

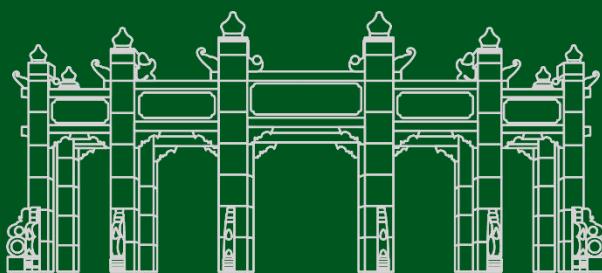
面向草坪环境的小车自动驾驶技术研究

基于扩散策略与BEV投影的自主探索与建图

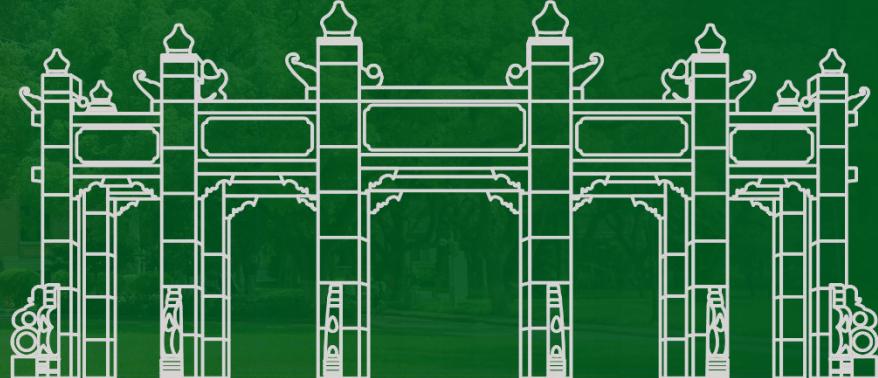
答辩人：林泽

指导老师：廖思宇

项目成员：廖佩霜、陈锦宇、胡书琨、何申、
林泽



目录 Contents



01

研究背景

Research Background

背景分析

研究问题

02

研究方法与技术框架

Research Methods and Technical Framework

研究目标

硬件搭建

技术框架及核心要点

03

研究总结与计划

Research Summary and Plan

总结项目

未来计划

研究背景

市场潜力 随着智能家居和精准农业的快速发展，自动割草机器人作为智能园艺的关键应用，具有巨大的市场潜力

核心需求



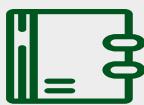
全自动化作业

实现在无人干预下的边界识别与高效覆盖



低成本普及

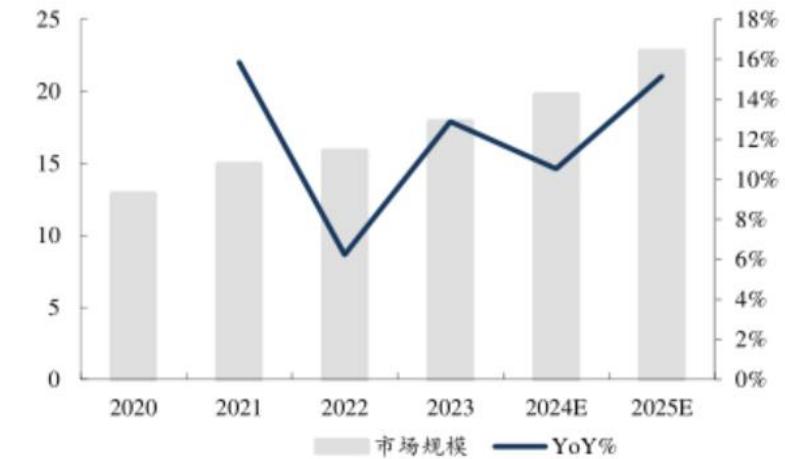
将高精度导航技术部署到消费级、低成本的硬件平台



环境适应性

系统能处理草地、沙地、非铺装路面等非结构化环境的复杂性

图26：全球割草机器人市场规模（亿美元）



数据来源：华经产业研究院，东吴证券研究所

国内割草机器人围绕智能化破局出海。根据华经产业研究院，2023年宝时得Worx智能割草机器人在德国占有率达54%，法国达到53%，意大利50%，销售额近2亿美元；富世华2023年割草机器人收入近7.6亿美元。追觅科技、九号公司等国内割草机器人公司围绕智能化提升产品力，解决用户前期布线费时费力、充电慢、效率低等痛点问题，份额有望迅速提升。

现有技术的不足

尽管市场需求旺盛，但现有的大多数解决方案仍存在明显的局限性：



高成本依赖

主流高精度方案依赖LiDAR或RTK-GPS，显著推高硬件成本，难以普及。



环境限制

传统SLAM在草地等重复的环境中容易定位失败和建图漂移。
依赖人工布设的电子围栏，部署繁琐，缺乏动态感知能力。



实时性瓶颈

复杂的深度学习模型在嵌入式平台上直接运行时，推理时间较高，不满足机器人实时决策的要求。



边界规划僵硬

传统规划器在面对开阔草地和多样性边界（高障碍/平坦/混合边界）时，无法生成平滑、最优的轨迹，需要额外的条件性修正逻辑。

大创项目申请书回顾



核心目标

提出一种纯视觉、基于扩散策略和BEV投影的自主探索与建图框架



技术路径

利用YOLOv8和NoMaD等先进算法，在保证低成本（仅使用RGB-D相机）的同时，实现高鲁棒性、高实时性的自主导航

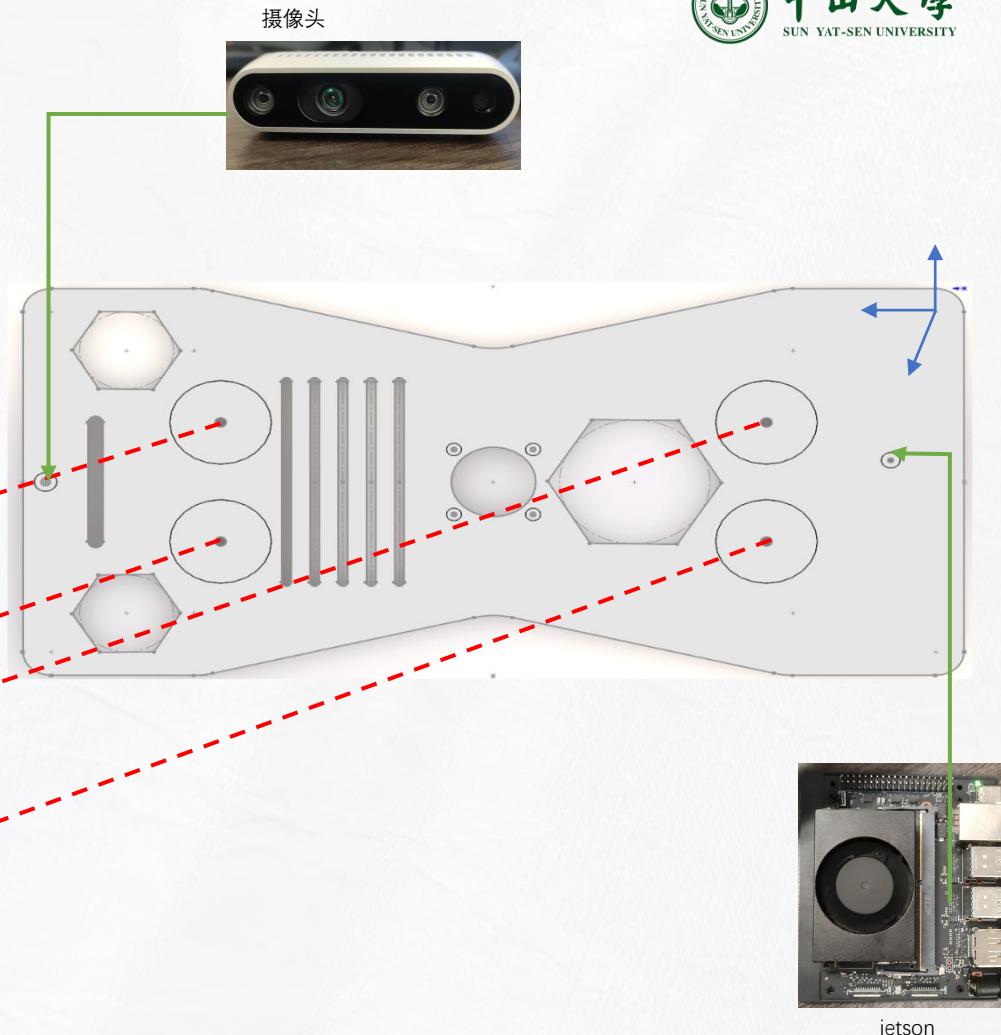
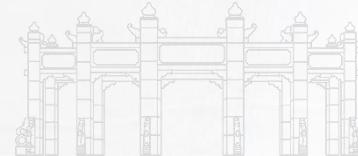
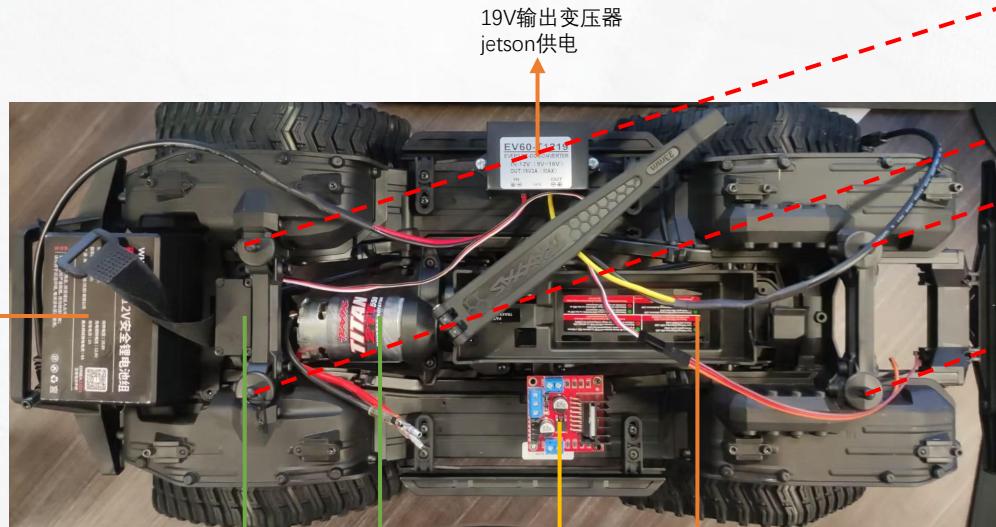


预期成果

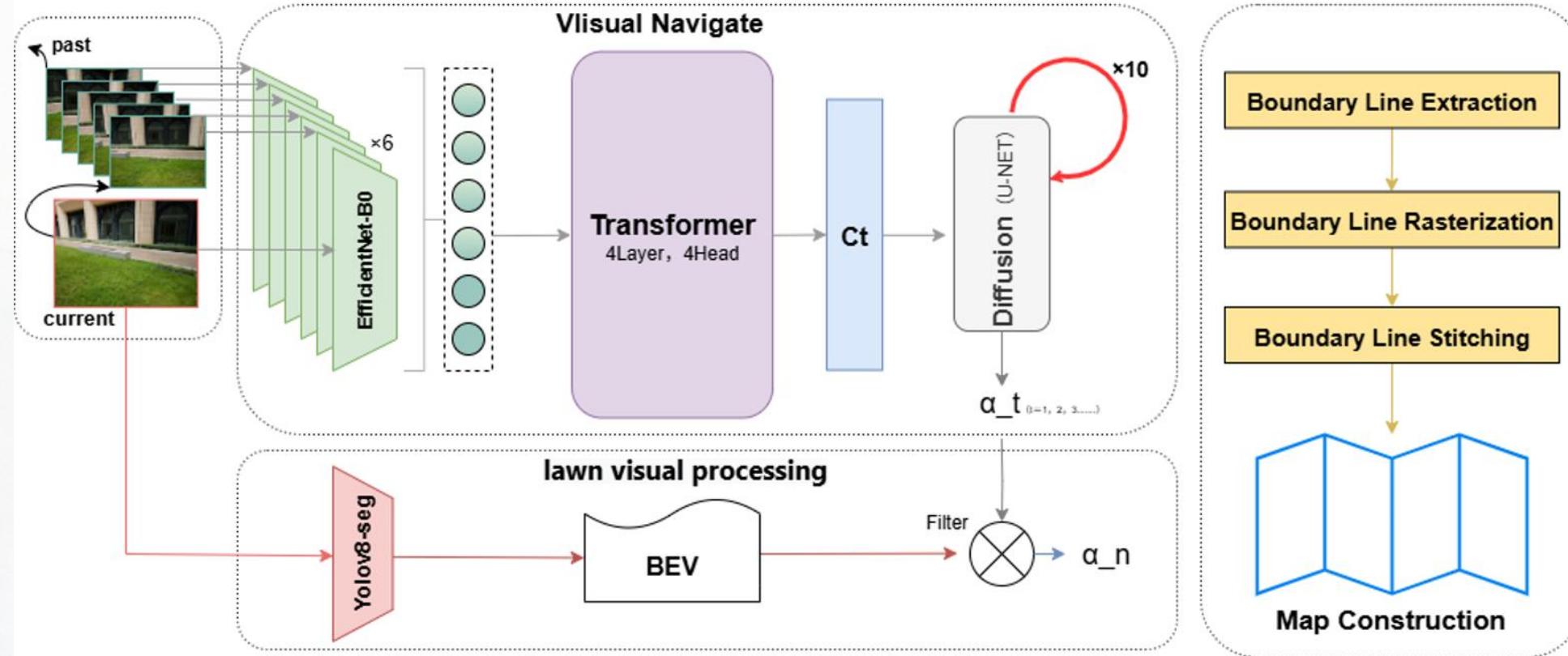
解决复杂环境视觉遮挡问题，小车系统在室内、复杂障碍环境中实现较高精度路径规划，初步适应光照变化与遮挡

小车设计与搭建

- 底盘设计：改装市面上的 RC 遥控车底盘，极大降低机械平台成本
- 计算平台：采用 NVIDIA Jetson Orin Nano，运行 YOLOv8 分割模型和 NoMaD 扩散策略模型，实现边缘端实时推理
- 感知系统：使用 Intel RealSense D435i RGB-D 相机，提供彩色图像（用于分割）和深度信息（用于规划），契合“纯视觉”需求
- 供电集成（工程难点）：设计多级供电系统，独立 12V 电池供电电机，19V 变压器供电计算平台，解决电压不统一问题



总体技术框架



- 环境感知：采用自训练 YOLOv8-seg 模型实现草坪/非草坪像素级分割
- 路径规划：基于 NoMaD Diffusion 生成候选轨迹，结合 BEV 投影 验证路径可行性
- 地图构建：通过粗搜索 + ICP 精修的两阶段配准实现 BEV 边界拼接，构建全局地图

关键技术1 - NoMaD扩散策略

模型简介

NoMaD (Goal Masked Diffusion Policies) 是一种用于导航与探索的统一深度学习模型

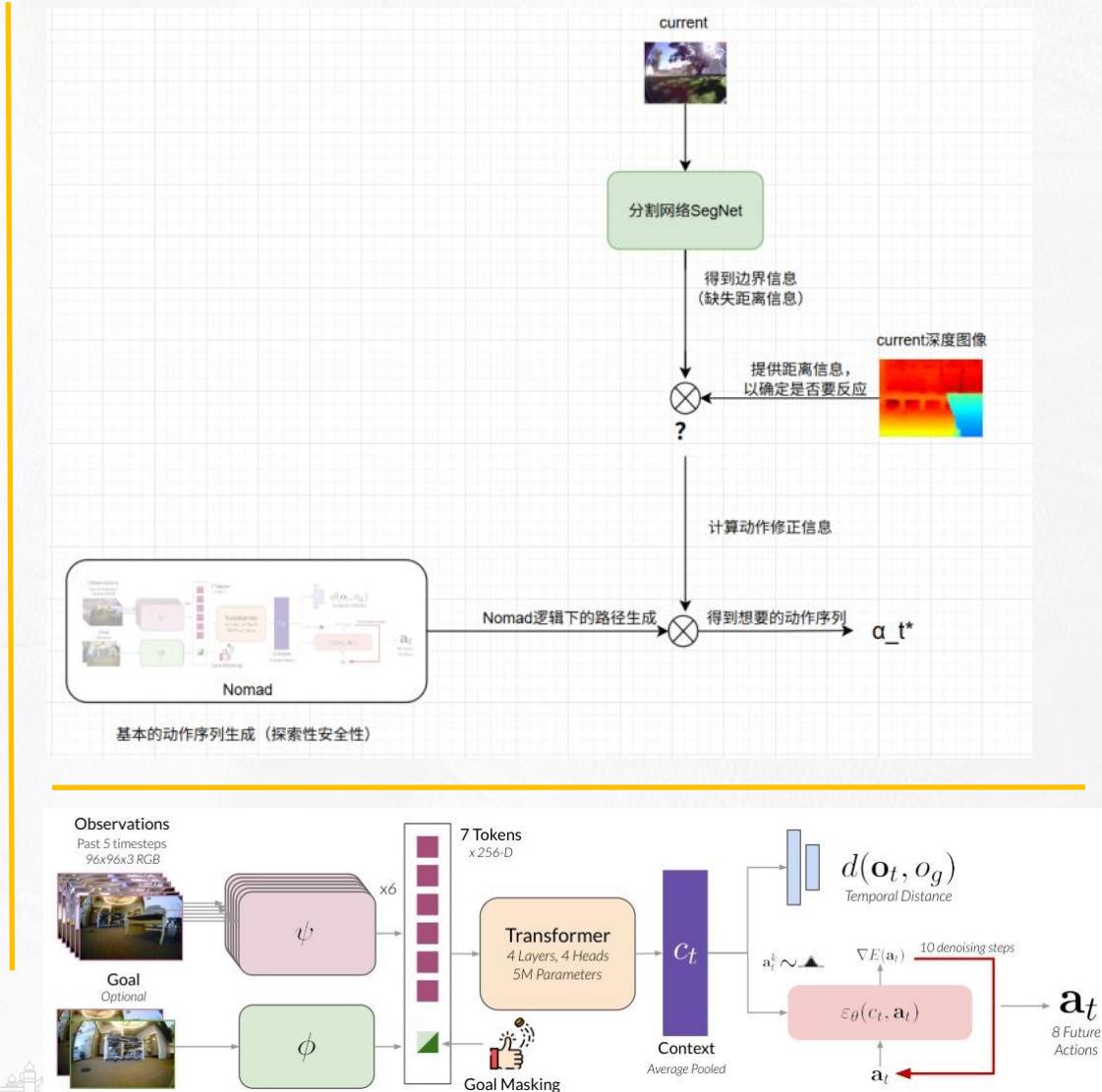
核心机制

单模型双模式——通过目标掩码机制灵活切换任务导向导航与无任务探索模式。

动作生成——结合 Transformer 编码视觉序列与扩散模型 (Diffusion)，多次采样生成多条未来动作序列

优势

无需分离模型即可实现“先探索定位、后精准抵达”，输出碰撞规避动作序列[1]



模型训练与数据集

阶段一 —— 避障预训练

使用 Tartan (越野场景) 和 Recon 公开数据集，
让模型掌握安全避障与轨迹平滑的底层能力

阶段二 —— 贴边联合微调

采用手持遥控录制的草坪边界示范数据，微调
模型以适应贴边导航任务

整个流程中，避障作为底层能力、贴边作为目
标偏好，两者解耦后统一在 Diffusion 阶段实
现

Data Description			
Modality	Dimension	Topic	Frequency
State	7	/odometry/filtered_odom	50Hz
Action	2	/cmd	100Hz
RGB Image	1024 x 512	/multisense/left/image_rect_color	20Hz
RGB Map	501 x 501	/local_rgb_map	20Hz
Heightmap	501 x 501	/local_height_map	20Hz
IMU	6	/multisense/imu/imu_data	200Hz
Shock Pos	4	/shock_pos	50Hz
Wheel RPM	4	/wheel_rpm	50Hz
Pedals	2	/controls	50Hz

```
(base) [root@iZ2VbmZ: ~] $ rosbag info 20210826_35.bag
path: 20210826_35.bag
version: 2.0
duration: 0:00:45.95
start: Aug 27 2021 01:58:03.66 (1630000663.66)
end: Aug 27 2021 02:02:49.01 (1630000989.01)
size: 990.0 MB
messages: 7540
compression: [none] (569/588 chunks)
types:
  geometry_msgs/TwistStamped
  std_msgs/Header
  nav_msgs/Odometry
  sensor_msgs/Imu
  sensor_msgs/WheelEncoder
  sensor_msgs/Image
  sensor_msgs/JointState
  sensor_msgs/PointCloud
  sensor_msgs/PointCloud2
  std_msgs/Float32
  std_msgs/Float32
  sensor_msgs/Imu
  /cmd
  /depth
  /depth_cloud
  /dynamicModelState
  /dynamicModelStatePosition
  /joy
  /joy
  /joy
  /local_rgbd
  /local_rgbd
  /multisense/left/ImuData
  /multisense/left/Image
  /multisense/left/ImageRectColor
  /multisense/right/Image
  /multisense/right/ImageRect
  /odometry/filtered_odom
  /pose/currrentPosition
  /ros_talonSteeringAngle
  /shock_pos
  /steering
  /wheel_rpm
topics:
  /cmd
  /depth
  262 msgs : geometry_msgs/TwistStamped
  262 msgs : nav_msgs/Odometry
  262 msgs : sensor_msgs/PointCloud
  147 msgs : sensor_msgs/PointCloud2
  47 msgs : dynamicModelState/dynamicModelState
  703 msgs : dynamicModelStatePosition
  176 msgs : sensor_msgs/Joy
  146 msgs : grid_map/GridMap
  146 msgs : grid_map/GridMap
  2987 msgs : sensor_msgs/Imu
  147 msgs : sensor_msgs/Image
  147 msgs : sensor_msgs/Image
  147 msgs : sensor_msgs/Image
  173 msgs : sensor_msgs/Imu
  374 msgs : nav_msgs/Odometry
  10 msgs : pose/currrentPosition
  170 msgs : std_msgs/Float32
  524 msgs : racecar/rp_wheel_encoders
  524 msgs : racecar/rp_wheel_encoders
  524 msgs : racecar/rp_wheel_encoders
  524 msgs : racecar/rp_wheel_encoders
```

Tartan公开数据集



01

贴边联合微调



阶段一

避障预训练

阶段二

贴边联合微调

03

04

关键技术2 - NoMaD 路线生成与应用阶段筛选



生成阶段

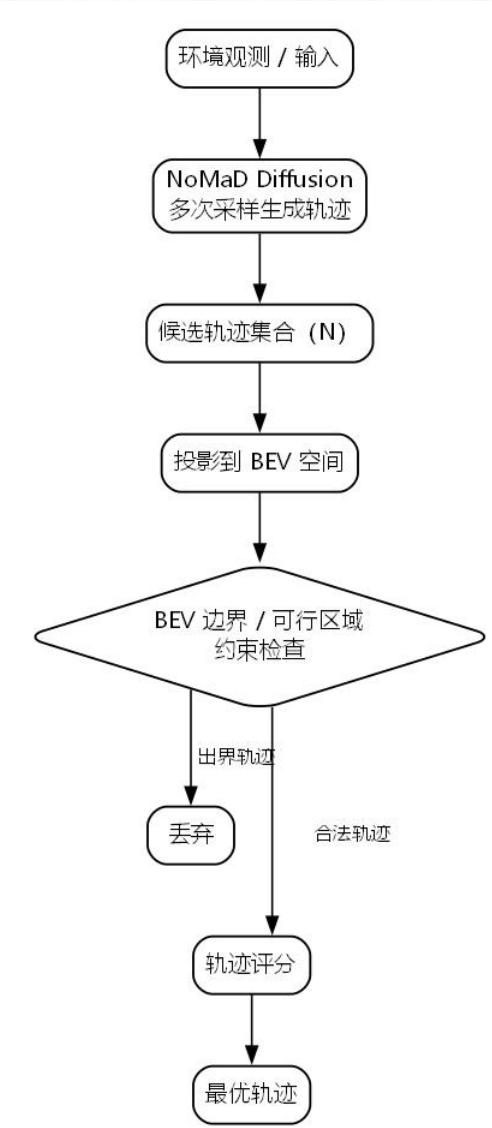
NoMaD模型一次生成 8-10 条候选轨迹，每条轨迹包含未来 10 步的动作序列，通过 TensorRT 加速扩散模型推理，将轨迹生成时间从 350ms 降至 150ms，结合 BEV 轨迹验证，使规划模块整体延迟控制在 200ms 内

BEV约束 检查

将候选轨迹映射到 BEV（鸟瞰）空间，利用 YOLO 分割得到的草坪 Mask 评估可行性，剔除不完全落在可行区域内的轨迹

最优决策

在合法轨迹集合中，选择最优（如贴边或指向未知区域）的轨迹执行，从而实现“条件性修正”，例如选“完全在边界内、且与边界近似相切/贴边”的那条作为最终路线。



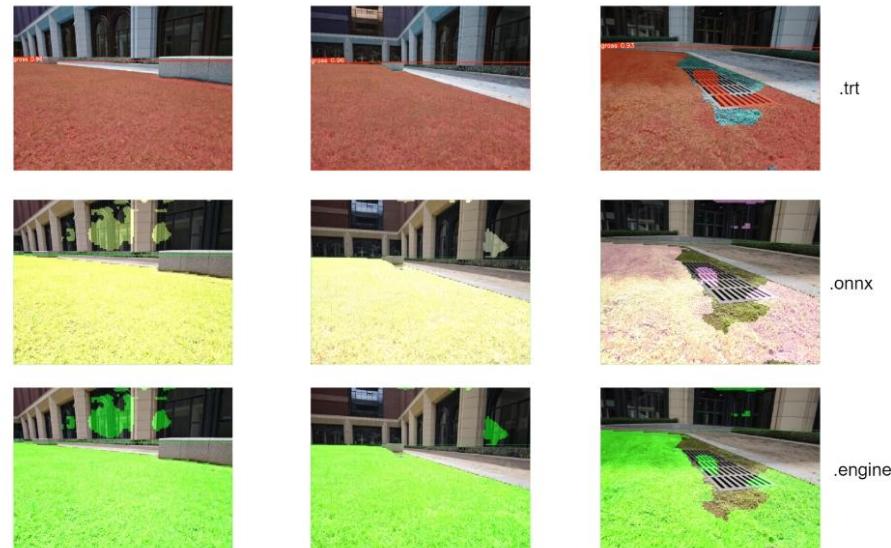
NoMaD运行日志



中山大學
SUN YAT-SEN UNIVERSITY

边缘端部署优化

特性	PyTorch 直接部署	TensorRT 部署
硬件兼容性	支持 CPU、多厂商 GPU、TPU 等	仅 NVIDIA GPU
开发灵活性	动态图调试方便，支持快速迭代	需固定模型结构，转换流程复杂
泛化能力	一次训练，多处部署	强依赖 NVIDIA 生态
极限性能	中等（依赖硬件驱动优化）	极高（针对 NVIDIA GPU 深度优化）



硬件针对优化后速度提升，效果基本不变

工程挑战

复杂的扩散模型在 Jetson Orin Nano 上直接推理延迟极高 (>4000ms)，无法满足实时性

解决方案

实现从 PyTorch 到 TensorRT 的迁移，通过算子融合与精度量化加速推理

优化结果

总体运行平均时间由 4000+ms 缩短到 200-300ms，结合 BEV 验证，整体规划延迟控制在 200ms 内，成功实现实时导航

边缘端部署优化

```
(vint_deployment) s-team@ubuntu:~/Desktop/visualnav-transformer-math/deployment$ python explore.py
Using device: cuda
[08/13/2025-02:23:29] [TRT] [W] Using an engine plan file across different models of devices is not recommended and is likely to affect performance or even cause errors.
[08/13/2025-02:23:30] [TRT] [W] Using an engine plan file across different models of devices is not recommended and is likely to affect performance or even cause errors.
Loaded segmentation engine: weights/yolov8s-seg.engine
[INFO] [1755023017.30690237] [exploration]: Candidates: [0, 1, 2, 3, 4, 5, 7], chosen: 0, cycle: 4.754s
[INFO] [1755023021.074439686] [exploration]: Candidates: [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7], chosen: 0, cycle: 3.768s
[INFO] [1755023024.734781216] [exploration]: Candidates: [1, 2, 4, 5, 7], chosen: 1, cycle: 3.651s
[INFO] [1755023028.352613195] [exploration]: Candidates: [0, 2, 3, 4, 5, 6, 7], chosen: 0, cycle: 3.606s
[INFO] [1755023031.976691037] [exploration]: Candidates: [0, 2, 3, 4, 6, 7], chosen: 0, cycle: 3.617s
[INFO] [1755023035.804220451] [exploration]: Candidates: [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6], chosen: 0, cycle: 3.815s
]

(vint_deployment) s-team@ubuntu:~/Desktop/visualnav-transformer-math/deployment$ python explore.py
Using device: cuda
[08/13/2025-02:21:56] [TRT] [W] Using an engine plan file across different models of devices is not recommended and is likely to affect performance or even cause errors.
[08/13/2025-02:21:56] [TRT] [W] Using an engine plan file across different models of devices is not recommended and is likely to affect performance or even cause errors.
Loaded segmentation engine: weights/yolov8s-seg.engine
[iter 1] total=4979.8ms preproc=396.7ms ve_trt=260.8ms diff=168.6ms(np_trt=63.1ms sched=97.2ms) seg=211.1ms bev=3855.2ms vis=22.2ms pub=0.8ms
    running avg (ms): total=4979.8, preproc=396.7, ve_trt=260.8, diff=168.6,
    seg=211.1
[iter 2] total=3915.3ms preproc=43.6ms ve_trt=45.8ms diff=97.7ms(np_trt=44.7ms sched=43.2ms) seg=91.6ms bev=3599.1ms vis=20.9ms pub=0.8ms
    running avg (ms): total=4447.5, preproc=220.2, ve_trt=153.3, diff=133.1,
    seg=151.4
[iter 3] total=3870.5ms preproc=56.3ms ve_trt=38.4ms diff=149.5ms(np_trt=81.9ms sched=57.3ms) seg=125.6ms bev=3467.2ms vis=16.2ms pub=0.5ms
    running avg (ms): total=4255.2, preproc=165.6, ve_trt=112.3, diff=138.6,
    seg=142.8
[iter 4] total=3731.5ms preproc=40.2ms ve_trt=23.5ms diff=82.9ms(np_trt=47.2ms sched=28.9ms) seg=97.7ms bev=3455.8ms vis=15.6ms pub=0.5ms
    running avg (ms): total=4124.3, preproc=134.2, ve_trt=90.1, diff=124.7,
    seg=131.5
[iter 5] total=3764.7ms preproc=39.7ms ve_trt=23.8ms diff=89.5ms(np_trt=53.5ms sched=28.1ms) seg=70.6ms bev=3505.7ms vis=16.5ms pub=0.5ms
    running avg (ms): total=4052.4, preproc=115.3, ve_trt=76.8, diff=117.6,
    seg=119.3
```

```
BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=398.3, preproc=70.7, ve_trt=51.6, diff=109.3, seg=86.2, bev=1.2
[iter 10] total=226.6ms preproc=40.6ms ve_trt=30.1ms diff=67.1ms(seg=57.6ms)
bev=0.1ms vis=14.8ms pub=0.6ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=374.6, preproc=67.7, ve_trt=49.5, diff=105.1, seg=83.3, bev=1.1
[iter 11] total=245.2ms preproc=40.8ms ve_trt=28.8ms diff=74.7ms(seg=73.2ms)
bev=0.1ms vis=20.1ms pub=0.5ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=362.3, preproc=65.2, ve_trt=46.9, diff=102.4, seg=82.4, bev=1.0
[iter 12] total=260.3ms preproc=45.0ms ve_trt=18.3ms diff=65.9ms(seg=68.0ms)
bev=0.1ms vis=47.2ms pub=0.5ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=353.8, preproc=63.5, ve_trt=44.5, diff=99.3, seg=81.2, bev=1.0
[iter 13] total=321.6ms preproc=41.7ms ve_trt=18.1ms diff=77.4ms(seg=54.2ms)
bev=0.1ms vis=114.9ms pub=0.5ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=351.3, preproc=61.9, ve_trt=42.5, diff=97.6, seg=79.1, bev=0.9
[iter 14] total=238.0ms preproc=40.4ms ve_trt=32.9ms diff=69.3ms(seg=54.2ms)
bev=0.1ms vis=19.8ms pub=0.5ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=342.7, preproc=60.3, ve_trt=41.8, diff=95.6, seg=77.4, bev=0.8
[iter 15] total=214.4ms preproc=39.9ms ve_trt=21.1ms diff=65.8ms(seg=54.1ms)
bev=0.1ms vis=14.2ms pub=0.6ms
    BEV info: BEV reused (last at 12:15:02); running avg (ms): total=334.1, preproc=59.8, ve_trt=40.4, diff=93.6, seg=75.8, bev=0.8
[iter 16] total=235.7ms preproc=51.3ms ve_trt=18.4ms diff=68.7ms(seg=52.9ms)
bev=0.9ms vis=18.5ms pub=0.9ms
    BEV info: BEV computed (points cap=50000); running avg (ms): total=328.0, preproc=58.5, ve_trt=39.8, diff=92.1, seg=74.4, bev=1.2
[iter 17] total=239.9ms preproc=47.1ms ve_trt=18.0ms diff=68.1ms(seg=59.9ms)
bev=0.1ms vis=28.0ms pub=0.6ms
```

工程挑战

复杂的扩散模型在 Jetson Orin Nano 上直接推理延迟极高 (>4000ms)，无法满足实时性

解决方案

实现从 PyTorch 到 TensorRT 的迁移，通过算子融合与精度量化加速推理

优化结果

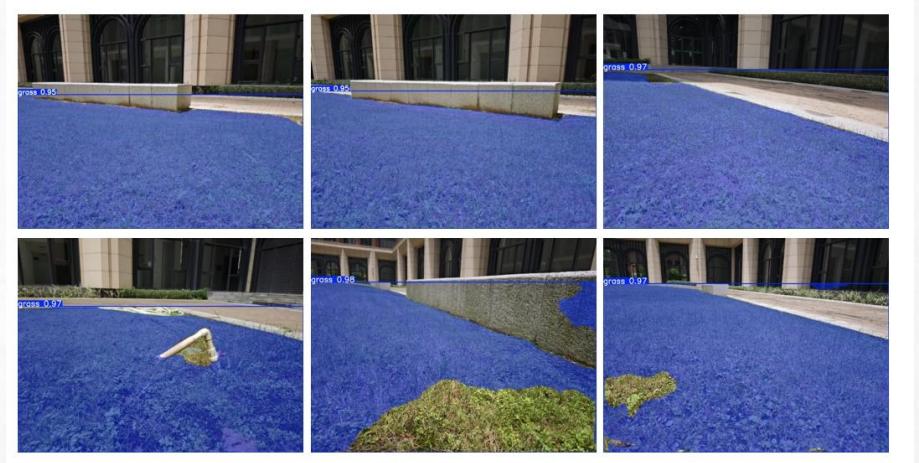
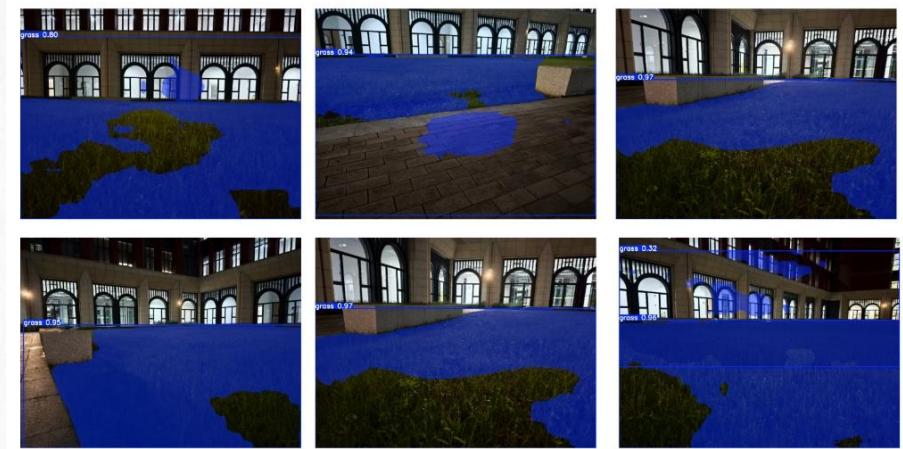
总体运行平均时间由 4000+ms 缩短到 200-300ms，结合 BEV 验证，整体规划延迟控制在 200ms 内，成功实现实时导航

关键技术3 - 视觉感知与BEV建图

语义分割

使用通用+专用数据集训练 YOLOv8，在复杂光照下（如夜晚干草）仍保持高鲁棒性
其中“白天干草” mAP@0.5为0.872，“夜晚干草”
为0.806

YOLOv8分割图



关键技术3 - 视觉感知与BEV建图

语义分割

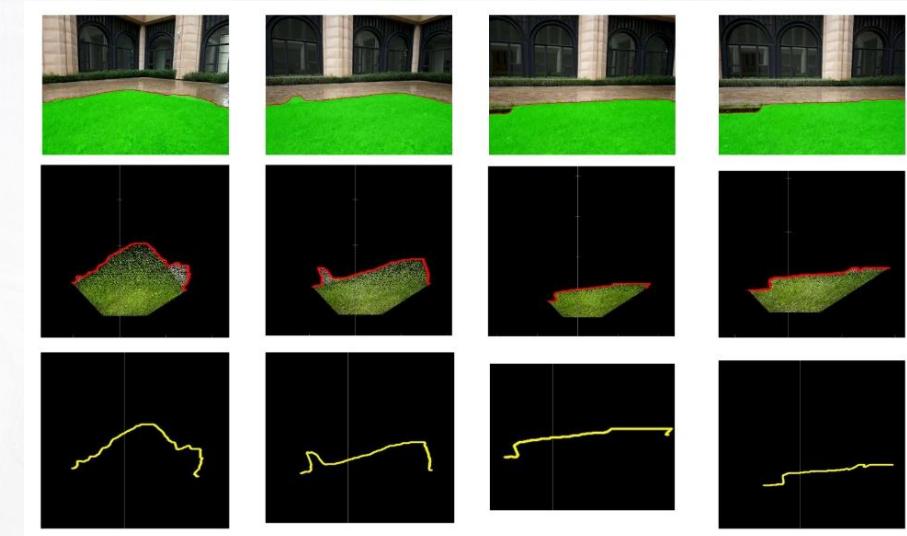
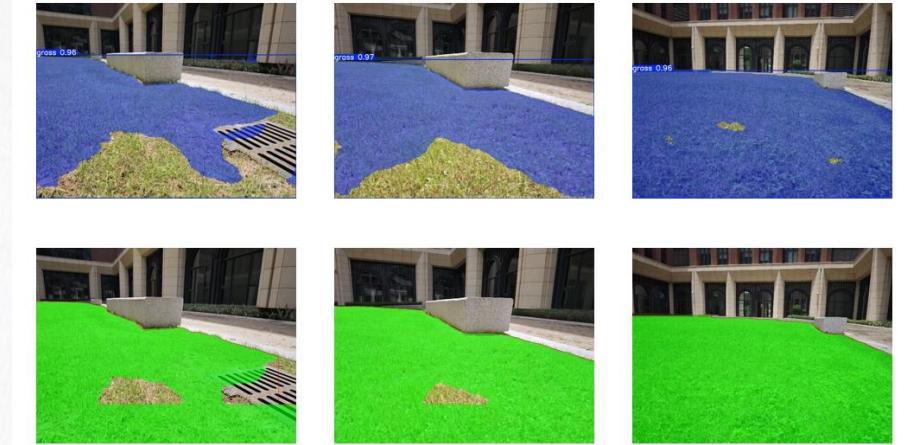
使用通用+专用数据集训练 YOLOv8，在复杂光照下（如夜晚干草）仍保持高鲁棒性

其中“白天干草” mAP@0.5为0.872，“夜晚干草”为0.806

逆透视变换 (IPM)

利用相机内参及安装外参计算单应性矩阵，将 YOLO 生成的草坪掩码精确投影到 BEV 栅格地图

BEV转换图



关键技术3 - 视觉感知与BEV建图

语义分割

使用通用+专用数据集训练 YOLOv8，在复杂光照下（如夜晚干草）仍保持高鲁棒性

其中“白天干草” mAP@0.5为0.872，“夜晚干草”为0.806

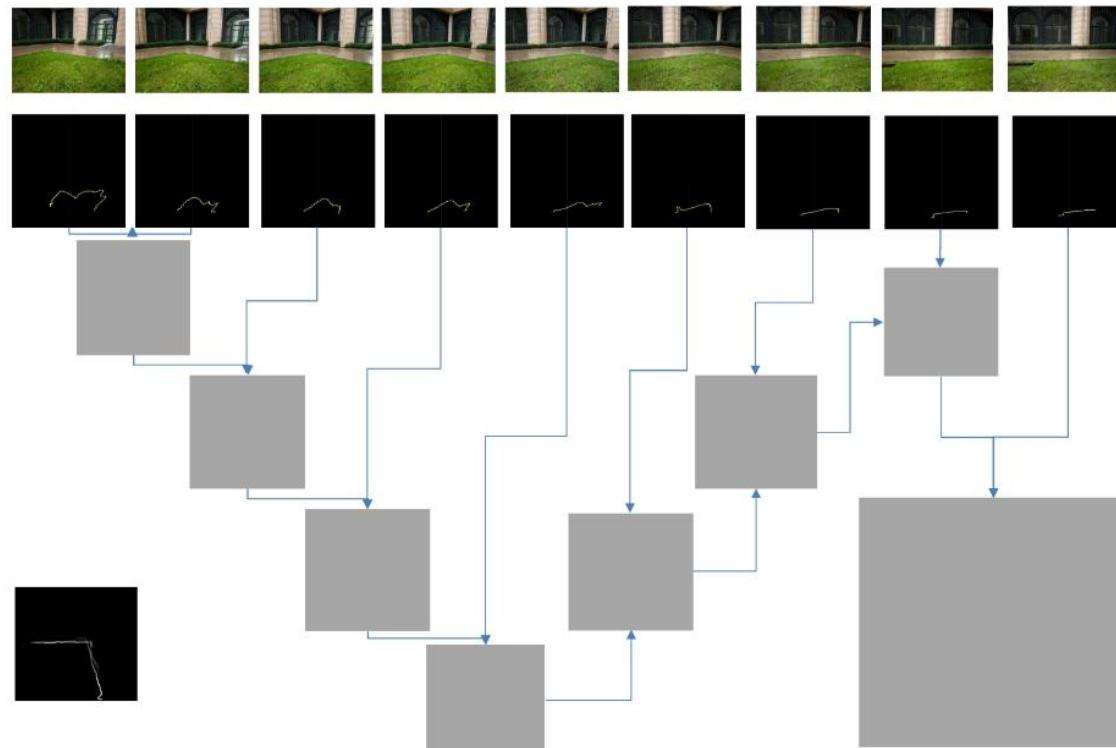
逆透视变换 (IPM)

利用相机内参及安装外参计算单应性矩阵，将 YOLO 生成的草坪掩码精确投影到 BEV 栅格地图

地图拼接

引入IMU陀螺仪数据辅助，使用 Pairwise Stitching 技术进行地图拼接，构建草坪俯视地图[1]

拼接图



[1] Sani E, Sgorbissa A, Carpin S. Improving the ros 2 navigation stack with real-time local costmap updates for agricultural applications[C]//2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2024: 17701-17707.

项目总结

1. 实现了纯视觉端到端的低成本自主导航方案
2. 创新结合了 NoMaD Diffusion (生成多样性) 与 BEV技术 (安全约束)，解决了传统规划器僵硬的问题
3. 成功攻克了边缘设备上的实时推理难题



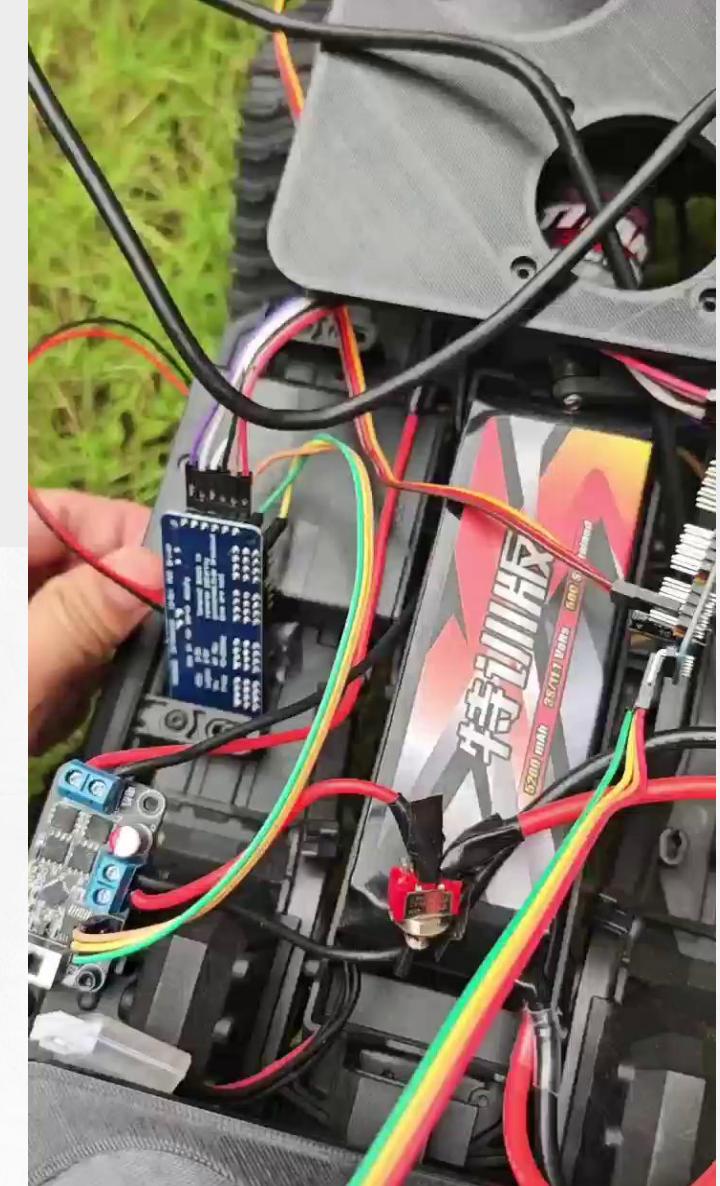
未来计划

1. 多模态融合
针对RGB视觉在极端环境的局限，计划引入IMU或低成本雷达提高建图准确度。
2. 全尺度地图优化
改进地图拼接算法，解决大范围场景下的累积漂移问题



实机视频展示

Phase 1: Safety Testing of the Robot During Lawn Operation





中山大學
SUN YAT-SEN UNIVERSITY

谢谢观看

SUN YAT-SEN UNIVERSITY 2025