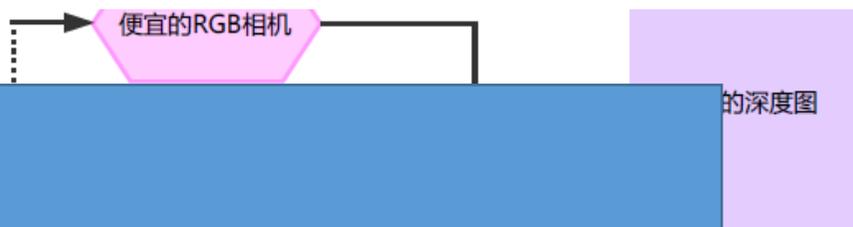


# 工作报告

2017级博士：屠晓涵

# 背景



1. 机器人怎

2. 目前比较  
普通  
深度  
激光

3. 利用CNN进



点云图

力

# 创新性

1. 制定不同传感器条件下机器人估计场景建立密集深度图的方案

- 只有雷达情况下，重建准确的密集点云图

2.

3. 通过自己设计的损失函数使模型最优，预测最准

# 一个框架

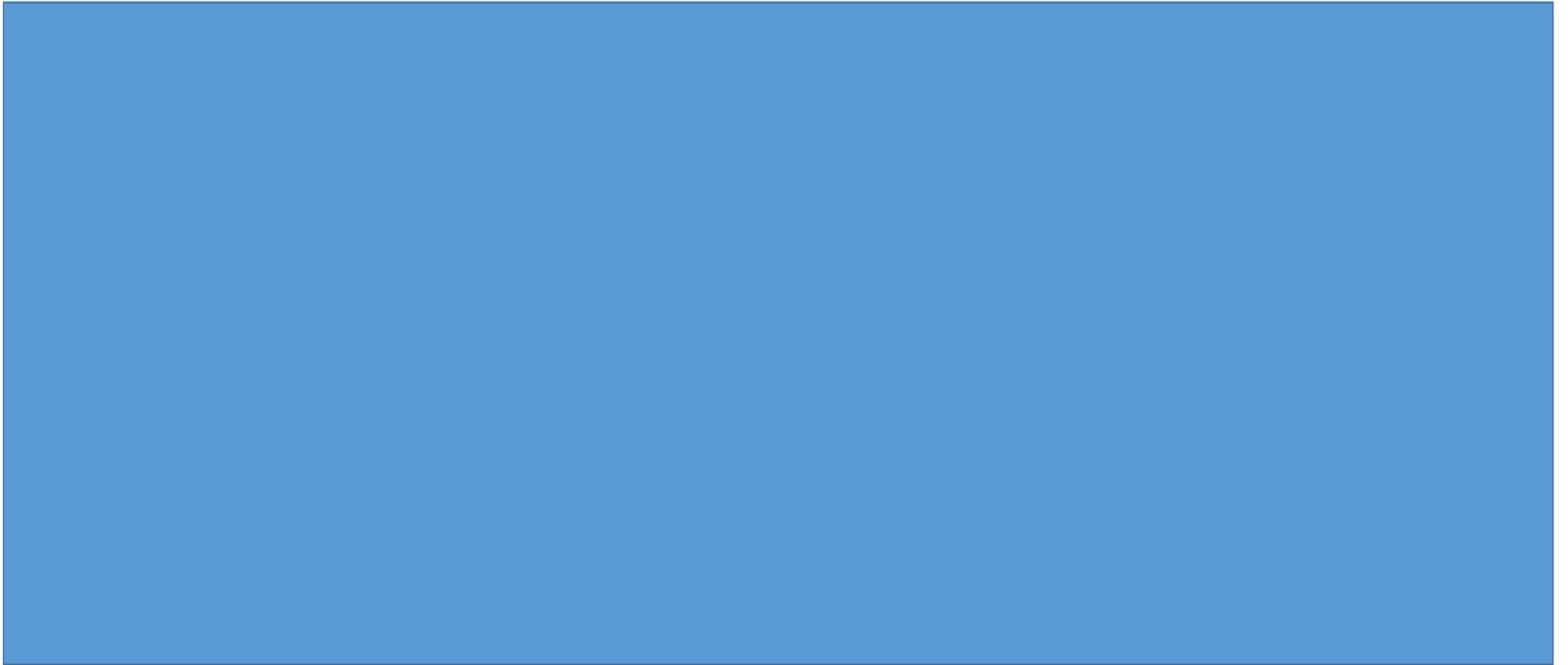
- 池化
- 卷积



# 模型的优化

- 深度回归问题：全局+局部策略
- 采用迁移学习，之后进行fine-tuning。实现局部调优，提高精度。

- 
-



# 机器人应用

- **验证1:** 辅助机器人SLAM工作，用标准数据集实现。其绝对尺度是从第一帧的地面真实深度图像获取。由视觉里程计产生的3D坐标被反投影到RGB图像空间上以创建稀疏深度图像。使用RGB和稀疏深度图像作为预测的输入。然后从这些可靠的预测中重建密集点云，并使用VIO的轨迹估计将它们拼接在一起。
- **验证2:** 应用于LiDAR超分辨率（稀疏深度作为输入），创建比原始测量更密集的点云图

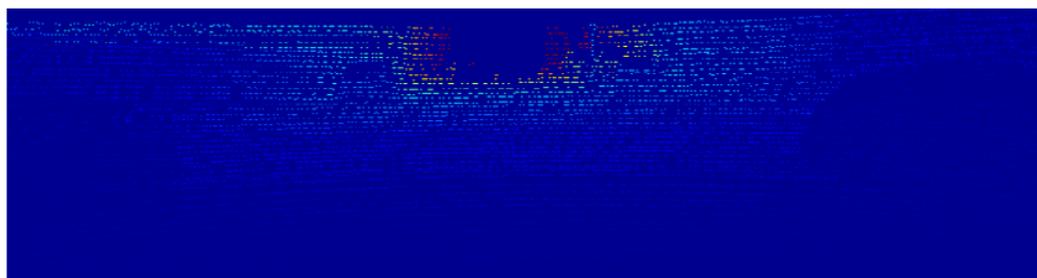
# 机器人应用：室外建图

- 应用于雷达超分辨率构建深度图

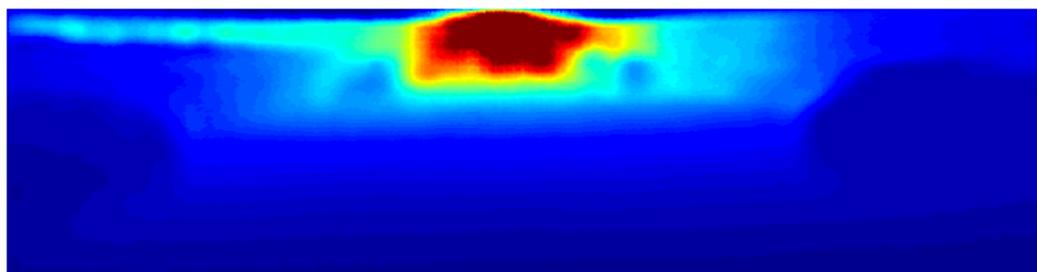


- 上图：RGB

- 中图：原始稀疏点云数据



- 下图：预测密集深度图



- **验证2：**汽车在预测中比在原始扫描中更容易识别。创建比原始测量更密集的点云。

# 机器人应用：室内建图

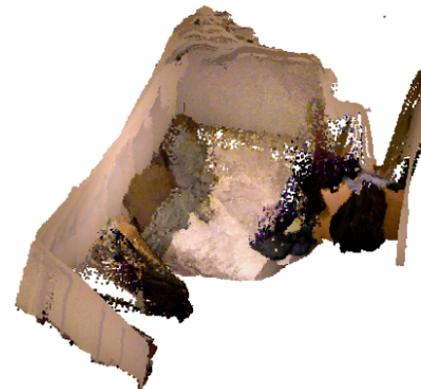
- (a) RGB
- (b) 稀疏地标
- (c) 地面真相点云
- (d) 预测点云，通过拼接来自每个帧的RGBd预测而创建。



(a) RGB



(b) sparse landmarks



(c) ground truth map

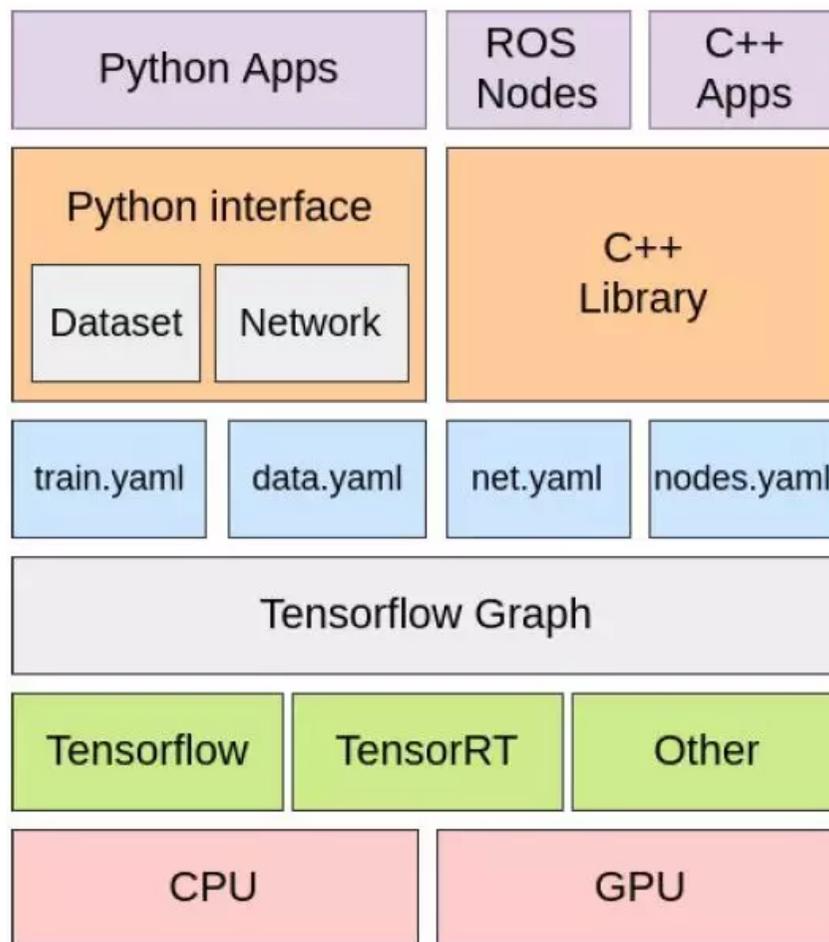


(d) prediction

验证1：服务于SLAM和视觉惯性测距（VIO）：创建密集深度图。

# 后期计划

- 在真实的机器人平台上进行相关的部署工作
- 提高机器人实时感知场景的能力
- 顶级会议论文理论应用到机器人上
- ROS负责推理，云端负责训练



# 题目

- Learning Depth Maps from ? with Dual Path Networks
- 怎么体现本工作可应对多传感器的策略？

谢谢观看