

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

序 章

机器人操作系统

机器人硬件平台

机器人核心技术

机器人应用实战

第1课 移动机器人的过去、现在及未来

第2课 初识ROS

第3课 ROS编程初步

第4课 机器人的坐标变换

第5课 机器人仿真环境

第6课 TurtleBot3仿真环境实战

第7课 自主搭建机器人小车

感知

第08课 环境感知基础
第09课 感知数据融合

建图与定位

第10课 机器人的移动控制
第11课 SLAM基础
第12课 SLAM实战

路径规划与导航

第13课 导航基础
第14课 路径规划与避障
第15课 ROS中的导航包

送餐

第17课 送餐机器人结构设计
第18课 送餐机器人环境搭建
第19课 送餐机器人建图
第20课 送餐机器人导航

物流（专题讲座）

1 物流机器人结构设计
2 物流机器人环境模拟
3 物流机器人关键技术
4 大规模多机器人调度

图书盘点（专题讲座）

1 图书盘点机器人结构
2 图书盘点机器人环境
3 图书盘点机器人工作模式
4 图书盘点中的视觉分析

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

第十二课 SLAM实战



北京邮电大学
Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.11
expsong@qq.com

第12课 SLAM实战

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

1

SLAM框架回顾

3

Gmapping算法

2

建图实验

4

Cartographer算法



4.1 SLAM数学模型

求解:

$$p(\mathbf{x}_{1:T}, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}, \mathbf{x}_0)$$

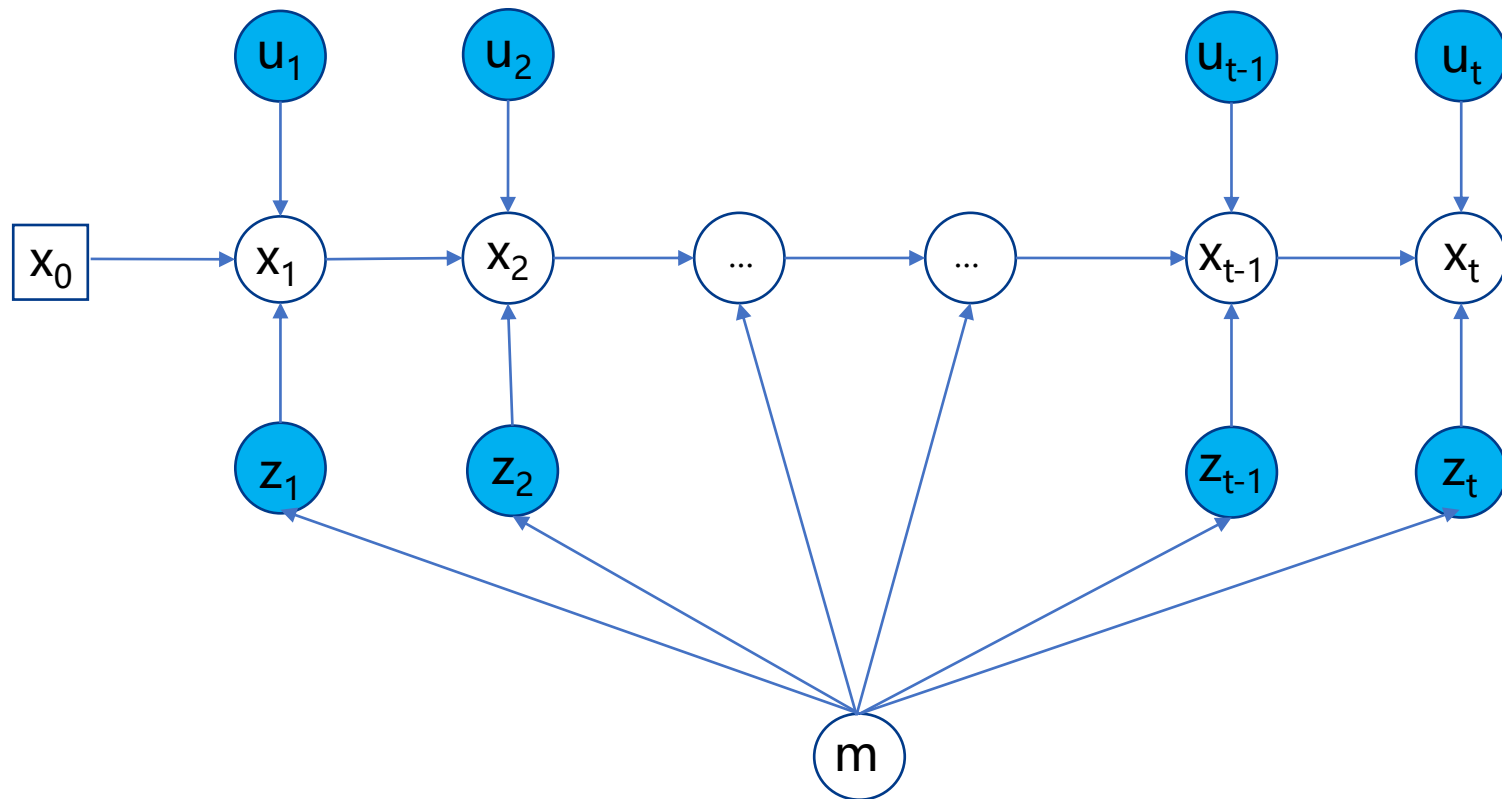
估计机器人的位姿 \mathbf{x} 和地图 \mathbf{m}

$$\mathbf{u}_{1:T} = \{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_T\}$$

里程计数据序列

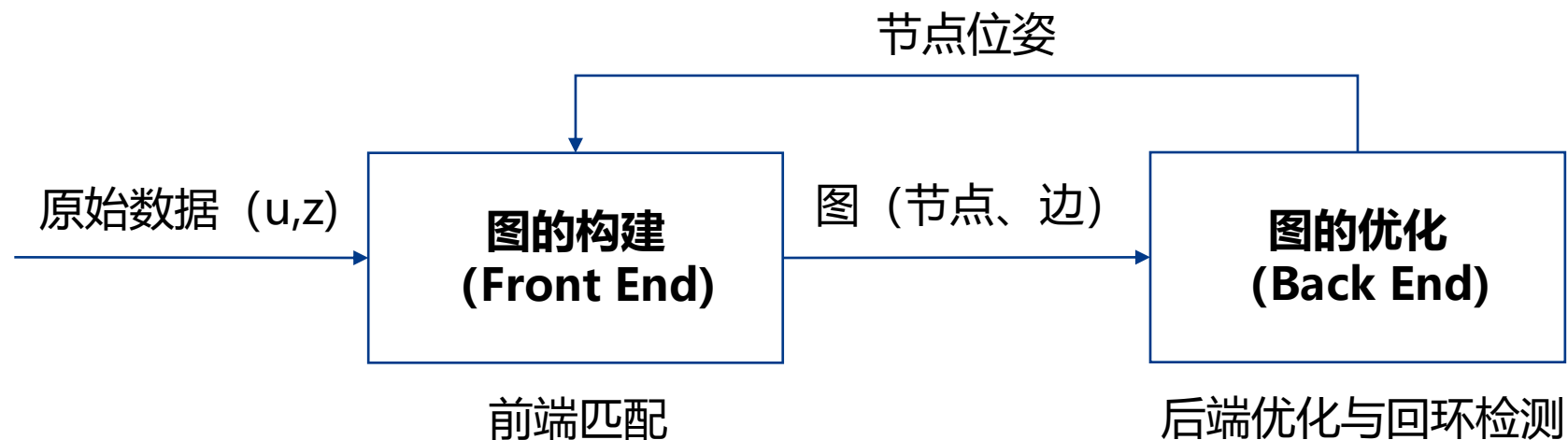
$$\mathbf{z}_{1:T} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_T\}$$

传感器数据序列



参考: [A Tutorial on Graph-Based SLAM](#))

4.2 SLAM框架



图的构成：节点：机器人的位姿信息 边：节点间的空间约束

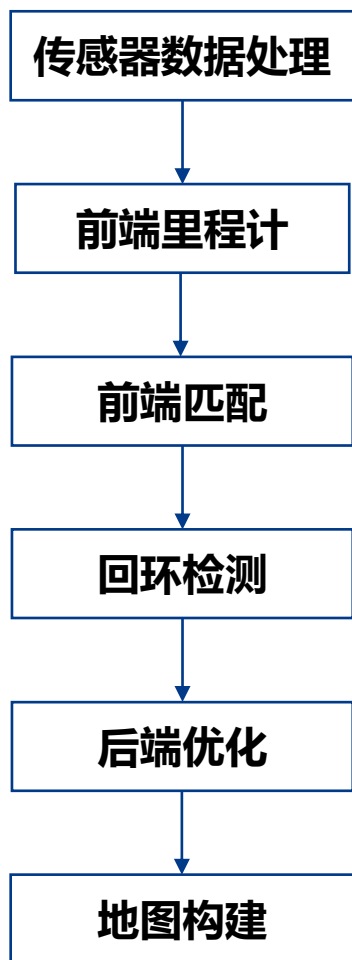


求机器人SLAM过程中最优轨迹可以表示成求解机器人位姿误差的平方函数的最小二乘问题

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \sum_{\langle i,j \rangle \in \mathcal{C}} \underbrace{\mathbf{e}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{z}_{ij})^\top \boldsymbol{\Omega}_{ij} \mathbf{e}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{z}_{ij})}_{\mathbf{F}_{ij}} \quad (1)$$

$$\mathbf{x}^* = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \mathbf{F}(\mathbf{x}). \quad (2)$$

4.4 SLAM Pipeline



1. 数据处理(如激光雷达去畸变、视觉或轮式里程计标定等)

- 机械标称值不代表实际值，实际误差可能较大 里程计的精度对于机器人定位和建图至关重要
- 一帧激光数据的采集需要时间 运动畸变会让数据严重失真，影响匹配精度

2. 前端里程计(计算机器人两次时刻运动之间的相对位姿)

[LOAM](#)

[Super Odometry](#)

[LIO-SAM](#)

3. 帧间匹配(计算两帧观测数据之间的相对位姿)

- ICP(Iterative Closest Point)
- PI-ICP(Point-to-Line Iterative Closest Point)
- NICP(Normal Iterative Closest Point)
- CSM(Correlation Scan Match)
- NDT(Normal Distance Transform)
- Optimization-Based
- Feature-Based

4. 激光回环检测(识别回到访问过的环境)

- Scan-to-Scan
- Scan-to-Map
- Map-to-Map

5. 后端优化

[g2o优化包](#): General Graph Optimization: Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt

第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

2 建图实验

2.1 离线实验

1、二维激光雷达离线数据下载：

下载：<http://ais.informatik.uni-freiburg.de/slamevaluation/datasets.php>

2、数据格式转换

下载：https://gitee.com/mrobotit/mrobot_book/raw/master/ch6/ros_data/clf_intel_to_bag.py

运行：`python clf_intel_to_bag.py intel.clf intel.bag`

3、ROS 安装SLAM包

Gmapping：`sudo apt-get install ros-noetic-gmapping`

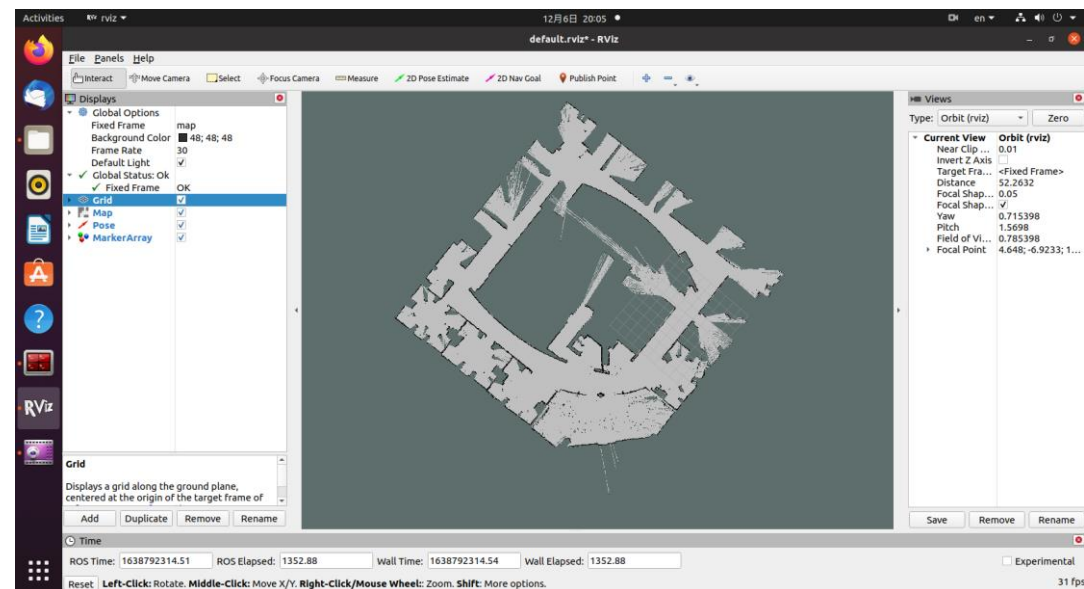
4、运行 ①`roscore` ②`roslaunch gmapping slam_gmapping`

5、运行 RViz，添加主题为map

6、控制台下：`roslaunch gmapping slam_gmapping`

7、RViz下观察输出

8、地图保存 `roslaunch map_server map_saver -f map`



2.1 离线实验

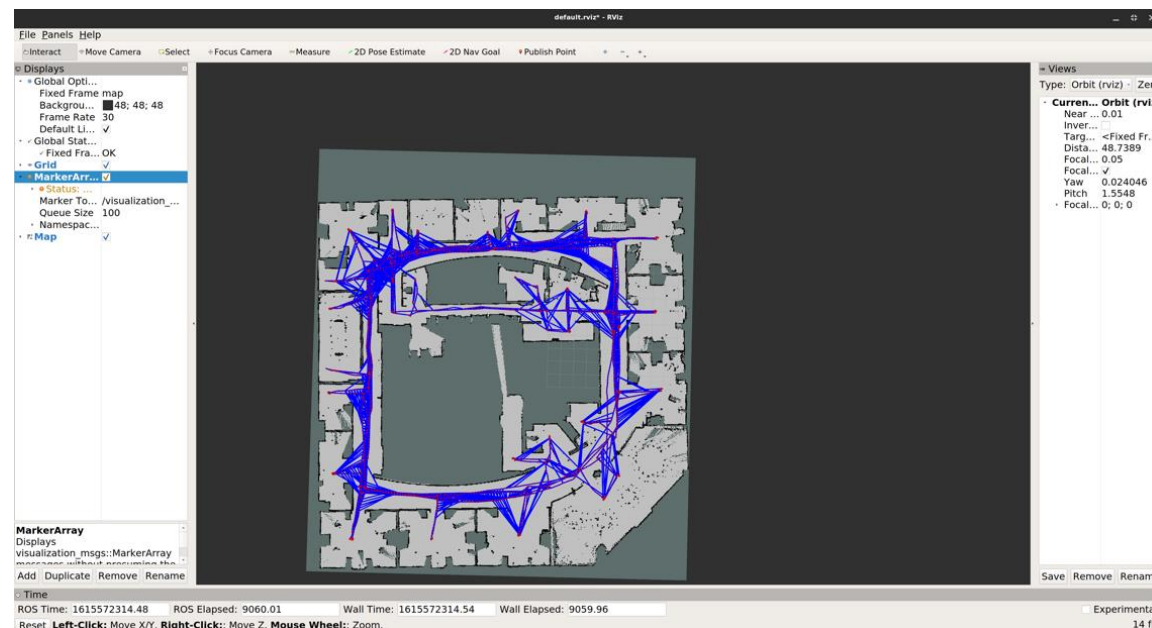
同理：ROS 安装Karto包

安装：sudo apt-get install ros-noetic-karto-slam

运行：roslaunch slam_karto slam_karto

测试：roslaunch intel bag

保存：roslaunch map_server map_saver -f map



2.1 离线实验

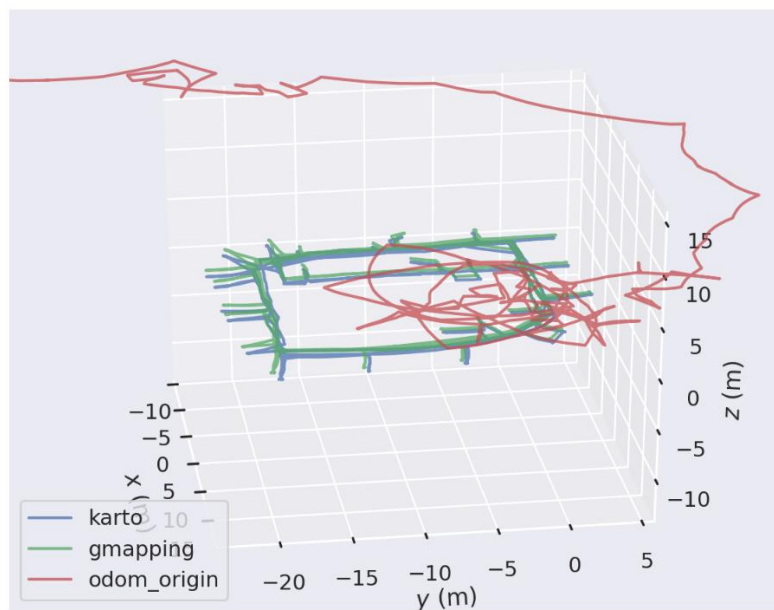
建图性能比较

1. 安装evo 工具

```
pip install evo --upgrade --no-binary evo
```

2.显示机器人移动轨迹

```
evo_traj tum gmapping.txt karto.txt odom_origin.txt
```



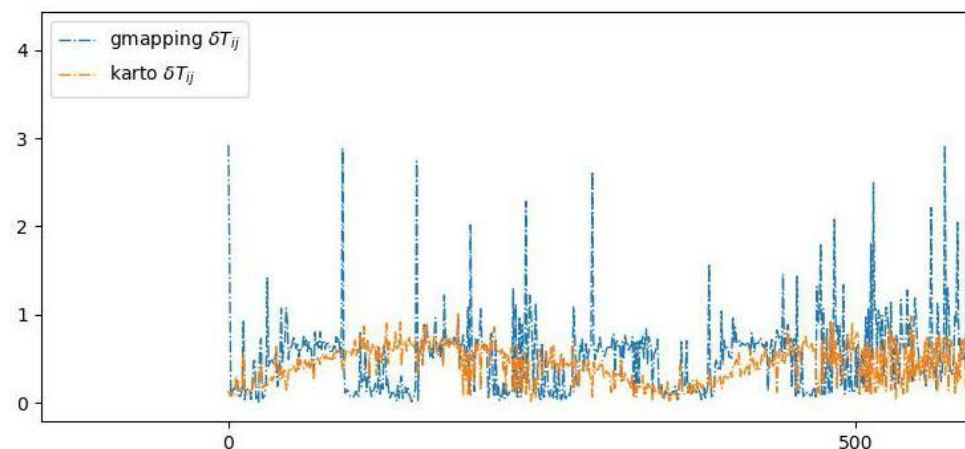
可见原始里程计信息和SLAM算法比起来精度较差

3.量化分析

程序下载:

https://gitee.com/mrobotit/mrobot_book/blob/master/ch6/ros_data/calculate_delta.py

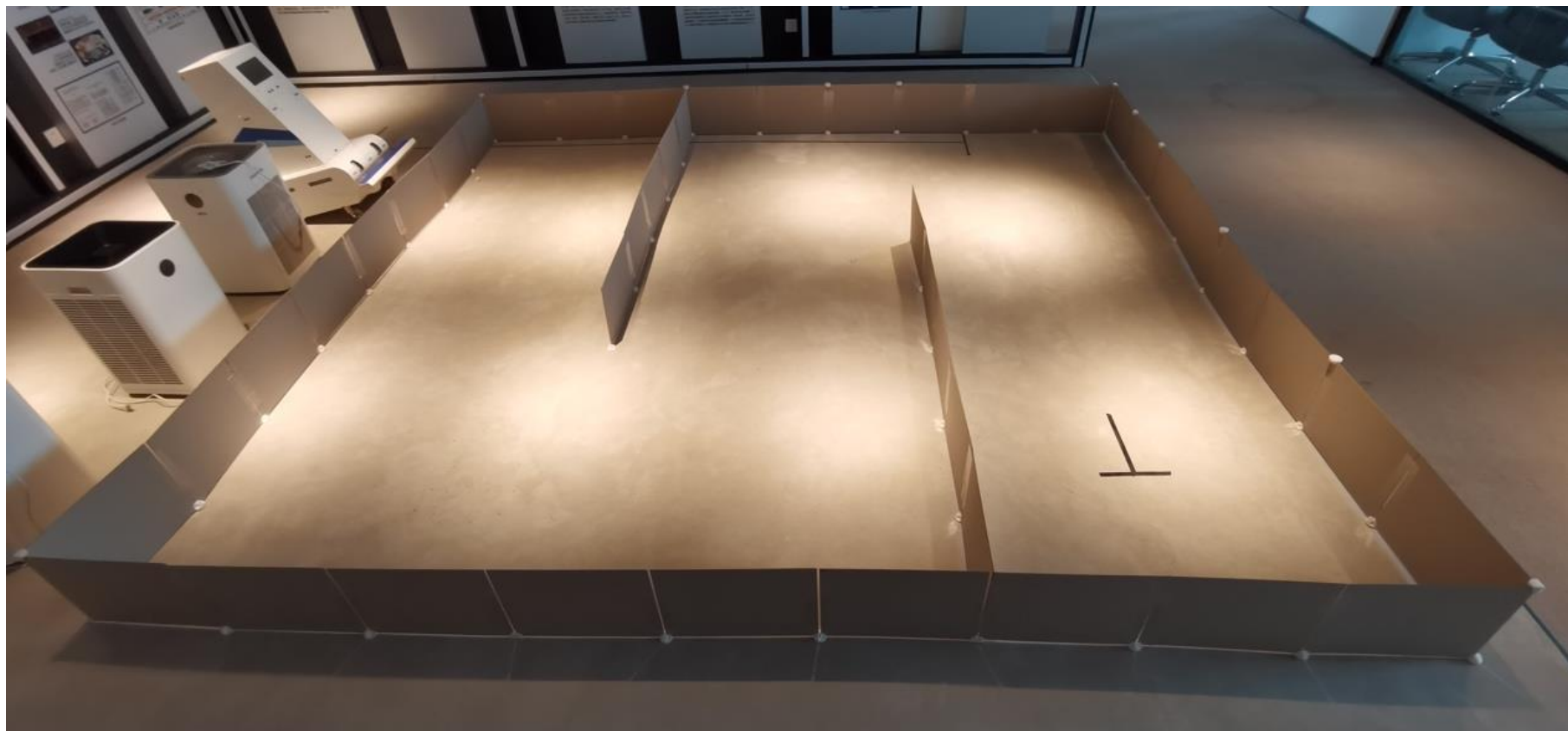
```
python3 calculate_delta.py gmapping.txt intel.relations
```



通过计算两种SLAM与ground_truth的差值，可以得到该对比图，可以看到图中karto_slam在位姿变换 T_{ij} 上与真值之间的差值要小于gmapping

2.2 移动机器人小车建图实验

2.2.1 标准化场地搭建

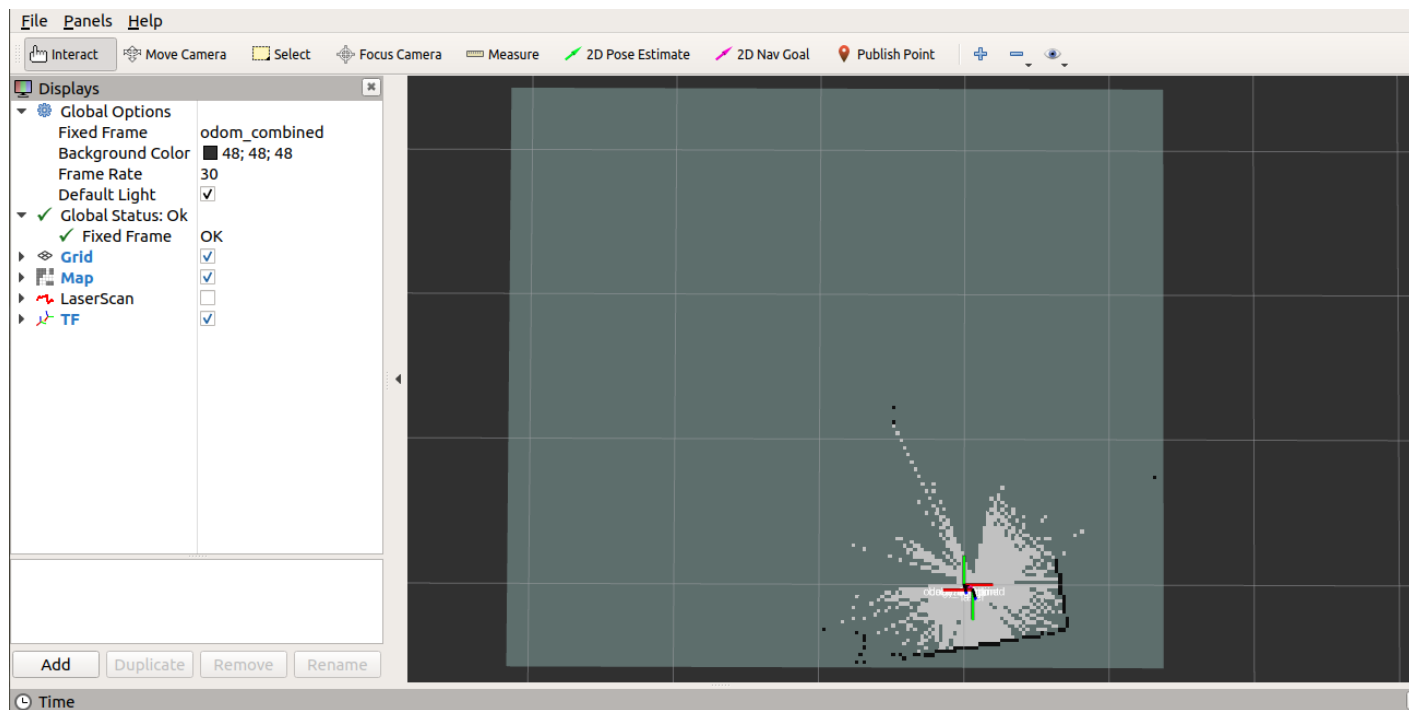


**通过隔板搭建场地。该场地中有三个区域，它们分别被隔板隔开
起点和终点位置通过T型或+型做标记，从而更好验证实验效果**

2.2 移动机器人小车建图实验

2.2.2 小车实物建图

对应视频和代码位于：https://gitee.com/mrobotit/mrobot_book/tree/master/ch6



第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

3 Gmapping算法

3.1 概述

Gmapping是一个基于**2D激光雷达**使用**RBPF**（Rao-Blackwellized Particle Filters）算法完成**二维栅格地图**构建的SLAM算法

RBPF的基本思想是将线性状态和非线性状态分开表示，利用贝叶斯原理将线性状态从系统模型中分离出来，并采用KF对之进行估计；对剩余的非线性状态采用PF进行估计，以此来降低所需的粒子数目和滤波发散，减少计算量。RBPF能够有效解决状态模型中同时含有线性和非线性两种状态的问题

优点：Gmapping可以实时构建室内环境地图，在小场景中计算量少，且地图精度较高，对激光雷达扫描频率要求较低

缺点：随着环境的增大，构建地图所需的内存和计算量就会变得巨大，所以Gmapping不适合大场景构图。一个直观的感受是，对于200x200米的范围，如果栅格分辨率是5cm，每个栅格占用一个字节内存，那么每个粒子携带的地图都要16M的内存，如果是100粒子就是1.6G内存。

小车上运行：`roslaunch robot_test gmapping.launch`

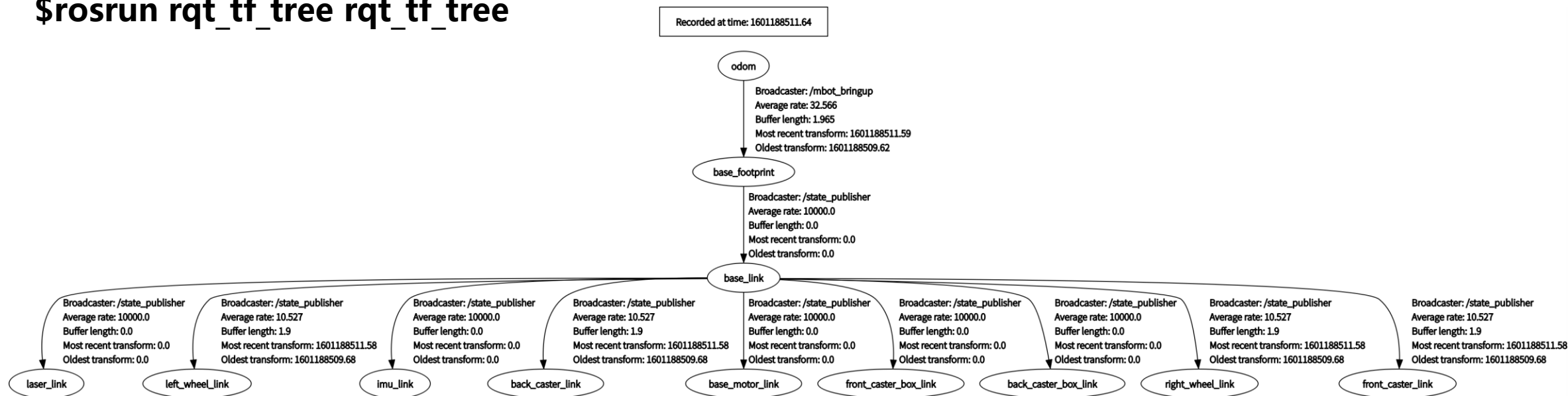
2.2 Gmapping话题

	名称	类型	描述
Topic 订阅	tf	tf/tfMessage	用于激光雷达坐标系，基坐标系，里程计坐标系之间的变换
	scan	sensor_msgs/LaserScan	激光雷达扫描数据
Topic 发布	map_metadata	nav_msgs/MapMetaData	发布地图Meta数据
	map	nav_msgs/OccupancyGrid	发布地图栅格数据
	~entropy	std_msgs/Float64	发布机器人姿态分布熵的估计
Service	dynamic_map	nav_msgs/GetMap	获取地图数据

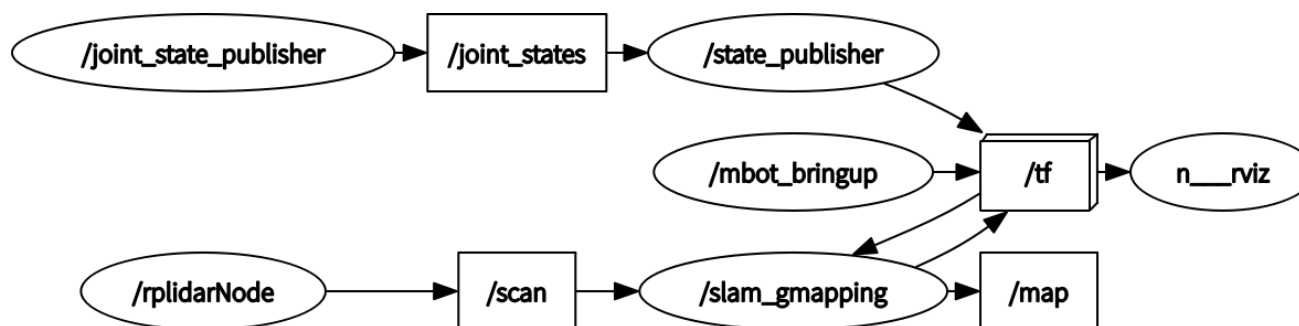
/tf变换	描述
laser_link→base_link	激光雷达坐标系与基坐标系之间的变换
base_link→odom	基坐标系与里程计坐标系之间的变换
map→odom	地图坐标系与机器人里程计坐标系之间的变换，估计机器人在地图中的位姿

2.2 Gmapping话题

`$roslaunch rqt_tf_tree rqt_tf_tree`



`$rqtgraph`



其中/mbot_bringup为手写的功能包节点主要用来发布TF和odom以及与下位机通信

2.3 Gmapping-SLAM原理

[参考阅读1: Gmapping算法使用与详细解释](#)

[参考阅读2: Gmapping 源码详解](#)

[参考阅读3: ROS笔记: Gmapping源码分析](#)



Grisetti G . Improving Gridbased SLAM with Rao-Blackwellized Particle Filters by Adaptive Proposals and Selective Resampling[J]. Proceedings of 2005 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2005.

Algorithm 1 Improved RBPF for Map Learning

Require:

S_{t-1} , the sample set of the previous time step
 z_t , the most recent laser scan
 u_{t-1} , the most recent odometry measurement

Ensure:

S_t , the new sample set

$S_t = \{\}$

for all $s_{t-1}^{(i)} \in S_{t-1}$ do
 $\langle x_{t-1}^{(i)}, w_{t-1}^{(i)}, m_{t-1}^{(i)} \rangle = s_{t-1}^{(i)}$

 // scan-matching

$x_t^{(i)} = x_{t-1}^{(i)} \oplus u_{t-1}$

$\hat{x}_t^{(i)} = \operatorname{argmax}_x p(x | m_{t-1}^{(i)}, z_t, x_t^{(i)})$

 if $\hat{x}_t^{(i)} = \text{failure}$ then

$x_t^{(i)} \sim p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$

$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)})$

 else

 // sample around the mode

 for $k = 1, \dots, K$ do

$x_k \sim \{x_j \mid |x_j - \hat{x}_t^{(i)}| < \Delta\}$

 end for

 // compute Gaussian proposal

$\mu_t^{(i)} = (0, 0, 0)^T$

$\eta^{(i)} = 0$

 for all $x_j \in \{x_1, \dots, x_K\}$ do

$\mu_t^{(i)} = \mu_t^{(i)} + x_j \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$

$\eta^{(i)} = \eta^{(i)} + p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$

 end for

$\mu_t^{(i)} = \mu_t^{(i)} / \eta^{(i)}$

$\Sigma_t^{(i)} = 0$

 for all $x_j \in \{x_1, \dots, x_K\}$ do

$\Sigma_t^{(i)} = \Sigma_t^{(i)} + (x_j - \mu_t^{(i)})(x_j - \mu_t^{(i)})^T$

$p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$

 end for

$\Sigma_t^{(i)} = \Sigma_t^{(i)} / \eta^{(i)}$

 // sample new pose

$x_t^{(i)} \sim \mathcal{N}(\mu_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)})$

 // update importance weights

$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \cdot \eta^{(i)}$

end if

// update map

$m_t^{(i)} = \text{integrateScan}(m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}, z_t)$

// update sample set

$S_t = S_t \cup \{\langle x_t^{(i)}, w_t^{(i)}, m_t^{(i)} \rangle\}$

end for

$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\bar{w}^{(i)})^2}$

if $N_{\text{eff}} < T$ then

$S_t = \text{resample}(S_t)$

end if

算法

输入要求

上一时刻粒子群

最近时刻的 scan、odom

t 时刻的粒子群, 采样子集

初始化粒子群

遍历上一时刻粒子群中的粒子

取粒子携带的位姿、权重、地图

通过里程计进行位姿更新

极大似然估计求得局部极值

局部极值距离高斯分布较近

如果没有找到局部极值

提议分布, 更新粒子位姿状态

使用观测模型对位姿权重更新

若找到局部极值

在局部极值附近取 k 个位姿

认为 k 个位姿服从高斯分布

计算 k 个位姿的均值

计算 k 个位姿的权重

均值的归一化处理

计算 k 位姿的方差

方差的归一化处理

使用多元正态分布近似新位姿

计算该位姿粒子的权重

更新地图

更新粒子群

循环, 遍历上一时刻所有粒子

计算所有粒子权重离散程度

判断阈值, 是否进行重采样

重采样

第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

4 Cartographer算法讲解

4.1 Cartographer安装

环境安装

```
sudo apt-get update
```

```
sudo apt-get install -y python3-wstool python3-rosdep ninja-build stow ros #老版本python3的地方改为python
```

项目创建

```
mkdir catkin_ws
```

```
cd catkin_ws
```

```
wstool init src
```

```
wstool merge -t src https://raw.githubusercontent.com/cartographer-project/
```

```
↪cartographer_ros/master/cartographer_ros.rosinstall
```

```
wstool update -t src
```

安装依赖

```
sudo rosdep init
```

```
rosdep update
```

```
rosdep install --from-paths src --ignore-src --rosdistro=${ROS_DISTRO} -y
```

```
src/cartographer/scripts/install_abseil.sh
```

```
有冲突执行sudo apt-get remove ros-${ROS_DISTRO}-abseil-cpp
```

编译安装

```
catkin_make_isolated --install --use-ninja
```

4.2 运行测试

wget -P ~/Downloads

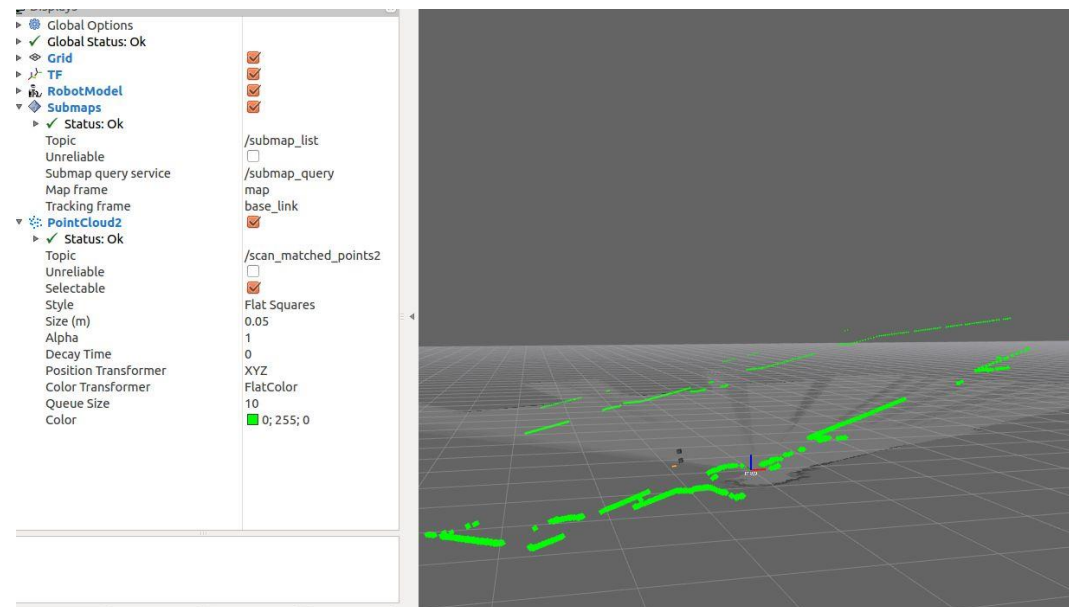
<https://storage.googleapis.com/cartographer-public-data/bags/>

→ backpack_2d/cartographer_paper_deutsches_museum.bag

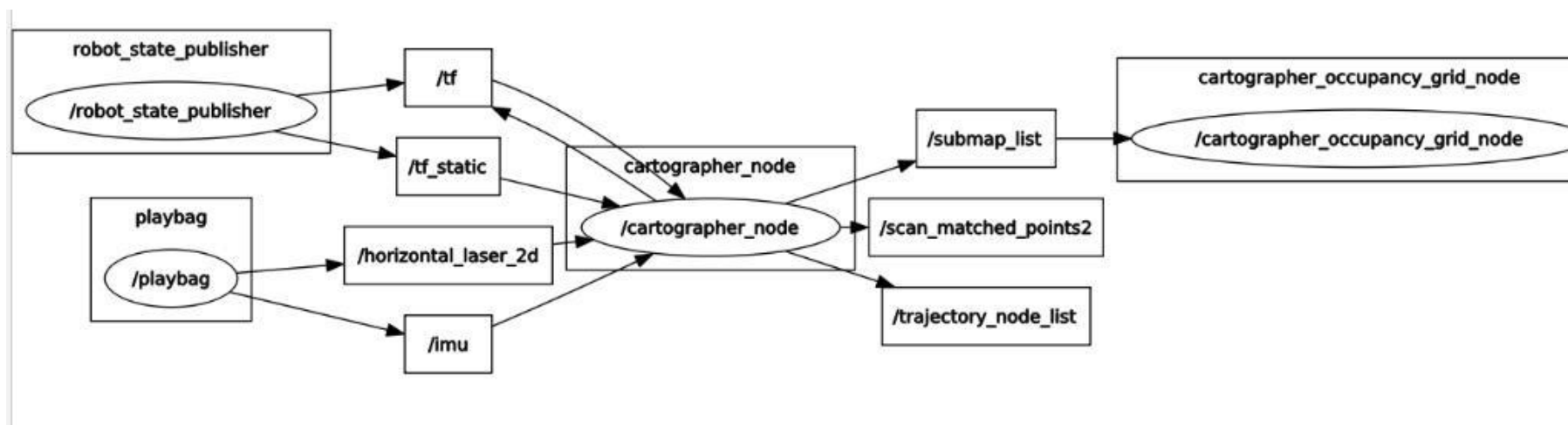
roslaunch cartographer_ros demo_backpack_2d.launch

bag_filename:=\${HOME}/Downloads/

→ cartographer_paper_deutsches_museum.bag

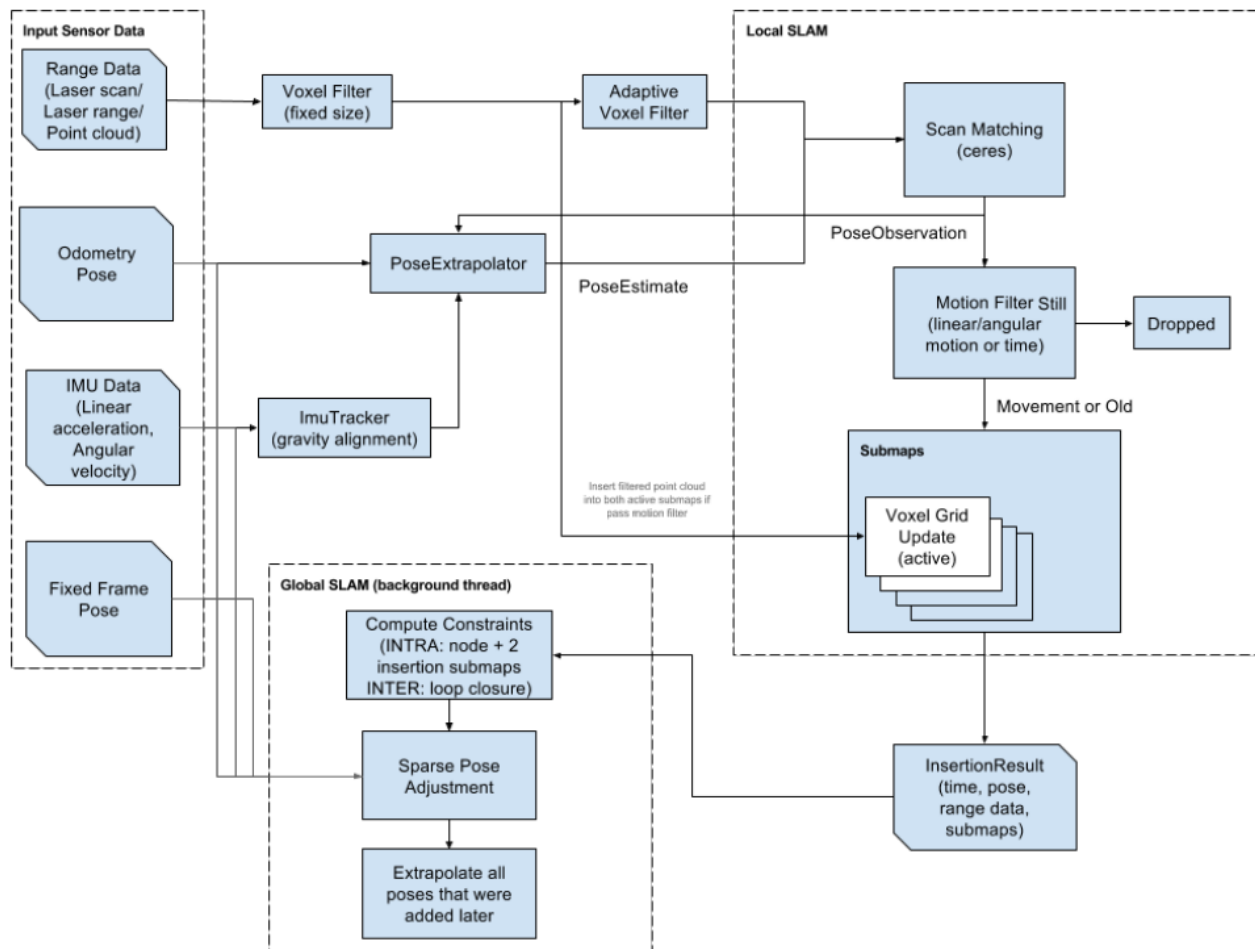


运行rqt_graph查看节点间关系:



4.3 架构

W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor, *Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM*, in *Robotics and Automation (ICRA), 2016 IEEE International Conference on*. IEEE, 2016. pp. 1271–1278.



左侧数据源:

- 激光雷达: 两次滤波会根据配置文件选择不同的options, 对传感器数据进行两次滤波的作用是减少了一定的数据量
- 里程计、IMU等: 为了计算出重力的方向

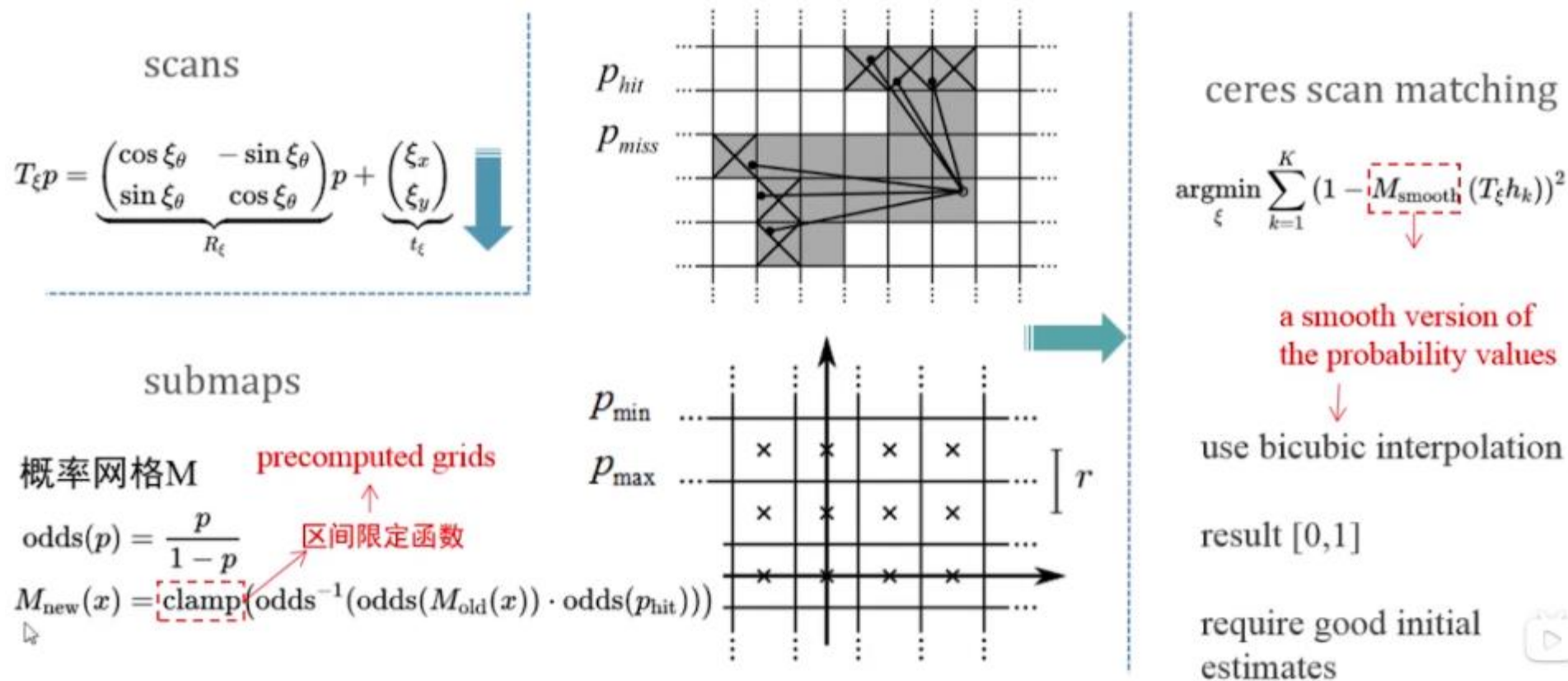
Local SLAM (前端):

通过Ceres非线性优化库来求解。Scan Matching通过匹配雷达数据得到的位姿之后, 将当前帧的激光 (Laser Scan) 插入到子图 (Submap) 中, 如果当前帧是没有运动的或者运动缓慢的甚至处于静止状态的, 那么可以将这种数据去除 (Dropped)。这样一帧一帧的数据处理之后, 我们不断更新, 就得到了很多的子图。后续当激光数据再次来到时, 通过CSM的方法将当前帧的数据插入到子图中。

Global SLAM (后端):

主要就是回环检测方法。采用分支-定界加速的方法, 构建回环, 消除子图之间的匹配误差。

4.4 Local 2D SLAM



scans: 每一帧的激光数据转换到子图当中 $R+t$

submaps: 几个连续的激光scan构成了一个子图, 5cm的分辨率, 通过概率模型判断格子内是否有障碍物

CSM:在每一帧激光数据插入子图submap前, 会使用基于ceres的scan matching对位姿进行优化

4.5 回环检测

Loop closure optimization, like scan matching, is also formulated as *a nonlinear least squares problem* which allows easily adding residuals to take additional data into account.

$$\text{SPA: } \underset{\Xi^m, \Xi^s}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{ij} \rho(E^2(\xi_i^m, \xi_j^s; \Sigma_{ij}, \xi_{ij}))$$

- submap pose
 - scan pose
 - associated covariance matrices
 - relative poses
- 世界坐标系下

$$E^2(\xi_i^m, \xi_j^s; \Sigma_{ij}, \xi_{ij}) = e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij})^T \Sigma_{ij}^{-1} e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij})$$

$$e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij}) = \begin{pmatrix} R_{\xi_i^m}^{-1}(t_{\xi_i^m} - t_{\xi_j^s}) \\ \xi_{i;\theta}^m - \xi_{j;\theta}^s \end{pmatrix}$$

Huber robust error function

$$L_\delta(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 & \text{for } |a| \leq \delta \\ \delta(|a| - \frac{1}{2}\delta), & \text{otherwise} \end{cases}$$

a表述residuals, 亦可用y-f(x)表示

稀疏姿态调整 (Sparse Pose Adjustment, SPA) 公式。其中m上角标是子图位姿, s上角标是激光扫描的位姿, 第三个是两者之间的协方差, 第四个是两者之间的相对位置关系 (变换)

E表示的是他们之间的残差, 在这个部分有一个鲁棒性回归的损失函数 (Huber robust error function), 其中的a可表示观测值和预测值之间的差值 (残差)

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

谢 谢 观 看



北京邮电大学

Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.11

expsong@qq.com