

论文:

Rohling T, Mack J, Schulz D. **A fast histogram-based similarity measure for detecting loop closures in 3-D LIDAR data**[C]// Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2015:736-741.

一. 方法概述

上次提到的在 3D 点云数据中 Loop Closure Detection 大致可以分为三类。这篇论文属于第二类方法, 不考虑点云的局部特征, 而是统计激光点云的全局分布, 依次来判断移动机器人是否到达已经经过的区域。

这篇论文的方法突出的一点是 **fast**。首先将点云从三维空间映射到一维, 即 $v: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ 。映射是通过欧氏距离函数 $v(p) = \|p\|$, 每个点都可以得到自身到传感器的距离长度 (**range**)。文中提到可以将传感器距离地面的高度 u 补偿进来, 构成 $v(p) = \langle p, u \rangle$, 这样会对噪声鲁棒, 但是作者没有详细说明原因和具体构造方法。

假设点云的距离范围是 $I = [v_{\min}, v_{\max}]$, 将该范围划分为 b 个子范围, 即:

$$\Delta I_b = \frac{1}{b} (v_{\max} - v_{\min})$$

如果某个激光点符合第 k 个范围, 则满足:

$$I_b^k = [v_{\min} + k \cdot \Delta I_b, v_{\min} + (k+1) \cdot \Delta I_b]$$

得到各个范围的点数, 相当于直接得到了原始的分布直方图。因为每帧的点云数量会有变化 (因为环境的变化), 不能直接对直方图做差, 需要对此归一化。

记某帧激光点云总数为 S , 则分布 H_b 各个范围的分布为:

$$h = \frac{1}{S} \left| \{p \in S : v(p) \in I_b^k\} \right|$$

两个分布的做差是依据 EMD 距离 (Earth Mover's Distance), 对于此方法的一维分布, 比较方便计算; 两个分布的差值, 如下所示:

$$W(G, H) = \sum_i \frac{1}{b} \left| \sum_{j \leq i} g_b^j - h_b^j \right|$$

如果两个激光点云的距离分布小于一定阈值 τ , 则认为它们此时的位姿很接

近，接近于闭环；如果为零（理想情况），则两帧激光点云完全重合。

一个关键问题是如何选取阈值 τ ，该阈值没有具体的物理意义。论文采取的方法是学习的方法，利用 GPS 值作为真值，当两次定位接近时，则选取此时的分布差值；通过不断提高 MCC (Matthews Correlation Coefficient)，或者 F_1 measure，可以得到相应阈值。在 Singapore Dataset 上不同路线的判定阈值是不同的。

最后作者还和基于 NDT 的闭环检测方法进行了比较，相比较基于 Histogram 的方法更鲁棒。

二. 个人见解

目前我粗略地实现了该方法，还有参数需要调整，没有完全做完。该方法的**优势如下**：

1. 原理简单，实现容易。
2. 充分发挥了激光测距传感器的特点，在 range 上的测量很精准。
3. 计算快

但也有**不足以及改善之处**：

1. 首先是没考虑激光点云的局部特征，如果环境中类似的场景很容易判定自己进入了闭环区域。在浙大玉泉校区这种单一的环境（教学楼林立）中很容易复现这一点。
2. 可以将线性分割的范围变为非线性，可能效果更好。
3. Velodyne 多线激光传感器获得的点云数据多了一个维度，是一个点属于哪条线的信息。比如我们使用的 16 线激光可以依次方法获得 16 个 range 分布，可以尝试多重分布下的 EMD 距离判定。
4. Velodyne 还提供了各个激光点返回的 intensity（强度）信息，可以利用此信息的分布做闭环检测。但是不知道 Velodyne 的强度探测是否够精准，需要实验验证。