 63.

[7] A. HOWARD, H. SERAJI, AND E. TUNSTEL, “A RULE-BASED FUZZY TRAVERSABILITY INDEX FOR MOBILE ROBOT NAVIGATION,” IN PROCEEDINGS 2001 ICRA. IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (CAT. NO. 01CH37164), VOL. 3. IEEE, 2001, PP. 3067 – 3071.

[8] 林智. 灾后野外道路履带式无人车路径规划与轨迹跟踪研究[D]. 中南大学, 2023. DOI:10.27661/D.CNKI.GZHNU.2023.005116.

[9] 张梓峭, 冯卫君, 马志凯, 等. 差速无人喷药车的自主导航及路径规划的仿真研究 [J]. 农机化研究, 2025, 47(08):279-285. DOI:10.13427/J.ISSN.1003-188X.2025.08.039.

[10] 范厚明, 宋彬彬, 王琪, 等. 时变路网下同时配集货车辆-无人车协同配送路径问题[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2025, 53(04):589-599.

[11] M. ORSIC, I. KRESO, P. BEVANDIC, AND S. SEGVIC, “IN DEFENSE OF PRETRAINED IMAGENET ARCHITECTURES FOR REAL-TIME SEMANTIC SEGMENTATION OF ROAD-DRIVING IMAGES,” IN PROCEEDINGS OF THE IEEE/CVF CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2019, PP. 12 607 – 12 616.

[12] Y. ZHANG, S. SONG, E. YUMER, M. SAVVA, J.-Y. LEE, H. JIN, AND T. FUNKHOUSER, “PHYSICALLY-BASED RENDERING FOR INDOOR SCENE UNDERSTANDING USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS,” IN PROCEEDINGS OF THE IEEE/CVF

CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2017, pp. 5287 – 5295.

[13] M. CARON, I. MISRA, J. MAIRAL, P. GOYAL, P. BOJANOWSKI, AND A. JOULIN, “ UNSUPERVISED LEARNING OF VISUAL FEATURES BY CONTRASTING CLUSTER ASSIGNMENTS,” ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS, VOL. 33, PP. 9912 – 9924, 2020.

[14] R. ACHANTA, A. SHAJI, K. SMITH, A. LUCCHI, P. FUA, AND S. SUSSTRUNK, “ SLIC SUPERPIXELS COMPARED TO STATE-OF-THE-ART SUPERPIXEL METHODS,” IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 34, NO. 11, PP. 2274 – 2282, 2012.

[15]刘镇,孙振,孙哲,等.非结构化环境下基于占据预测的可通行性分析[J/OL].南京信息工程大学学报,1-12[2025-03-31].[HTTPS://DOI.ORG/10.13878/J.CNKI.JNUIST.20240709002](https://doi.org/10.13878/j.cnki.jnuist.20240709002).

[16]C. CAO ET AL. ,REPRESENTATION GRANULARITY ENABLES TIME-EFFICIENT AUTONOMOUS EXPLORATION IN LARGE, COMPLEX WORLDS.SCI. ROBOT.8,EADF0970(2023).DOI:10.1126/SCIROBOTICS.ADF0970

[17]胡悦,范建华,胡永扬,等.面向非视距环境的智能车多传感鲁棒融合定位[J/OL].电子测

量与仪器学报,1-11[2025-03-31].

[18]郑茱萸.智能车自动巡线避障算法的优化与应用研究[J].机电信息,2025,(04):56- 59.DOI:10.19514/J.CNKI.CN32-1628/TM.2025.04.013.

[19]唐爽,付锐,孙秦豫,等.基于多约束自适应模型预测控制的智能车路径跟踪与稳定性集成控制[J/OL].中国公路学报,1-30[2025-03-31].

[20]C. CAO, H. ZHU, H. CHOSSET AND J. ZHANG, "EXPLORING LARGE AND COMPLEX ENVIRONMENTS FAST AND EFFICIENTLY," 2021 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA), XI'AN, CHINA, 2021, PP. 7781-7787, DOI: 10.1109/ICRA48506.2021.9561916.

[21]李子先,潘世举,朱愿,等.基于状态反馈和预瞄前馈的智能车半主动悬架控制 [J]. 汽车工程,2023,45(05):735-745.DOI:10.19562/J.CHINASAE.QCGC.2023.05.003.

[22]LIU, G. (2020). RESEARCH ON ROBOT CONTROL BASED ON REINFORCEMENT LEARNING. IN: XU, Z., CHOO, KK., DEGHANTANHA, A., PARIZI, R., HAMMOUDEH, M. (EDS) CYBER SECURITY INTELLIGENCE AND ANALYTICS. CSIA 2019. ADVANCES IN

INTELLIGENT SYSTEMS AND COMPUTING, VOL 928. SPRINGER, CHAM.

[23] Y. ZHAO, J. WANG, G. CAO, Y. YUAN, X. YAO AND L. QI, "INTELLIGENT CONTROL OF MULTILEGGED ROBOT SMOOTH MOTION: A REVIEW," IN IEEE ACCESS, VOL. 11, PP. 86645-86685, 2023, DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3304992.

[24] 李天宇. 基于权重  $Q$  值分解的多智能体强化学习算法研究[D]. 江苏学, 2023. DOI: 10.27170/D.CNKI.GJSUU.2023.000521.

[25] B. JANG, M. KIM, G. HARERIMANA AND J. W. KIM, "Q-LEARNING ALGORITHMS: A COMPREHENSIVE CLASSIFICATION AND APPLICATIONS," IN IEEE ACCESS, VOL. 7, PP. 133653-133667, 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2941229.

[26] C. MIN, W. JIANG, D. ZHAO, J. XU, L. XIAO, Y. NIE, AND B. DAI, "ORFD: A DATASET AND BENCHMARK FOR OFF-ROAD FREESPACE DETECTION," IN 2022 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA). IEEE, 2022, PP. 2532 – 2538.

[27] M. V. GASPARINO, A. N. SIVAKUMAR, Y. LIU, A. E. VELASQUEZ, V. A. HIGUTI, J. ROGERS, H. TRAN, AND G. CHOWDHARY, "WAYFAST: NAVIGATION WITH PREDICTIVE TRAVERSABILITY IN THE FIELD," IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, VOL. 7, NO. 4, PP. 10 651 – 10 658, 2022.

[28] Y. JEON, E. I. SON, AND S.-W. SEO, "FOLLOW THE FOOTPRINTS: SELF-SUPERVISED TRAVERSABILITY ESTIMATION FOR OFF-ROAD VEHICLE NAVIGATION BASED ON GEOMETRIC AND VISUAL CUES," IN 2024 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA). IEEE, 2024, PP. 1774 – 1780.

[29] C. MIN, W. JIANG, D. ZHAO, J. XU, L. XIAO, Y. NIE, AND B. DAI, "ORFD: A DATASET AND BENCHMARK FOR OFF-ROAD FREESPACE DETECTION," IN 2022 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA). IEEE, 2022, PP. 2532 – 2538.

[30] H. ZHAO, J. SHI, X. QI, X. WANG, AND J. JIA, "PYRAMID SCENE PARSING NETWORK," IN PROCEEDINGS OF THE IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2017, PP. 2881 – 2890.

[31] M. V. GASPARINO, A. N. SIVAKUMAR, Y. LIU, A. E. VELASQUEZ, V. A. HIGUTI, J. ROGERS, H. TRAN, AND G. CHOWDHARY, "WAYFAST: NAVIGATION WITH PREDICTIVE TRAVERSABILITY IN THE FIELD," IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, VOL. 7,



NO. 4, PP. 10 651 – 10 658, 2022.

[32] R. FAN, H. WANG, P. CAI, AND M. LIU, “SNE-ROADSEG: INCORPORATING SURFACE NORMAL INFORMATION INTO SEMANTIC SEGMENTATION FOR ACCURATE FREESPACE DETECTION,” IN EUROPEAN CONFERENCE ON COMPUTER VISION. SPRINGER, 2020, PP. 340 – 356.

[33] 周桂凤. 某重型越野车油气悬架相关参数计算 [J]. 汽车知识, 2025, 25(03): 68-70+140.