

Pseudo Depth Maps for RGB-D SLAM

引言：介绍了SLAM（Simultaneous Localization and Mapping）的重要性以及视觉SLAM的组成部分。讨论了单目视觉里程计（VO）的问题，特别是尺度歧义问题。

相关工作：对比了主流视觉传感器，着重讨论了单目深度估计的发展和SLAM框架的演变。

方法：详细介绍了如何通过深度学习框架生成伪深度图，并将其输入到SLAM框架中。

实验：论文使用KITTI数据集进行实验，比较了使用伪RGB-D数据与其他方法的性能。

结论和未来工作：提出了使用单目相机生成伪深度图的方法，提出了未来工作的方向。

创新点

伪深度图的生成：提出了一种将单目深度估计结果转化为16位伪深度图的方法。

伪RGB-D数据的使用：结合生成的伪深度图和单目图像作为伪RGB-D数据，在SLAM中直接使用，无需Python到C++的模型端口转换。

参数调整方案：为RGB-D相机提供了一个调整尺度因子和相机基线参数的方案。

方法模型

使用Monodepth2进行单目深度估计。

生成的深度预测结果转换为16位伪深度图。

将伪深度图与单目图像结合，创建伪RGB-D数据集。

使用ORB-SLAM3测试伪RGB-D数据。

反思总结

论文提出的方法在KITTI数据集上的实验结果表明，使用伪RGB-D数据在SLAM中可以达到与立体相机相当的性能，这对于只有单目相机的场景非常有价值。

然而，当使用室内数据时，论文发现Monodepth2的性能存在局限性，表现出轨迹漂移，这表明模型可能需要针对不同场景进行重新训练和调整。

未来的研究可能会探索更适用于密集建筑和导航系统的伪深度映射方案，并开发更完整的SLAM系统。

RGB-D

微软公司在 2010 年下半年推出了 Kinect 相机，它能够同时获得环境的颜色（RGB）信息和深度（Depth）信息（合称为RGB-D 信息），价格及性能上的优势使得它在机器人RGB-D SLAM 领域得到了广泛的研究与应用。

使用RGB-D ICP 的思想对得到的RGB-D 帧图像进行配准求解刚体运动变换，使用视觉信息进行闭环检测，然后使用SLAM 优化工具TORO 对相邻帧之间的运

动变换和检测到的闭环约束进行全局优化得到全局一致的点云，最终以面元（Surfels）表示形式来表示所得到的点云。

激光SLAM 技术进展-2023

面对运动场景和复杂场景时，基于点云匹配的激光雷达里程计鲁棒性较差，容易失效，大规模场景下的后端优化算法会消耗大量计算资源，无法满足实时性的要求，以及不同场景下回环检测的成本较高且易误匹配等问题

3D 激光SLAM 技术包括以下组成部分：数据预处理、前端激光里程计、后端优化算法、回环检测和地图构建。

激光里程计的核心问题是三维点云匹配问题，

回环检测用于解决传感器移动测图过程中的累积误差：LOAM框架(典型)

主流研究方向：1. 多种传感器融合 2.多源信息融合 3. 深度学习知识

在2Dslam中，早期的建图方法(Karto SLAM)，后来Cartographer，傅里叶可以优化slam框架啊

3Dslam中，LOAM通过提取各点曲率来获得线和面的特征，同时有很高的扩展性，允许深入研究(包括：轻量级lightweight，增加回环检测模块，2 级失真补偿，位置先验条件)

融合传感器方向，惯性测量单元（IMU），-》LIOM框架，LeGO-LOAM

点云数据

点云数据庞大-》点云的特征提取，采样，聚类

特征提取：基于图像特征检测；基于点云边缘分割；基于离散点云几何特征；基于点云聚类；基于深度学习（多视图，体素化，卷积）

点云采样：传统；聚类；信息熵；深度学习

xx聚类：kmeans，DBSCAN

后端优化 回环检测

激光SLAM 系统经过点云扫描匹配，能够利用相邻2 帧点云之间的关系恢复出短时间内的载体位置和姿态
核心思想是通过图论，调整节点的位姿，达到精确的优化效果

图优化SLAM普遍存在鲁棒性和实时性问题

回环检测主要通过全局数据关联判断是否到达历史场景，其核心目的是通过匹配在不同位置和角度下采集到的点云数据，判断路径是否存在的重复区域，从而有效纠正累积误差，提高配准精度，促使地图闭环并生成全局一致性的映射地图

激光VS视觉

激光利用雷达采集信息确定距离，视觉捕捉图像；激光实现高精度；算法实现方面，激光SLAM 是将激光雷达所获取到的点云数据进行滤波和帧间匹配，实现定位和建图的任务；视觉SLAM 的观测模型是将空间中的3D 点投影到平面坐标系下得到二维图像，通过对图像的特征匹配和重建，来实现定位和建图。

未来趋势

多源传感器融合；深度学习挖掘特征

首先，在复杂环境和动态条件下，观测信息中存在大量的未知模型噪声和粗差。为保证系统的有效性和精度，需要针对不同环境和动态性变化，采取相应的优化策略。其次，在后端优化过程中，存在许多复杂的非线性运算。当处理大规模点云数据时，可以通过采用并行计算和分布式计算等方法来提高运算效率。

视觉SLAM 综述-2016

SLAM创建的地图对后续的定位起决定性作用，

Visual SLAM（视觉同步定位与地图构建）是一个在计算机视觉和机器人领域中快速发展的领域。以下是对Visual SLAM的一个综述：

定义与目的

- 定义：**Visual SLAM指的是利用视觉数据（通常来自摄像机）来估计机器人的位置和方向的同时，构建其周围环境的地图。
- 目的：**提供低成本、高效的空间感知能力，尤其是在GPS信号弱或不可用的室内环境中。

关键组件

- 摄像机类型：**单目、双目或深度摄像机。
- 特征提取与匹配：**识别和匹配关键点以追踪运动。
- 运动估计：**通过连续图像中的特征变化计算相机的运动。
- 地图构建：**结合运动估计和特征点位置创建环境地图。
- 回环检测：**识别之前访问过的位置，用于纠正积累的漂移误差。
- 优化方法：**如图优化和滤波器，用于提高定位和地图精度。

发展历史

- 早期的Visual SLAM主要集中在特征提取和基于滤波器的方法上。
- 近年来，随着深度学习的兴起，基于学习的方法在特征提取、深度估计、和语义分割方面取得了显著进步。

现状与挑战

- 现状：**Visual SLAM已在自动驾驶、增强现实、无人机和机器人导航等领域得到应用。
- 挑战：**光线变化、动态环境、计算资源限制、长期大规模定位与地图构建等仍是挑战。

未来方向

- 算法融合：**结合深度学习和传统算法，提高鲁棒性和准确性。
- 资源优化：**设计更高效的算法以适应计算资源受限的设备。
- 语义SLAM：**整合语义信息，提高环境理解的深度。
- 多传感器融合：**结合视觉数据与其他传感器数据（如IMU、雷达）以提高性能和可靠性。

Visual SLAM是一个跨学科领域，它集合了计算机视觉、机器人学、人工智能等多个领域的研究成果，不断推动相关技术的发展和 innovation。

基于图优化的激光slam算法

设计了SLAM 后端优化算法，减小了前端激光里程计的累计误差，提高了算法的建图性能。通过像素匹配进行闭环检测，使用分支定界加速闭环检测，提高了闭环检测的速度；根据检测到的闭环构建位姿图，建立目标函数，采用列文伯格-马夸尔特法进行求解，实现了**位姿图优化**。通过比较激光里程计算法与SLAM 算法的建图效果和定位精度，证明了本文后端优化算法的有效性。与对照SLAM 算法相比，在小场景的建图实验中，本文SLAM 算法消耗的计算资源降低了0.76%，闭环检测时长缩短了21%；在大场景的建图实验中，本文SLAM 算法消耗的计算资源降低了6.3%，闭环检测时长缩短了81%。

反思：**融合视觉、激光等多源异构传感器信息**，研究基于多传感器融合的激光SLAM算法，提升移动机器人定位建图的精度及鲁棒性；使用深度学习替代传统建图；多机器人协调建图