# 1. 大作业内容 3 选 1:

- 1. 实现一个完整的激光 SLAM 算法。把前面各小节的内容串联起来,可以用前面作业提供的 rosbag,也可以其它的数据集。
- 2. 运行并测试 GMapping, Hector Slam, Karto, Google Cartographer 等开源激光 SLAM 算法,并给出详细的测试对比报告。不同场景下/数据集的精度,速度,是否有回环,算法差异等。
- 3. 选择一个激光+IMU/IMU/视觉/里程计/GNSS 或激光与其它多传感器融合的技术方向做调研,撰写总结报告,最好附上简单的代码实现。

选第二题,打算将上述开源算法都跑通,参数全部使用默认参数,使用同一个bag跑一遍,初步体验下各个开源算法。

使用的测试平台硬件为:轮子编码器、imu、激光雷达,软件上使用robot\_localization融合由编码器解算得到的里程计和imu。环境中有类长走廊环境,路线上线走个小环,后面有里程计出错的,但是融合imu还是可以用的。

#### 2. GMapping

1. 介绍

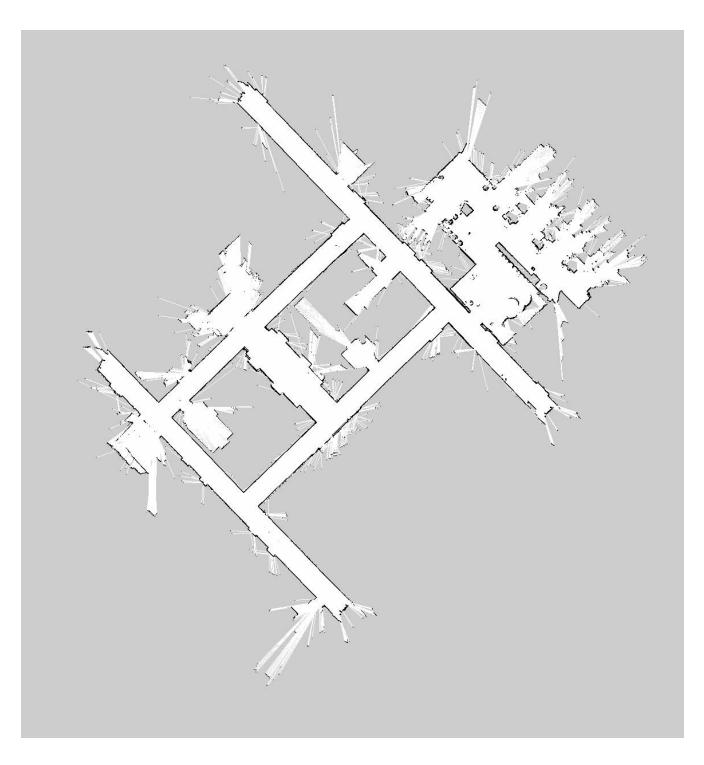
优点: 在长廊及低特征场景中建图效果好;

缺点:依赖里程计 (odometry) 且无回环;

GMapping在构建小场景地图所需的计算量较小且精度较高。相比Hector SLAM对激光雷达频率要求低、鲁棒性高(Hector 在机器人快速转向时很容易发生错误匹配,建出的地图发生错位,原因主要是优化算法容易陷入局部最小值);而相比Cartographer在构建小场景地图时,GMapping不需要太多的粒子并且没有回环检测因此计算量小于Cartographer而精度并没有差太多。

### 2. 测试

整体图看起来还可以



再来个局部放大图



### 3. Hector

### 1. 介绍

优点:不需要使用里程计;

缺点:对激光雷达的要求较高(更新频率较高,测量噪声小)且无回环,在长走廊环境中容易错误匹配,且在里程计数据比较精确的时候,无法有效利用里程计信息;

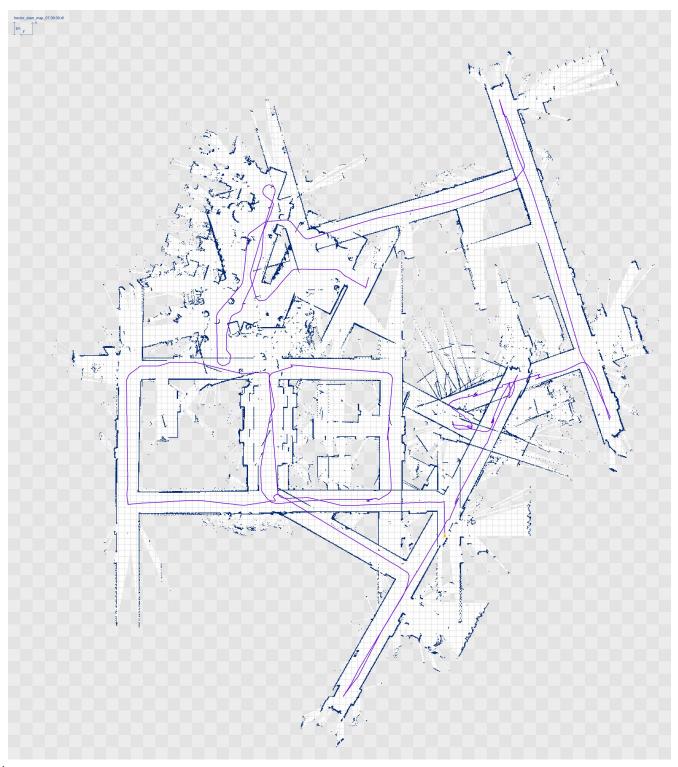
利用高斯牛顿方法解决scan-matching问题,获得激光点集映射到已有地图的刚体变换;为避免局部最小而非全局最优,使用多分辨率地图;在制图过程中,需要robot速度控制在比较低的情况下,建图效果才会比较理想。

# 2. 测试

第一圈小环就没建好, 在类长走廊的那一段建短了, 如下所示:



最后整体图惨不忍睹,主要是环境中存在长走廊和机器人在几个位置旋转过快,如下所示:



## 4. Karto

# 1. 介绍

优点:有回环;

缺点: 依赖里程计;

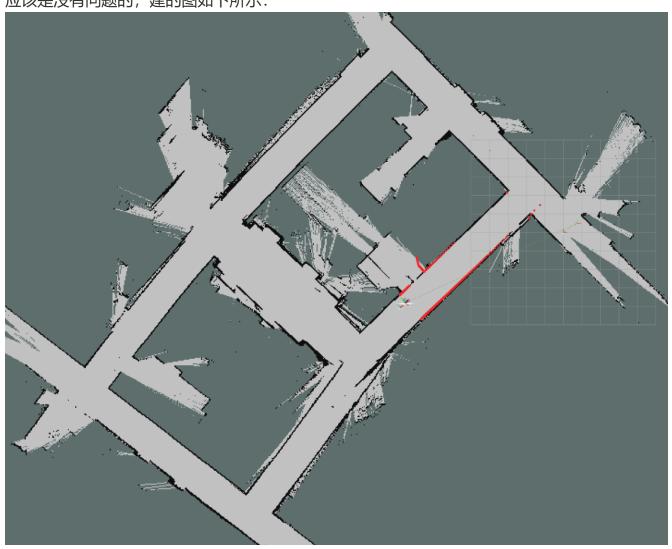
KartoSLAM是基于图优化的方法,用高度优化和非迭代cholesky矩阵进行稀疏系统解耦作为解,图优化方法利用图的均值表示地图,每个节点表示机器人轨迹的一个位置点和传感器测量数据集,箭头的指向的连接表示连续机器人位置点的运动,每个新节点加入,地图就会依据空间中的节点箭头的约束进行计算更新。

KartoSLAM的ROS版本,其中采用的稀疏点调整 (the Spare Pose Adjustment(SPA)) 与扫描

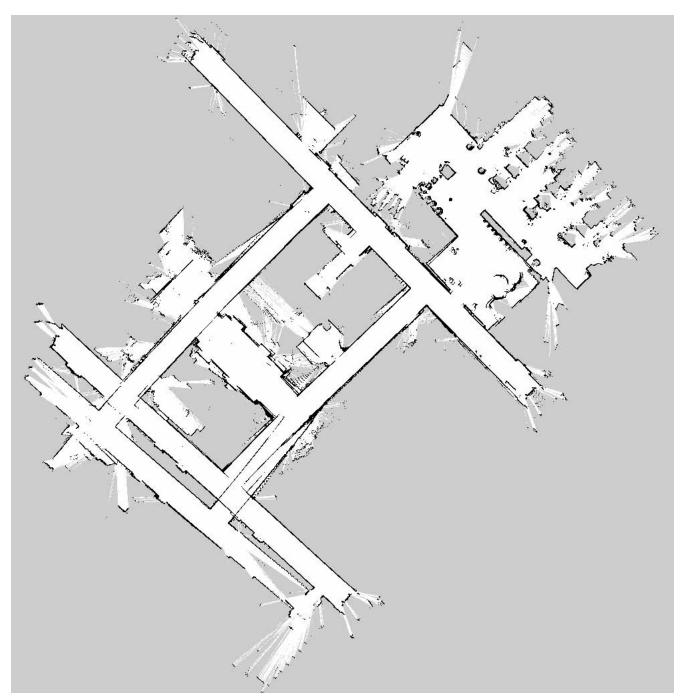
匹配和闭环检测相关。landmark越多,内存需求越大,然而图优化方式相比其他方法在大环境下制图优势更大,在某些情况下KartoSLAM更有效,因为他仅包含点的图(robot pose),求得位置后再求map。

# 2. 测试

第一圈小环建的马马虎虎,第二圈大环就开始不行了,看了好几遍,出问题的地方里程计数据应该是没有问题的,建的图如下所示:



最终的效果还是有比较大的提升空间,跑了几次数据,地图还不太一样,放出其中一次的



# 5. cartographer

#### 1. 介绍

优点:有回环,后端支持多线程,可以使用里程计也可以不使用里程计;

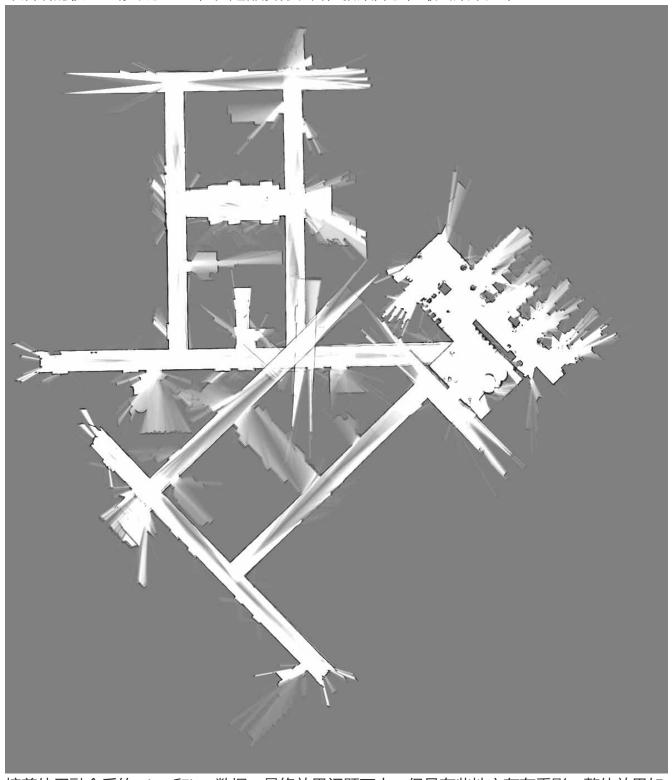
缺点:占用CPU较大,也会占用一些内存;

cartographer是基于图优化的方法,采取的是google的ceres构建problem优化,采用了submap的概念,依据一定数量的scan初始一个submap,依据窗口大小,插入newScan,更新submap,有子图缓存,会占用内存。

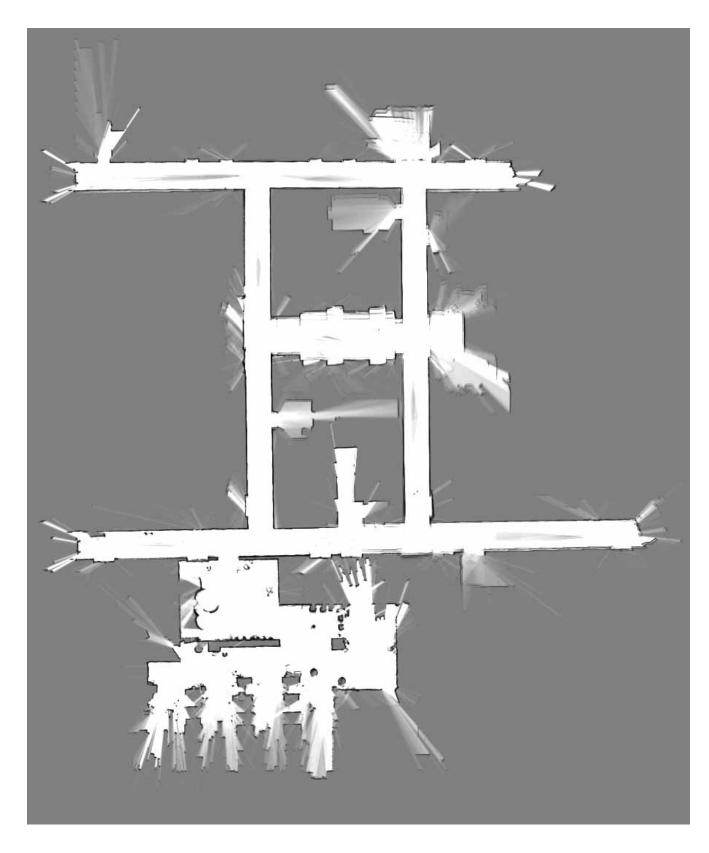
用分支定界原理加速求解过程(相对于暴力求解),进行深度有限优先搜索,CSM计算得到初始最高分数,确定深度,分支就是进行拓展,定界就是剪枝。提高运算效率。

#### 2. 测试

不使用odom的时候,如果碰到长走廊也是会匹配出错的,下面使用原始的odom和imu数据。 在第一次odom出现小问题后纠正回来了,但是第二次odom出现大问题后没纠正回来,感觉 cartographer没有很好地利用imu数据,起初修改了前端 odometry\_rotation\_weight = 0 ,后来后端的权重也修改了一些,但是都没有改善,就放弃了,最终效果如下:



接着使用融合后的odom和imu数据,最终效果问题不大,但是有些地方存在重影,整体效果如下:



局部放大图如下:

