



多传感器融合定位

第2章 基于地图的定位

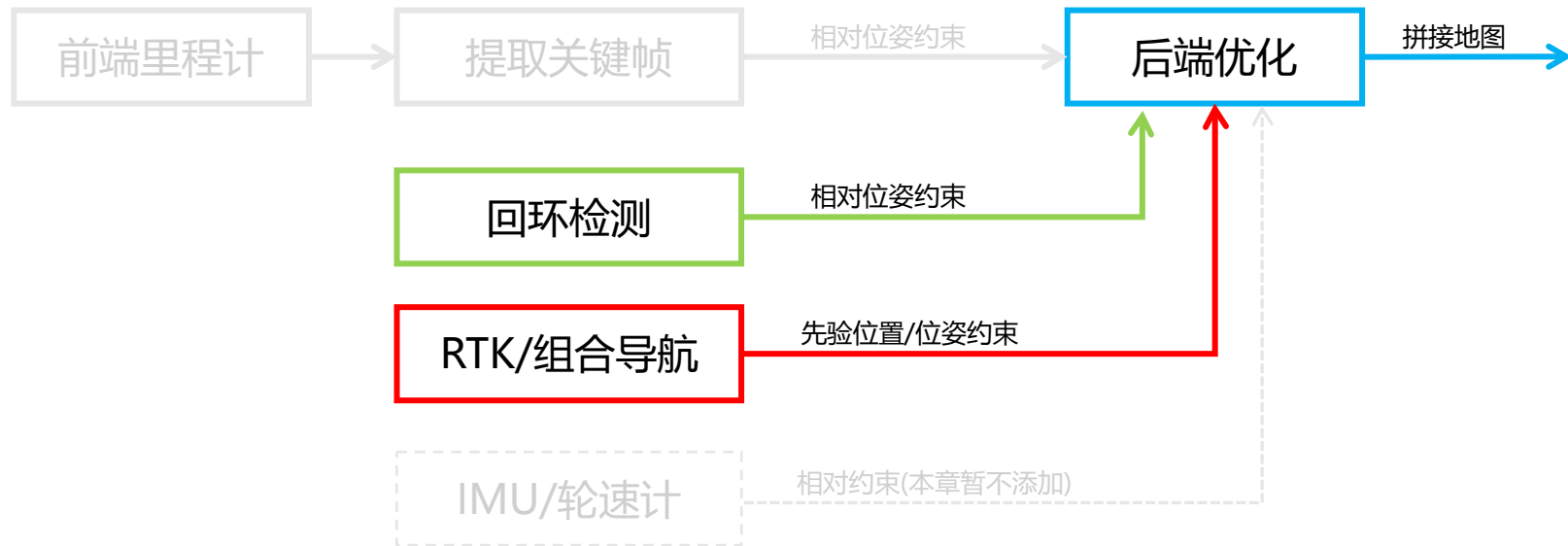
主讲人 任 乾

北京理工大学本硕
自动驾驶从业者





目录





目录



1. 回环检测



2. 后端优化



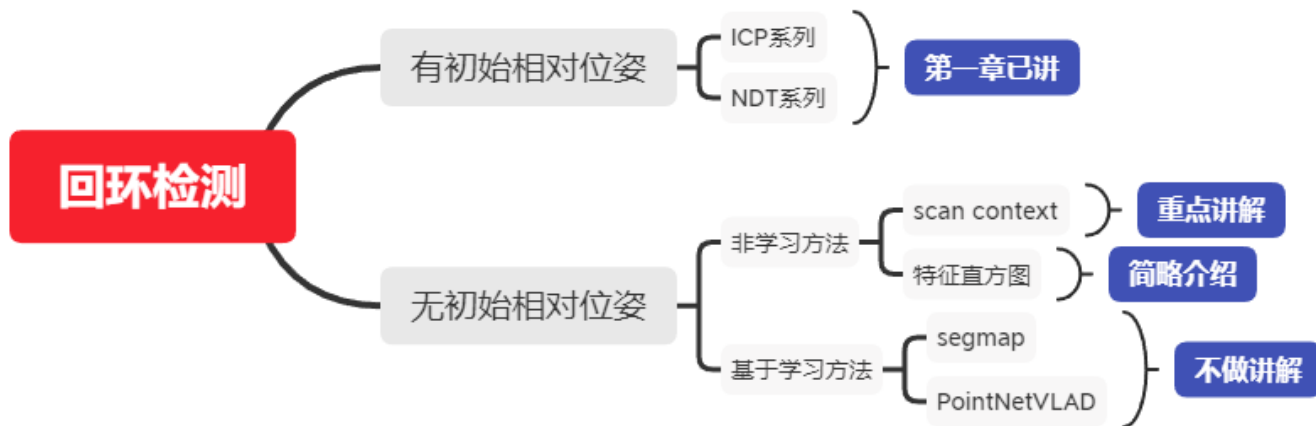
3. 点云地图建立



4. 基于地图的定位



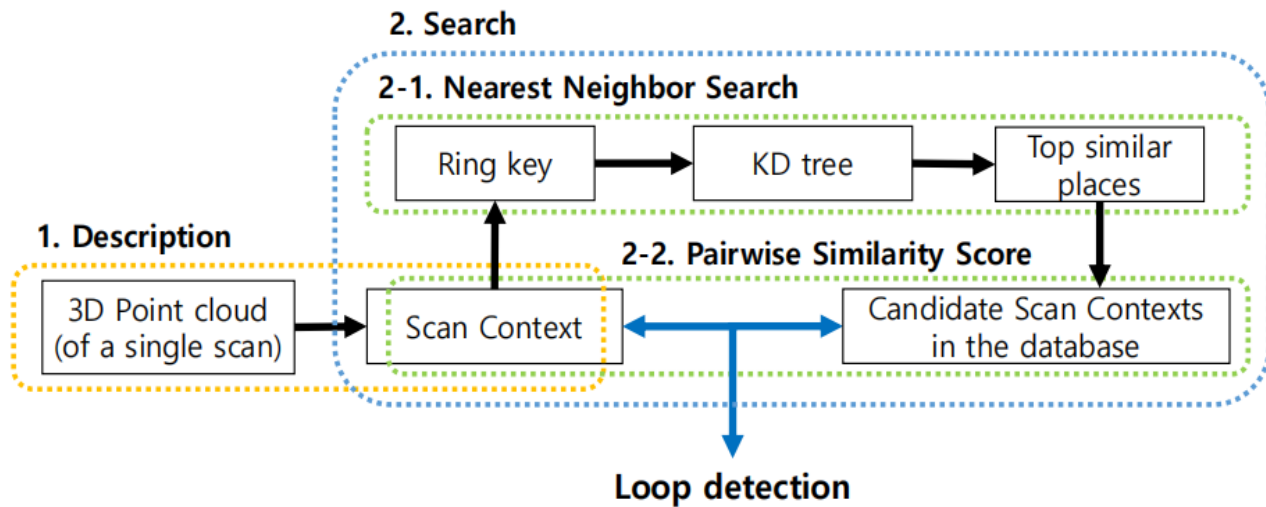
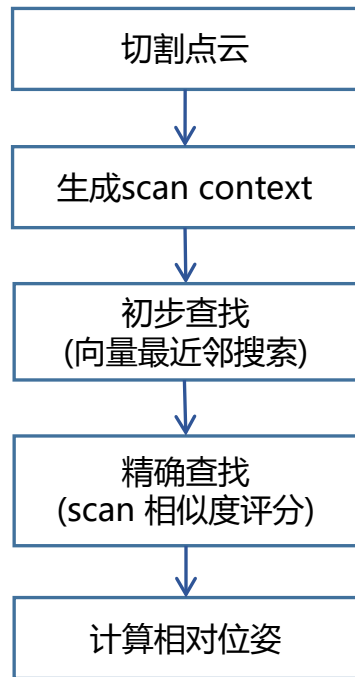
回环检测





回环检测

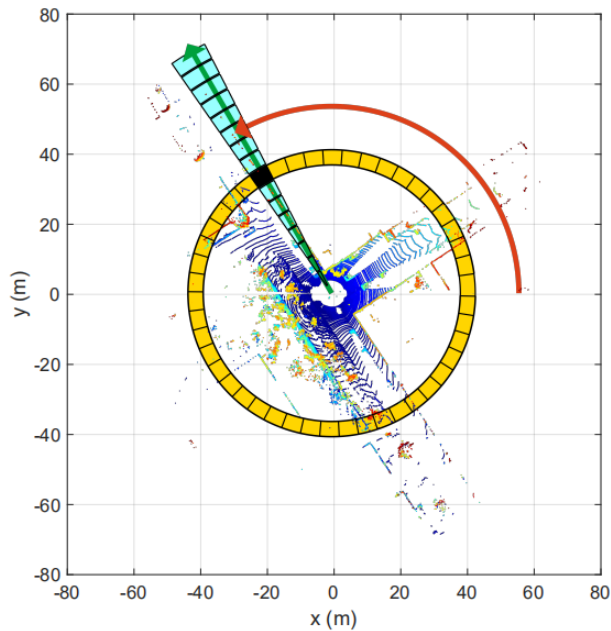
基于Scan Context





基于Scan Context

1) 点云切割



点云分割示意图

a) 沿半径增大方向（绿色箭头方向），把点云空间等分成 N_r 个圆环。

每个圆环宽度为：

$$d_r = \frac{L_{\max}}{N_r}$$

其中 L_{\max} 为激光点的最远距离。

b) 把每个圆环切割成 N_s 等份

分割后，激光点集合 \mathcal{P} 可重新表示为：

$$\mathcal{P} = \bigcup_{i \in [N_r], j \in [N_s]} \mathcal{P}_{ij}$$

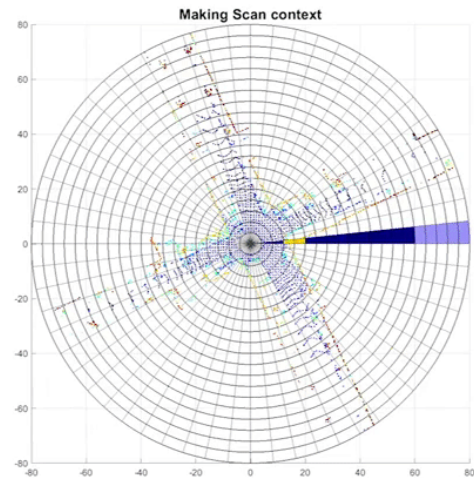
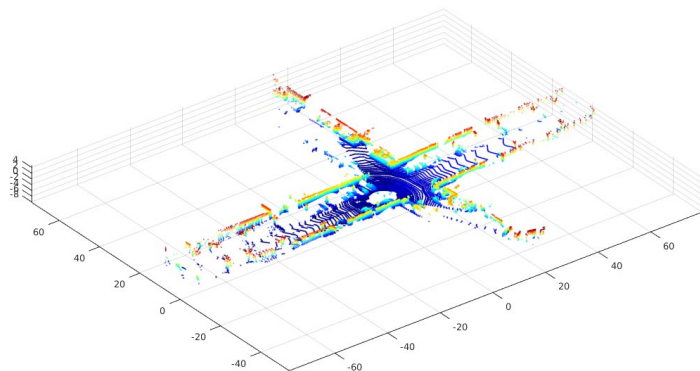
其中， \mathcal{P}_{ij} 表示第 i 个圆环第 j 个扇形的分割单元中点的集合。



回环检测

基于Scan Context

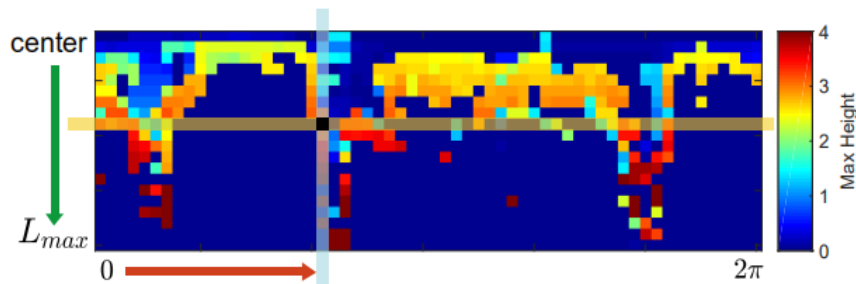
2) 生成scan context





基于Scan Context

2) 生成scan context



scan context示意图

把分割后的点云对应到 $N_r \times N_s$ 的矩阵 I (scan context)中:

- a) 矩阵的每一行代表一个圆环;
- b) 矩阵的每一列代表一个扇形;
- c) 矩阵中每个元素的值代表该分割单元 \mathcal{P}_{ij} 中所有三维点的高度最大值。



回环检测

基于Scan Context

3) 基于scan context的匹配

I^q 为当前帧的scan context c_j^q 为 I^q 中的第 j 列

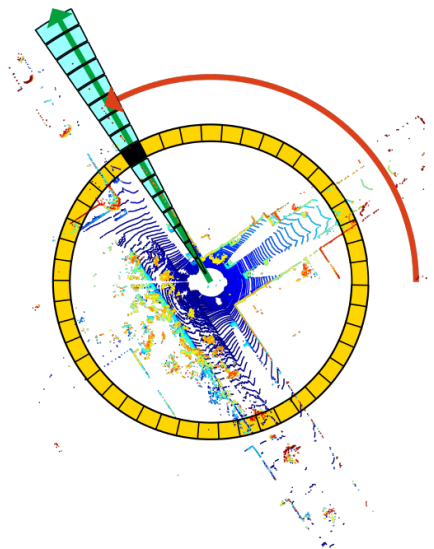
I^c 为历史帧的scan context c_j^c 为 I^c 中的第 j 列

两帧scan context的距离函数定义为：

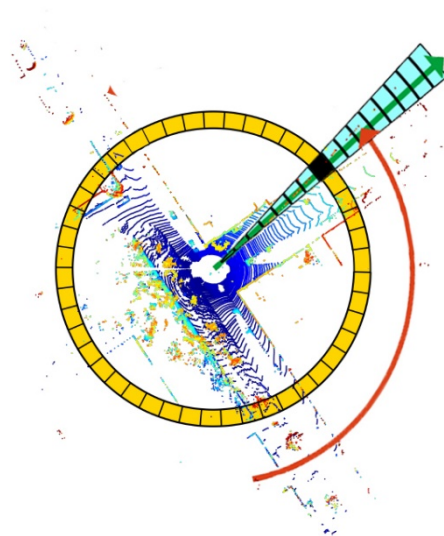
$$d(I^q, I^c) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left(1 - \frac{c_j^q \cdot c_j^c}{\|c_j^q\| \|c_j^c\|} \right)$$

两帧scan context间的所有对应的列向量之间越相似，说明两帧点云越相似。距离函数小于某个阈值时，认为该历史帧为回环检测的回环帧。

问题：若当前帧相对于历史帧有旋转，比如同一个地方激光雷达经过时的方向相反，或者该地方为一个十字路口，激光雷达从不同方向经过（如右图所示），此时得到的scan context中列向量的顺序会发生改变，进而导致两帧的距离函数比较大。



当前帧的点云分割



历史帧的点云分割



回环检测

基于Scan Context

3) 基于scan context的匹配

I^q 为当前帧的scan context

I^c 为历史帧的scan context

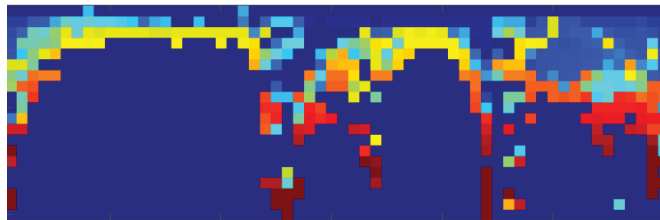
方法:

$$D(I^q, I^c) = \min_{n \in [N_s]} d(I^q, I_n^c)$$

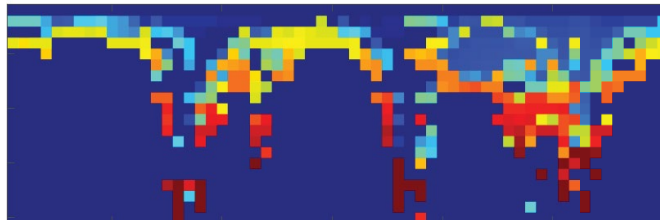
将历史帧 I^c 按列平移, 得到 $[N_s]$ 个scan context, 依次与当前帧的scan context计算距离, 选择距离最小的那个。

根据以上方法, 找出所有候选相似帧中和当前帧距离最小的, 即为闭环匹配的帧。

I^q



I^c



I_n^c



基于Scan Context

4) 计算相对位姿

假设距离最小时，对应的列的平移量为：

$$n^* = \operatorname{argmin}_{n \in [N_s]} d(I^q, I_n^c)$$

则它代表两帧之间有旋转，旋转的角度为：

$$\phi = \frac{2\pi}{N_s} * n^*$$

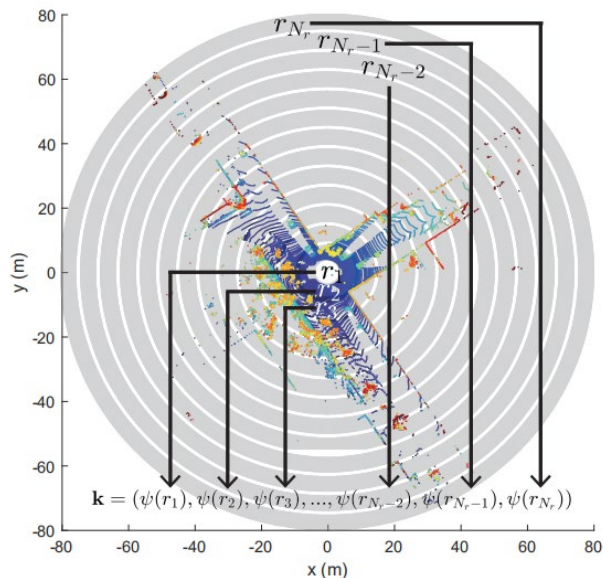
以上旋转量则可作为ICP或NDT匹配的初始位姿，用于精确匹配得到闭环约束的相对位姿。



回环检测

基于Scan Context

5) 解决时间复杂度问题



目的：scan context可以用矩阵对应列的相似度来计算两帧的相似性，但是遍历所有历史帧的相似度计算量较高，需要做一个快速初步筛选。

思路：相似帧之间，落在同等半径的圆环中点的数量应相似，可用来快速查找。

方法：

a) 每帧生成一个向量：

$$\mathbf{k} = (\psi(r_1), \dots, \psi(r_{N_r})), \text{ where } \psi : r_i \rightarrow \mathbb{R}$$

其中

$$\psi(r_i) = \frac{\|r_i\|_0}{N_s}$$

$\|r_i\|_0$ 表示半径 r_i 对应的圆环中非空分割单元的个数。

b) 根据a)中计算的向量，所有历史帧共同构建KDTree；

c) 使用当前帧对应的向量，在KDTree中查找，找出 n 个可能的相似帧，再通过scan context精确查找。



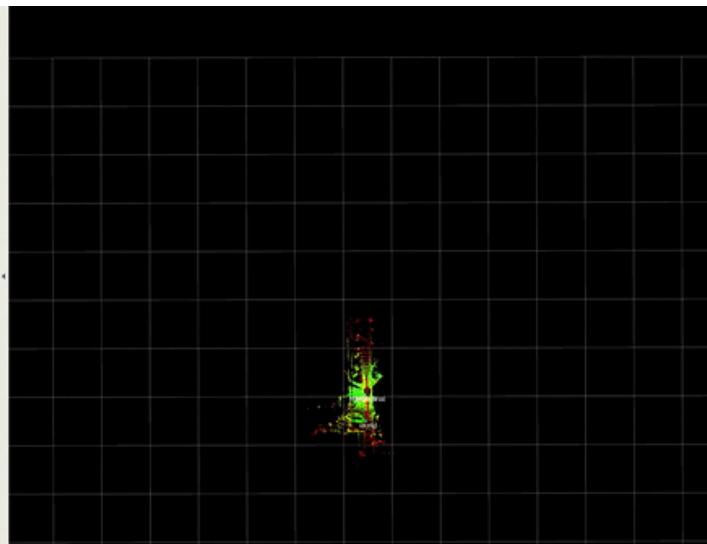
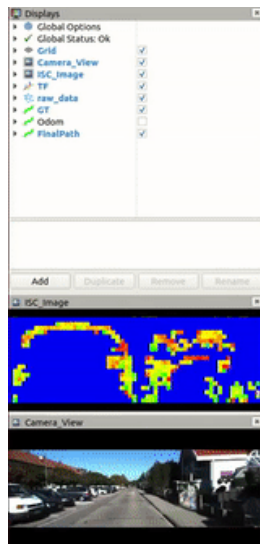
回环检测

基于Scan Context

案例:

方法: LeGO-LOAM + scan context 闭环检测

代码: <https://github.com/irapkaist/SC-LeGO-LOAM>





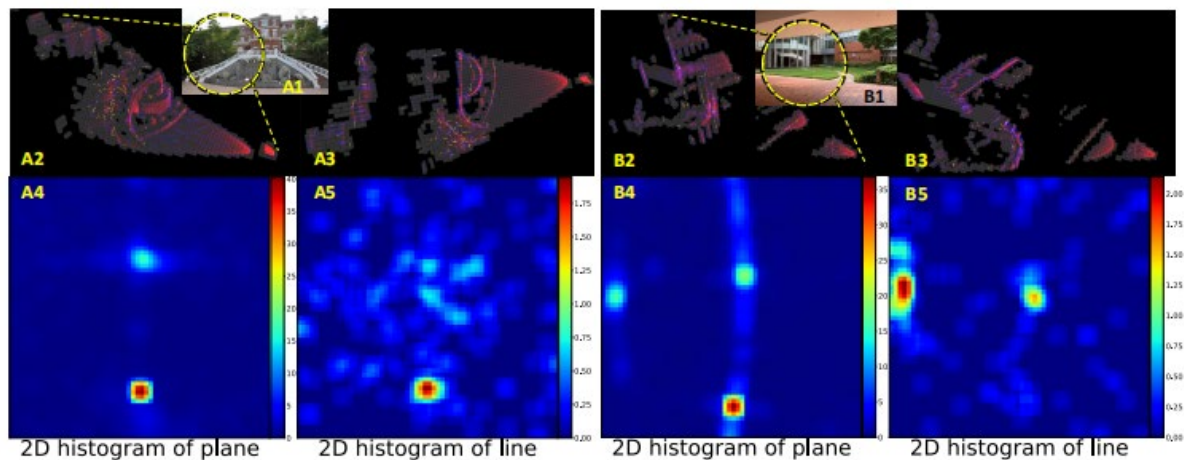
回环检测

基于直方图

论文题目: A fast, complete, point cloud based loop closure for LiDAR odometry and mapping

应用案例: loam_livox

开源代码: https://github.com/hku-mars/loam_livox





目录



1. 回环检测



2. 后端优化



3. 点云地图建立



4. 基于地图的定位



后端优化

1. 后端优化基本原理

目的：利用回环检测结果和惯导先验位姿修正里程计误差。

回环在此处提供的是两帧之间的相对位姿。

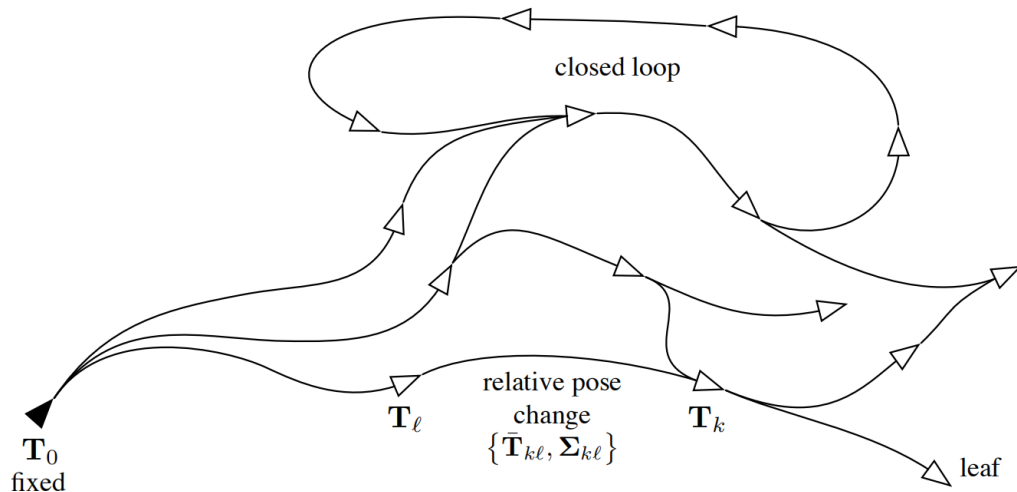
观测：

- 1) 连续两帧的相对位姿观测
- 2) 闭环匹配得到的相对位姿观测
- 3) 组合导航提供的先验位姿观测

1)和2)的观测构成了基于回环的位姿修正

1)和3)的观测构成了基于先验观测的位姿修正

当然1) 2) 3) 也可以同时使用。

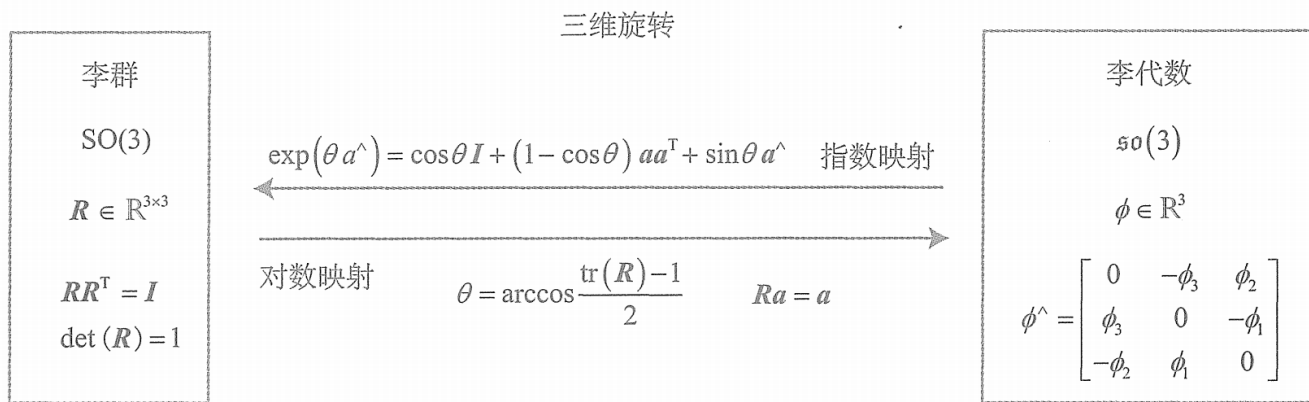


后端优化示意



2. 李群、李代数基本知识

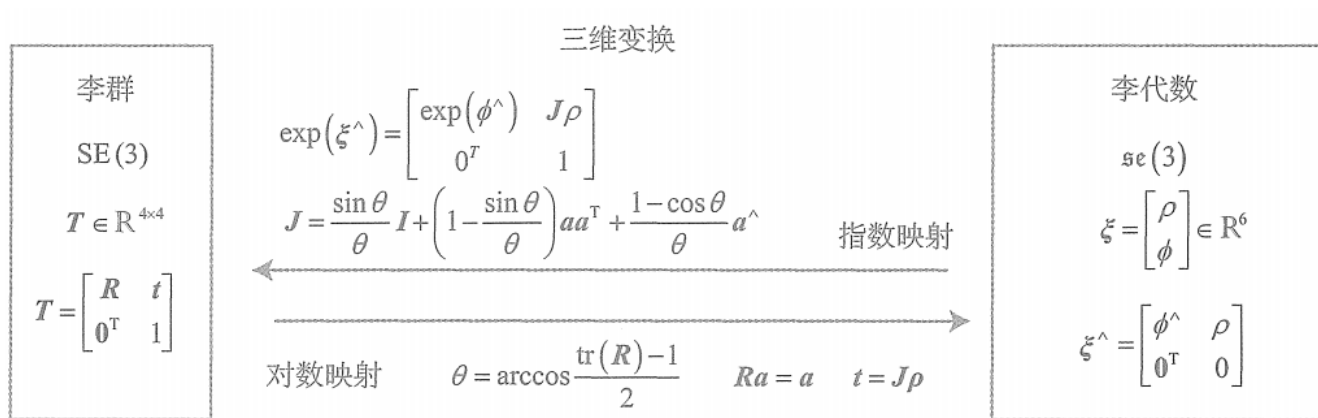
三维旋转上的定义：





2. 李群、李代数基本知识

三维变换上的定义：





2. 李群、李代数基本知识

BCH公式

$$\ln(\exp(A) \exp(B)) = A + B + \frac{1}{2}[A, B] + \frac{1}{12}[A, [A, B]] - \frac{1}{12}[B, [A, B]] + \dots$$

SO(3)下的李括号定义为

$$[\phi_1, \phi_2] = (\Phi_1 \Phi_2 - \Phi_2 \Phi_1)^\vee$$

SE(3)下的李括号定义为

$$[\xi_1, \xi_2] = (\xi_1^\wedge \xi_2^\wedge - \xi_2^\wedge \xi_1^\wedge)^\vee$$

其中

$$\Phi = \phi^\wedge = \begin{bmatrix} 0 & -\phi(3) & \phi(2) \\ \phi(3) & 0 & -\phi(1) \\ -\phi(2) & \phi(1) & 0 \end{bmatrix}$$



2. 李群、李代数基本知识

SO(3)对应的BCH公式

$$\ln (\exp (\phi_1^{\wedge}) \exp (\phi_2^{\wedge}))^{\vee} \approx \begin{cases} J_l(\phi_2)^{-1} \phi_1 + \phi_2 & , \text{当 } \phi_1 \text{ 为小量} \\ J_r(\phi_1)^{-1} \phi_2 + \phi_1 & , \text{当 } \phi_2 \text{ 为小量} \end{cases}$$

其中左乘雅可比为

$$J_l = \frac{\sin \theta}{\theta} I + \left(1 - \frac{\sin \theta}{\theta}\right) a a^T + \frac{1 - \cos \theta}{\theta} a^{\wedge}$$

即

$$J_l^{-1} = \frac{\theta}{2} \cot \frac{\theta}{2} I + \left(1 - \frac{\theta}{2} \cot \frac{\theta}{2}\right) a a^T - \frac{\theta}{2} a^{\wedge}$$

右乘雅可比仅需要在左乘雅可比的基础上对自变量取负号，即

$$J_r(\phi) = J_l(-\phi)$$



2. 李群、李代数基本知识

SE(3)对应的BCH公式

$$\ln \left(\exp \left(\xi_1^\wedge \right) \exp \left(\xi_2^\wedge \right) \right)^\vee \approx \begin{cases} \mathcal{J}_\ell \left(\xi_2 \right)^{-1} \xi_1 + \xi_2, & \text{当 } \xi_1 \text{ 为小量} \\ \mathcal{J}_r \left(\xi_1 \right)^{-1} \xi_2 + \xi_1, & \text{当 } \xi_2 \text{ 为小量} \end{cases}$$

由于SE(3)上的雅可比形式过于复杂，此处直接给出本章所用到的近似形式如下。详细内容可参考《机器人中的状态估计》中公式7.83的推导过程。

$$\mathcal{J}_r^{-1}(\xi) \approx I + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi^\wedge & \rho^\wedge \\ 0 & \phi^\wedge \end{bmatrix}$$

若 ξ 非常小，则该雅可比可以直接使用单位阵，此时有

$$\ln \left(\exp \left(\xi_1^\wedge \right) \exp \left(\xi_2^\wedge \right) \right)^\vee \approx \ln \left(\exp \left(\xi_1^\wedge + \xi_2^\wedge \right) \right)^\vee$$



2. 李群、李代数基本知识

SO(3)上的伴随性质

$$R \exp(p^\wedge) R^T = \exp((Rp)^\wedge)$$

SE(3)上的伴随性质

$$T \exp(\xi^\wedge) T^{-1} = \exp((\text{Ad}(T)\xi)^\wedge)$$

其中伴随矩阵的定义如下

$$\text{Ad}(T) = \begin{bmatrix} R & t^\wedge R \\ 0 & R \end{bmatrix}$$



3. 基于回环的位姿修正

位姿图优化是把所有的观测和状态放在一起优化，残差项是前面所讲残差项的总和。

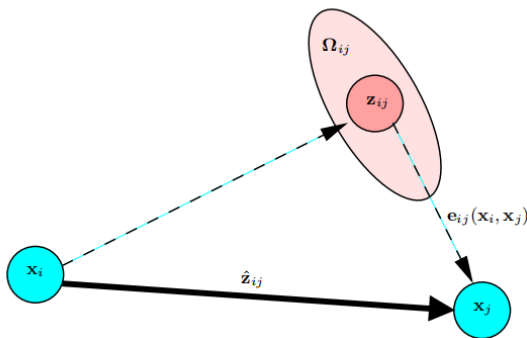
在实际使用中，各残差会被分配一个权重，也就是信息矩阵，它相当于对残差进行加权。

考虑信息矩阵后，总的残差项可以表示为：

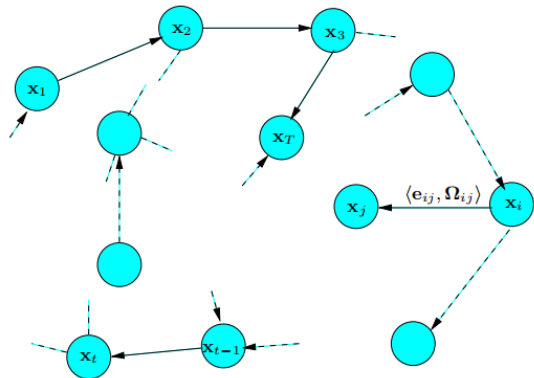
$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \sum_{\langle i,j \rangle \in \mathcal{C}} \underbrace{\mathbf{e}_{ij}^T \boldsymbol{\Omega}_{ij} \mathbf{e}_{ij}}_{\mathbf{F}_{ij}}$$

此时优化问题可以表示为：

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



单个残差项



多个残差项组成位姿图



3. 基于回环的位姿修正

第*i*和*j*帧之间的观测，在李群SE(3)上可以表示为

$$\Delta T_{ij} = T_i^{-1} T_j$$

也可以在李代数上表示为

$$\Delta \xi_{ij} = \xi_i^{-1} \circ \xi_j = \ln (T_i^{-1} T_j)^\vee$$

若位姿没有误差，则上面两个式子是精确相等的，但当位姿有误差存在时，便可以使用等式的左右两端计算残差项。

$$\begin{aligned} e_{ij} &= \ln (\Delta T_{ij}^{-1} T_i^{-1} T_j)^\vee \\ &= \ln \left(\exp \left((-\xi_{ij})^\wedge \right) \exp \left((-\xi_i)^\wedge \right) \exp \left(\xi_j^\wedge \right) \right)^\vee \end{aligned}$$

位姿图优化的思想是通过调整状态量(即位姿)，使残差项的值最小化，这就需要残差项对位姿求雅可比，才能使用梯度下降方法进行优化。

求雅可比的方式是对位姿添加扰动，此时残差表示为：

$$\hat{e}_{ij} = \ln (T_{ij}^{-1} T_i^{-1} \exp ((-\delta \xi_i)^\wedge) \exp (\delta \xi_j^\wedge) T_j)^\vee$$



3. 基于回环的位姿修正

进一步对前面的式子进行化简

$$\begin{aligned}
\hat{e}_{ij} &= \ln \left(\mathbf{T}_{ij}^{-1} \mathbf{T}_i^{-1} \exp \left((-\delta \xi_i)^\wedge \right) \exp \left(\delta \xi_j^\wedge \right) \mathbf{T}_j \right)^\vee \\
&= \ln \left(\mathbf{T}_{ij}^{-1} \mathbf{T}_i^{-1} \mathbf{T}_j \exp \left(\left(-\text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_i \right)^\wedge \right) \exp \left(\left(\text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_j \right)^\wedge \right) \right)^\vee \\
&\approx \ln \left(\exp(e_{ij}) \exp \left(\left(-\text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_i \right)^\wedge + \left(\text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_j \right)^\wedge \right) \right)^\vee \\
&\approx e_{ij} - \mathcal{J}_r^{-1}(e_{ij}) \text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_i + \mathcal{J}_r^{-1}(e_{ij}) \text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right) \delta \xi_j
\end{aligned}$$

上面的式子表明，残差关于 T_i 的雅克比为

$$A_{ij} = \frac{\partial e_{ij}}{\partial \delta \xi_i} = -\mathcal{J}_r^{-1}(e_{ij}) \text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right)$$

残差关于 T_j 的雅克比为

$$B_{ij} = \frac{\partial e_{ij}}{\partial \delta \xi_j} = \mathcal{J}_r^{-1}(e_{ij}) \text{Ad} \left(\mathbf{T}_j^{-1} \right)$$

其中

$$\mathcal{J}_r^{-1}(e_{ij}) \approx I + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi_e^\wedge & \rho_e^\wedge \\ 0 & \phi_e^\wedge \end{bmatrix}$$



3. 基于回环的位姿修正

为了找到梯度方向，需要对残差进行一阶泰勒展开

$$\begin{aligned}
& \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j + \Delta \mathbf{x}_j) \\
&= \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}) \\
&\approx \mathbf{e}_{ij} + \mathbf{J}_{ij} \Delta \mathbf{x}
\end{aligned}$$

其中 \mathbf{J}_{ij} 即为前面推导的残差关于位姿的雅可比组成的矩阵

$$\mathbf{J}_{ij} = (0 \cdots 0 \underbrace{\mathbf{A}_{ij}}_{\text{node } i} 0 \cdots 0 \underbrace{\mathbf{B}_{ij}}_{\text{node } j} 0 \cdots 0)$$

对于每一个残差块，便有

$$\begin{aligned}
& \mathbf{F}_{ij}(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}) \\
&= \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x})^T \Omega_{ij} \mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}) \\
&\approx (\mathbf{e}_{ij} + \mathbf{J}_{ij} \Delta \mathbf{x})^T \Omega_{ij} (\mathbf{e}_{ij} + \mathbf{J}_{ij} \Delta \mathbf{x}) \\
&= \underbrace{\mathbf{e}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{e}_{ij}}_{c_{ij}} + 2 \underbrace{\mathbf{e}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{J}_{ij}}_{\mathbf{b}_{ij}^T} \Delta \mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}^T \underbrace{\mathbf{J}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{J}_{ij}}_{\mathbf{H}_{ij}} \Delta \mathbf{x} \\
&= c_{ij} + 2\mathbf{b}_{ij}^T \Delta \mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}^T \mathbf{H}_{ij} \Delta \mathbf{x}
\end{aligned}$$

其中

$$\mathbf{H}_{ij} = \begin{pmatrix} \ddots & & & \\ & \mathbf{A}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{A}_{ij} & \cdots & \mathbf{A}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{B}_{ij} \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ & \mathbf{B}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{A}_{ij} & \cdots & \mathbf{B}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{B}_{ij} \\ & \ddots & & \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{b}_{ij} = \begin{pmatrix} \vdots \\ \mathbf{A}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{e}_{ij} \\ \vdots \\ \mathbf{B}_{ij}^T \Omega_{ij} \mathbf{e}_{ij} \\ \vdots \end{pmatrix}$$



3. 基于回环的位姿修正

因此总的残差项可以表示为

$$\begin{aligned} F(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) &= \sum_{\langle i,j \rangle \in \mathcal{C}} F_{ij}(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \\ &\approx \sum_{\langle i,j \rangle \in \mathcal{C}} (c_{ij} + 2\mathbf{b}_{ij}^T \Delta\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}^T \mathbf{H}_{ij} \Delta\mathbf{x}) \\ &= c + 2\mathbf{b}^T \Delta\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}^T \mathbf{H} \Delta\mathbf{x} \end{aligned}$$

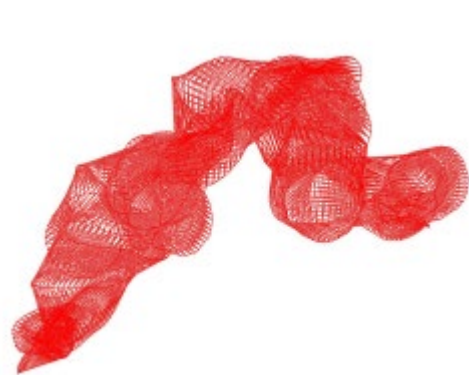
若要误差最小，只需使得

$$\mathbf{H} \Delta\mathbf{x} = -\mathbf{b}$$

根据修正量，修正 \mathbf{x} 的值，即完成一次迭代

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$$

多次迭代，直至残差满足收敛条件时，则终止循环，完成优化。



优化前



优化后



4. 基于先验观测的位姿修正

先验观测是一元边，它不像前面所述的帧间观测连接两个位姿状态，而是只连接一个位姿状态量，它直接给出的就是该状态量的观测值，因此它对应的残差就是观测值与状态量之间的差异，即

$$\begin{aligned} e_i &= \ln \left(Z_i^{-1} T_i \right)^\vee \\ &= \ln \left(\exp \left((-\xi_{zi})^\wedge \right) \exp \left(\xi_i^\wedge \right) \right)^\vee \end{aligned}$$

对残差添加扰动，可得

$$\hat{e}_i = \ln \left(Z_i^{-1} \exp \left(\delta \xi_i^\wedge \right) T_i \right)^\vee$$

利用伴随性质和BCH公式进行化简，可得

$$\begin{aligned} \hat{e}_i &= \ln \left(Z_i^{-1} T_i \exp \left(\left(\text{Ad} \left(T_i^{-1} \right) \delta \xi_i \right)^\wedge \right) \right)^\vee \\ &= \ln \left(\exp \left(e_i \right) \exp \left(\left(\text{Ad} \left(T_i^{-1} \right) \delta \xi_i \right)^\wedge \right) \right)^\vee \\ &\approx e_i + \mathcal{J}_r^{-1} \left(e_i \right) \text{Ad} \left(T_i^{-1} \right) \delta \xi_i \end{aligned}$$

因此，残差关于 T_i 的雅可比为

$$\frac{\partial e_i}{\partial \delta \xi_i} = \mathcal{J}_r^{-1} \left(e_i \right) \text{Ad} \left(T_i^{-1} \right)$$

其中

$$\mathcal{J}_r^{-1} \left(e_i \right) \approx I + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi_e^\wedge & \rho_e^\wedge \\ 0 & \phi_e^\wedge \end{bmatrix}$$

后面的推导过程，便与相对位姿做观测的推导过程完全一致。

此外，部分场合提供的观测只有位置，没有姿态，比如只有RTK，而没有组合导航，这里的残差便只剩下位置误差。相应的雅可比公式，可自行推导。



目录



1. 回环检测



2. 后端优化



3. 点云地图建立



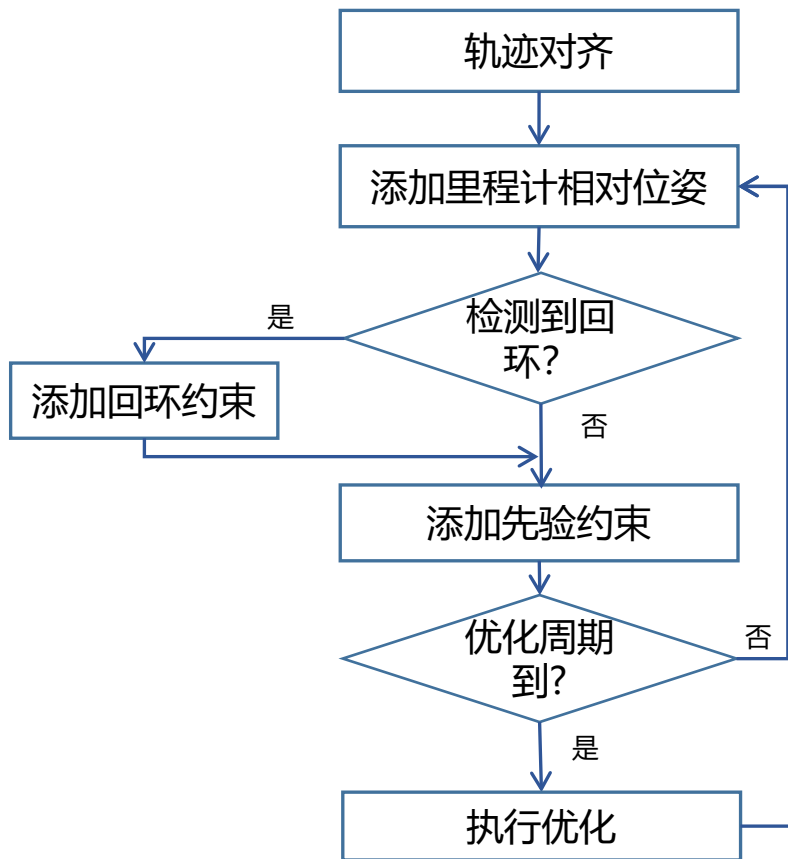
4. 基于地图的定位



点云地图建立

1. 整体流程

建图流程设计的核心原则是准确、高效地把里程计相对位姿、回环相对位姿、惯导先验位姿进行融合。



点云地图建立流程图



点云地图建立

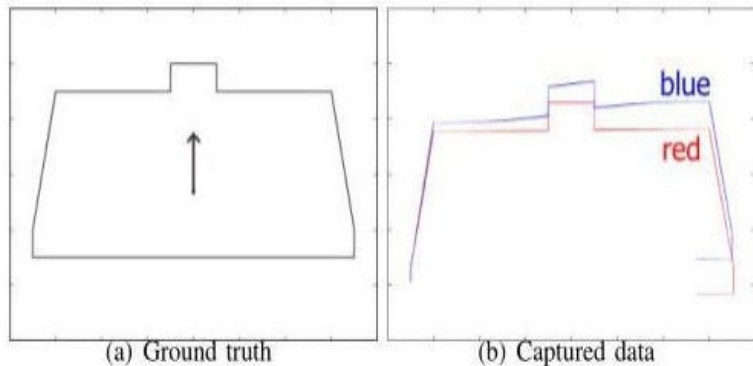
2. 畸变补偿

1) 产生原因

一帧点云中的激光点是不同时刻采集的，激光点的坐标原点是采集时刻的雷达位姿。雷达在不同时刻的位姿有变化时，各激光点原点不一致，拼接成一帧时，点云的形状便和实际物体形状不一致。

2) 补偿方法

对每个激光点坐标做补偿，补偿量为激光点原点(即当时雷达坐标)相对于该帧起始时刻的变化。





点云地图建立

2. 畸变补偿

3) 补偿公式

假设一帧点云中，起始时刻雷达的位姿为

$$T_0 = \begin{bmatrix} R_0 & t_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

第*i*个激光点采集时，雷达的位姿为

$$T_i = \begin{bmatrix} R_i & t_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

第*i*个激光点的坐标为

$$P_i = [p_{ix} \ p_{iy} \ p_{iz}]^T$$

则第*i*个激光点补偿畸变后的坐标应该为

$$\bar{P}_i = T_0^{-1} T_i P_i$$

上式可以理解为，只需要计算0到*i*时刻，激光雷达的相对旋转和相对平移变化即可。

实际上，雷达点云是局部坐标系下的表示，当以0时刻雷达的位姿为基准坐标系时，此时 T_0 即为单位阵， T_i 即为0到*i*时刻的相对旋转和平移。

此时有

$$R_i = w \nabla t$$

$$t_i = V \nabla t$$

即，只需要知道0到*i*时刻的平均角速度和平均速度即可。



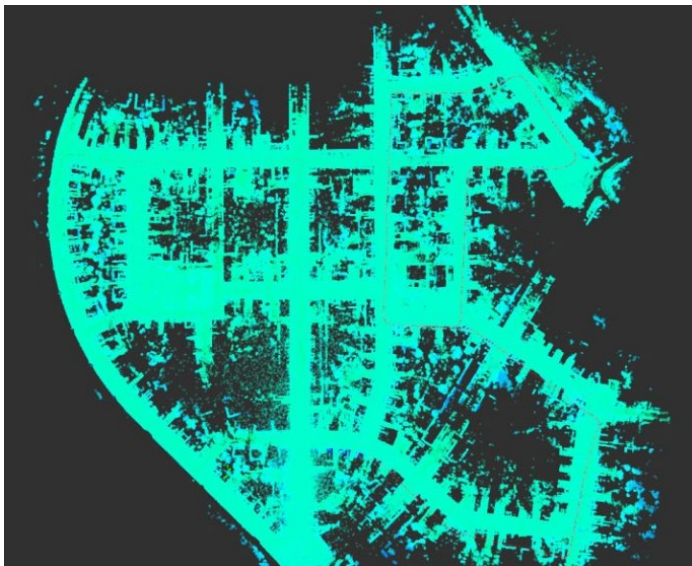
点云地图建立

3. 建图流程代码讲解

基于g2o的代码实现。

对照代码框架，讲解回环约束和先验观测的添加流程。

最终效果建图





目录



1. 回环检测



2. 后端优化



3. 点云地图建立



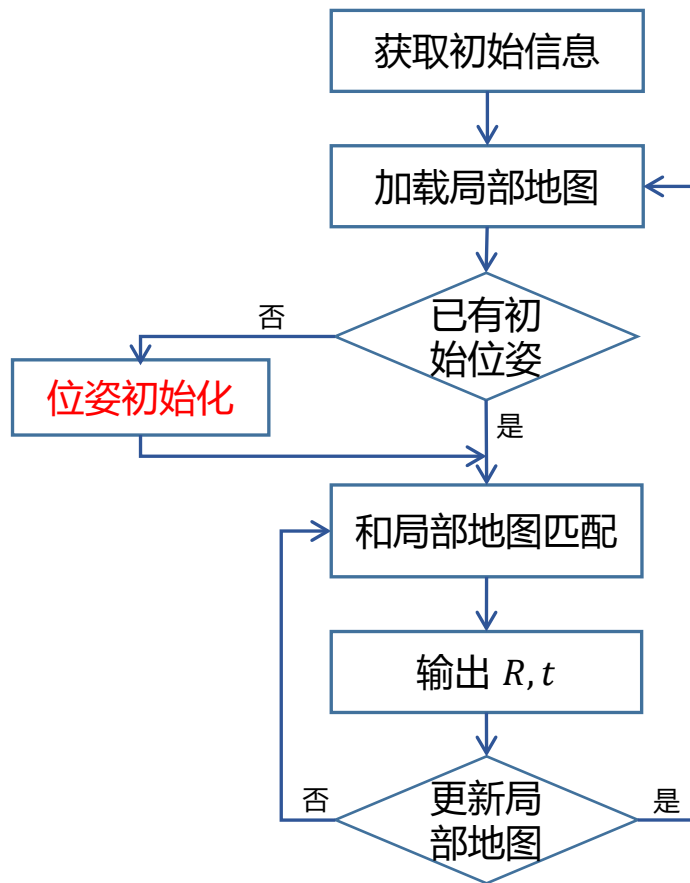
4. 基于地图的定位



基于地图的定位

1. 整体流程

在地图匹配中，鲁棒性和运行速度更加重要，因此实际使用中，基于NDT的匹配使用更广泛。



基于地图定位流程图



基于地图的定位

2. 位姿初始化

由于NDT匹配需要较准确的初始位姿，因此在定位之前需要初始化环节，给出载体的初始位姿。

按照难度由低到高，常见的初始化需求有这样几种：

- 1) 已知位姿的初始化
- 2) 位置已知而姿态位置的初始化
- 3) 位置和姿态均未知的初始化



作业

1. 闭环修正及精度评价

提供的工程框架中已经给出了闭环的流程和实现，但是是基于ICP的，这是在已知粗略位姿情况下的实现方式。在未知粗略位姿情况下，闭环检测的实现难度会加大。

要求使用前面讲过的scan context，实现此功能。并和已有的图优化功能完成对接，实现修正。并最终给出修正前后的轨迹精度对比。

2. 位姿初始化

提供的工程框架中已经给出了位姿初始化功能，但是是在起始位置的，并且是基于已知粗略位姿的。

要求实现地图中任意位置的位姿初始化，可以从三种难度等级中任选一种，难度越高，得分越高。

感谢聆听 !

Thanks for Listening

