



传感器数据处理II： 激光雷达运动畸变去除

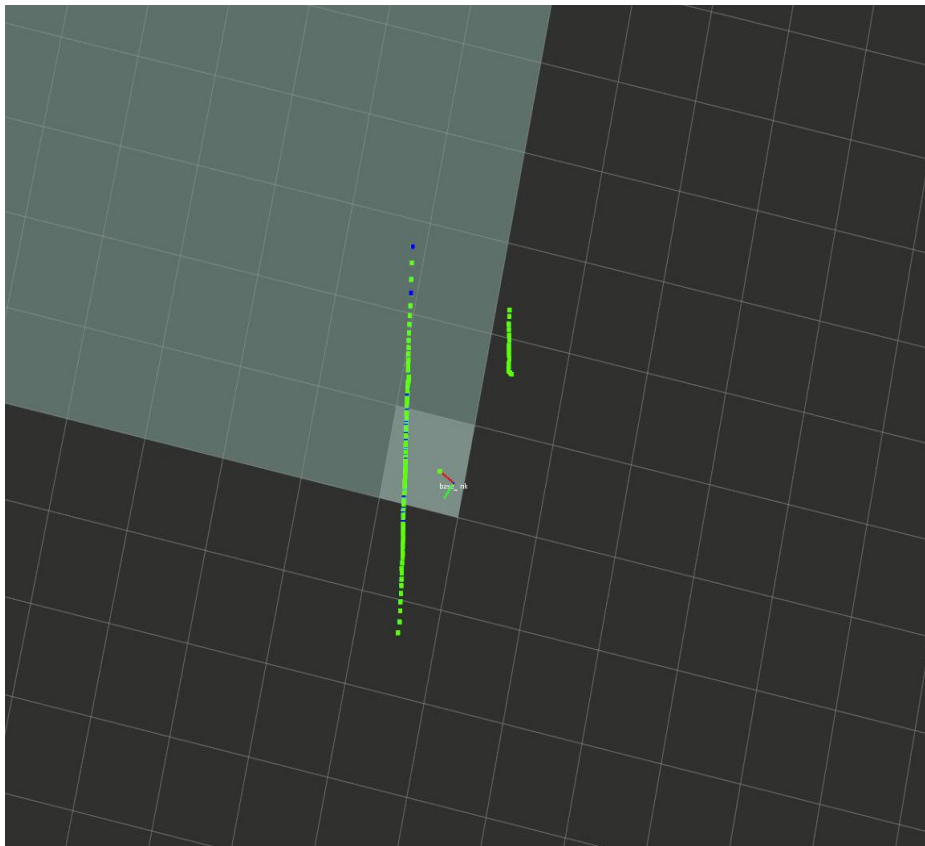
主讲人 曾书格

越凡创新技术负责人
电子科技大学硕士





运动畸变示意



蓝色的点表示原始数据

绿色的点表示去畸变后的数据



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



3. 融合方法



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



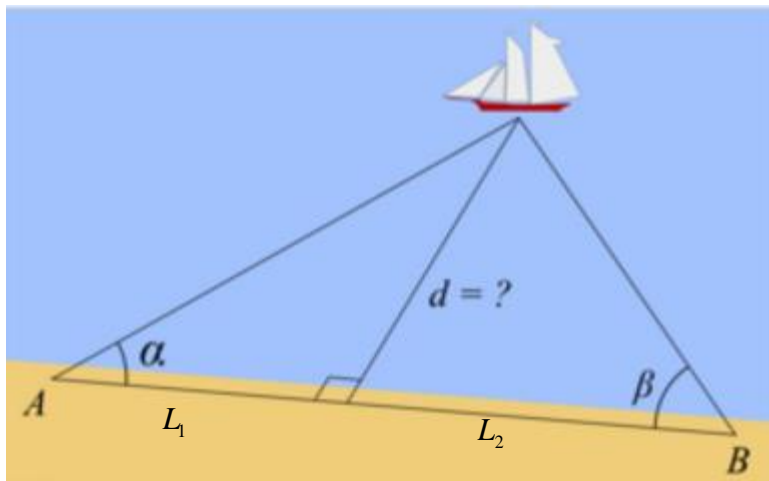
3. 融合方法



激光雷达传感器介绍



三角测距原理



三角测距

$$\begin{aligned}\tan \alpha &= \frac{d}{L_1} \\ \tan \beta &= \frac{d}{L_2}\end{aligned} \quad \Rightarrow \quad \begin{aligned}L_1 &= \frac{d}{\tan \alpha} \\ L_2 &= \frac{d}{\tan \beta}\end{aligned}$$

$$L = L_1 + L_2 = d \left(\frac{\cos \alpha}{\sin \alpha} + \frac{\cos \beta}{\sin \beta} \right) = d \frac{\sin(\alpha + \beta)}{\sin \alpha \sin \beta}$$

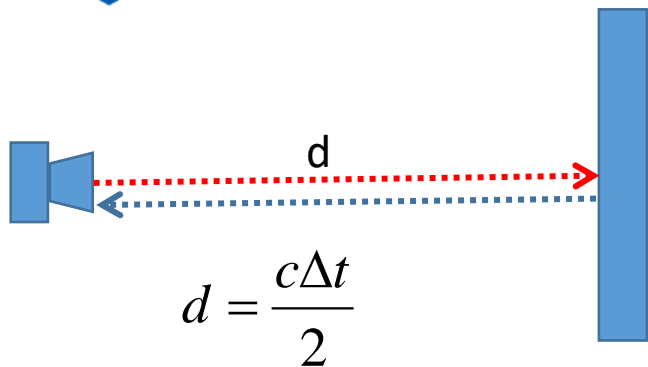
$$d = L \frac{\sin \alpha \sin \beta}{\sin(\alpha + \beta)}$$



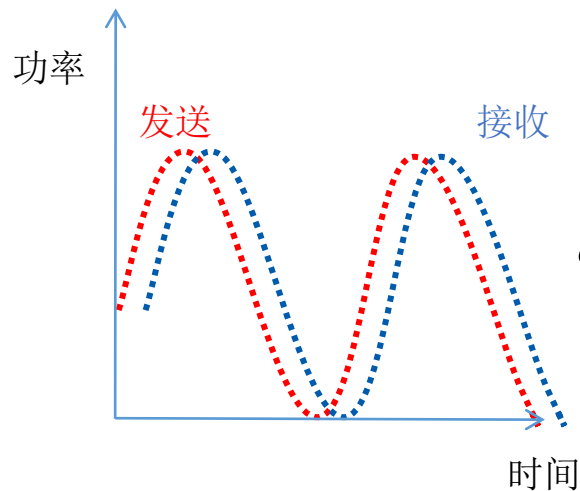
激光雷达传感器介绍



TOF测距原理



飞行时间(TOF)



$$d = \frac{c\Delta\varphi}{4\pi f_m}$$

波形相位差



激光雷达传感器介绍



三角测距特点

优点

- 中近距离精度较高
- 价格便宜

不足

- 远距离精度较差
- 易受干扰

适用场景

- 一般在室内使用



飞行时间(TOF)特点

优点

- 测距范围广
- 测距精度高
- 抗干扰能力强

不足

- 价格昂贵

适用场景

- 室内室外皆可



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



3. 融合方法



光束模型(beam model)

- 符号说明

x_t : 第 t 时刻机器人的位姿;

m : 地图;

K : 第 t 时刻激光数据包含的激光束个数;

z_t^k : 第 t 时刻激光数据中第 k 个激光束测量的距离值;

z_t : 第 t 时刻激光数据, 包含 K 个激光束测量的距离值。

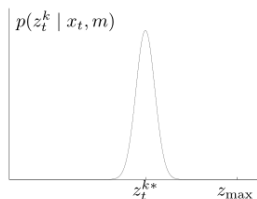
- 每个激光束相互独立, 第 t 时刻激光数据为 z_t 的概率:

$$p(z_t | x_t, m) = \prod_{k=1}^K p(z_t^k | x_t, m)$$

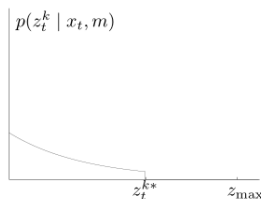
$$p(z_t | x_t, m) = \begin{pmatrix} z_{\text{hit}} \\ z_{\text{short}} \\ z_{\text{max}} \\ z_{\text{rand}} \end{pmatrix}^T \cdot \begin{pmatrix} p_{\text{hit}}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{\text{short}}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{\text{max}}(z_t^k | x_t, m) \\ p_{\text{rand}}(z_t^k | x_t, m) \end{pmatrix}$$

- 激光束测量的距离值有4种可能性

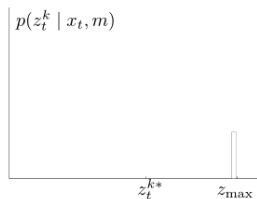
(a) Gaussian distribution p_{hit}



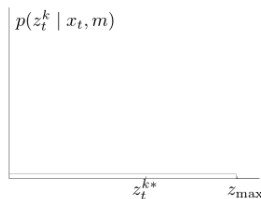
(b) Exponential distribution p_{short}



(c) Uniform distribution p_{max}

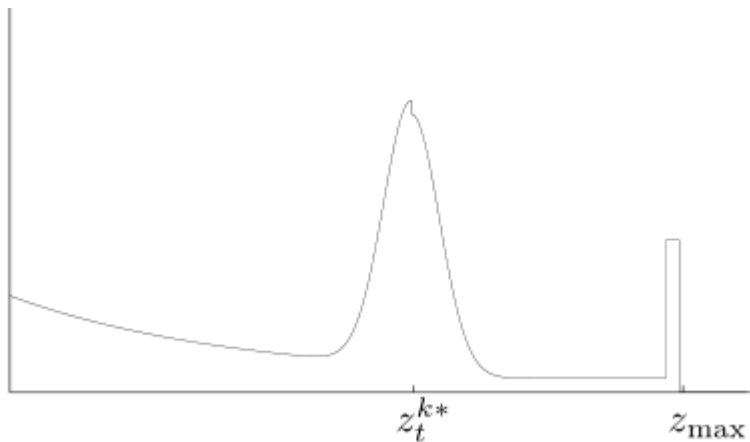


(d) Uniform distribution p_{rand}



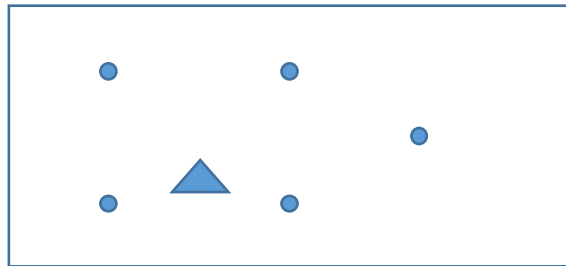


光束模型缺点



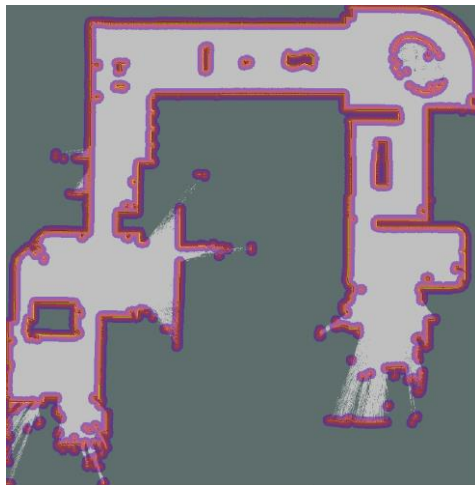
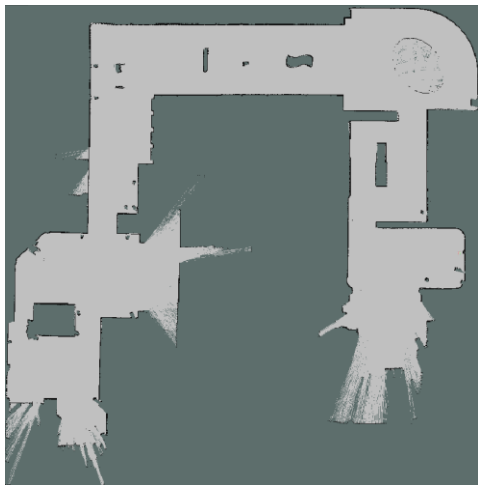
混合模型示意图

- 激光数据期望值的计算需要用raytracing, 每一个位姿需要进行 K 次raytracing。
- 在非结构化环境中(clutter), 位姿微小的改变会造成期望值的巨大变化, 从而导致得分进行突变。





似然场模型(likelihood model)



- 对图像进行高斯平滑，在任何环境中期望值对于位姿都是平滑的
- 似然场得分的计算不需要经过 raytracing，直接通过查表即可得到，计算量低
- 同时适合结构化环境和非结构环境中

似然场计算模型示意图



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



3. 融合方法

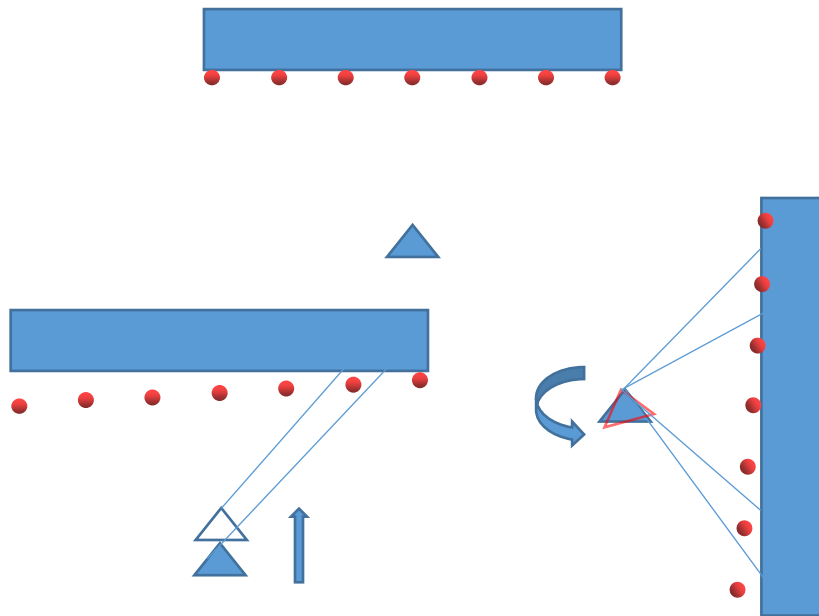


运动畸变



产生的原因

- 激光点数据不是瞬时获得
- 激光测量时伴随着机器人的运动
- 激光帧率较低时，机器人的运动不能忽略



运动畸变示意图



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法

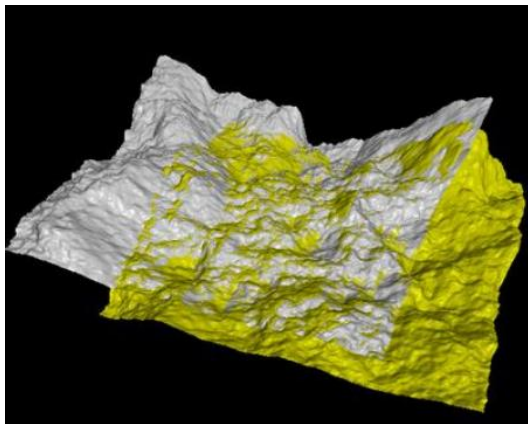


3. 融合方法

运动畸变去除—ICP(Iterative Closest Point)方法介绍

目的

ICP方法是用来求解两个点云集合转换关系的最通用的方法。



数学描述

- 给定两个点云集合:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_x}\}$$

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_{N_p}\}$$

其中,

x_i 和 p_i 表示点云的坐标;

N_x 和 N_p 表示点云的数量。

- 求解旋转矩阵 R 和平移向量 t , 使得下式最小:

$$E(R, t) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - Rp_i - t\|^2$$



运动畸变去除—ICP方法介绍



已知对应点的求解方法

$$u_x = \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} x_i \quad u_x \text{表示点云集合} X \text{的几何中心}$$

$$u_p = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} p_i \quad u_p \text{表示点云集合} P \text{的几何中心}$$

去中心化

$$x'_i = x_i - u_x$$

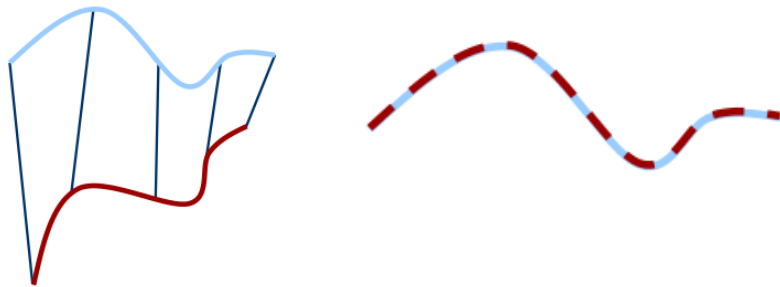
$$p'_i = p_i - u_p$$

$$W = \sum_{i=1}^{N_p} x'_i p'^T_i = U \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 \end{bmatrix} V^T$$

则ICP的解为：

$$R = VU^T$$

$$t = u_x - Ru_p$$





运动畸变去除—ICP方法介绍

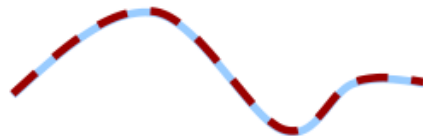
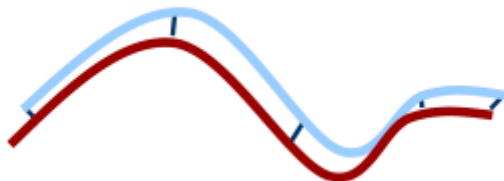
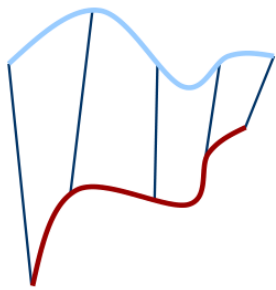


未知对应点的求解方法

- 实际中，不知道对应点匹配
- 不能一步到位计算出R和t
- 进行迭代计算
- EM(Expectation-Maximization)算法的一个特例

算法流程：

- 寻找对应点
- 根据对应点，计算R和t
- 对点云进行转换，计算误差
- 不断迭代，直至误差小于某一个值



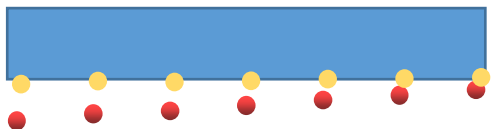


运动畸变去除—VICP方法介绍



ICP方法在激光匹配中的缺点

- 没有考虑激光的运动畸变
- 当前的激光数据是错误的



VICP

- ICP算法的变种
- 考虑了机器人的运动
- 匀速运动
- 进行匹配的同时估计机器人的速度



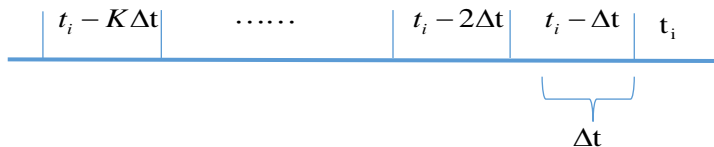
运动畸变去除—VICP方法介绍



VICP方法

- z_i, z_{i-1} 分别表示第*i*时刻和*i* - 1时刻的激光数据
- T_i, T_{i-1} 分别表示第*i*时刻和*i* - 1时刻的机器人位姿
- 假设机器人匀速运动, 则速度 $V_i = \frac{T_2 V(T_i^{-1} T_{i-1})}{K \Delta t}$

- 第*i*时刻*K*个激光束的时间戳:
 $(t_i - K \Delta t, t_i - (K - 1) \Delta t, \dots, t_i - \Delta t, t_i)$



- 第*i*帧第*k*个激光点的位姿:

$$T_{ik} = T_i \cdot V 2T(V_i \cdot k \Delta t)$$

$$T_{\Delta t} = V 2T(V_i \Delta t)$$

$$T_{ik} = T_i (T_{\Delta t})^k$$

- 第*i*帧激光点的位姿集合:

$$\bar{T}_i = \{T_i \cdot V 2T(k V_i \Delta t), k = 1, 2, \dots, n\}$$



运动畸变去除—VICP方法介绍



VICP算法流程

$$V_i = V_i - 1$$

while $\|V - V_i\| > \varepsilon$ *do*

$$T_{\Delta t} = V 2T(V_i \Delta t)$$

for $k = 1:K$ *do*

$$T_{ik} = T_{ik-1} T_{\Delta t}$$

$$\bar{z}_{ik} = T_{ik} z_{ik}$$

end for

$$T = ICP(\bar{Z}_{i-1}, \bar{Z}_i, T)$$

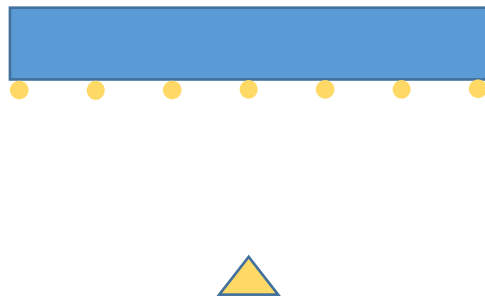
$$V = V_i$$

$$V_i = \frac{T 2V(T^{-1} T_{i-1})}{\Delta t}$$

end while



VICP矫正效果





课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



3. 融合方法



运动畸变去除—传感器辅助



VICP缺点

- 低帧率激光(5Hz), 匀速运动假设不成立
- 数据预处理和状态估计过程耦合



解决方法

- 尽可能准确的反应运动情况
- 实现预处理和状态估计的解耦



传感器辅助方法(Odom/IMU)

- 极高的位姿更新频率(200Hz), 可以比较准确的反应运动情况
- 较高精度的局部位姿估计
- 跟状态估计完全解耦



运动畸变去除—传感器辅助



惯性测量单元(IMU)

- 直接测量角速度和线加速度
- 具有较高的角速度测量精度
- 测量频率极高(1kHz~8kHz)
- 线加速度精度太差，二次积分在局部的精度依然很差



轮式里程计

- 直接测量机器人的位移和角度
- 具有较高的局部角度测量精度
- 具有较高的局部位置测量精度
- 更新速度较高(100Hz~200Hz)





运动畸变去除—轮式里程计



在单片机上处理

- 用单片机读取激光雷达数据，每次读取激光点数据时都可以获取当时机器人的位姿，根据机器人位姿消除运动畸变。得到一帧完整的数据后，上传至处理器。
- 在单片机层消除运动畸变
- 无需考虑时间同步的问题
- 需要对数据进行压缩，否则会产生较大延时



在处理器上处理

- 用CPU读取激光雷达数据，同时单片机上传里程计积分数据，两者进行时间同步。在CPU上统一进行运动畸变去除。
- 体系清晰，不会产生延时
- 需要进行时间同步
- 需要进行位姿插值





运动畸变去除—轮式里程计



已知数据

- 当前帧激光起始时间 t_s, t_e
- 两个激光束之间的时间间隔 Δt
- 里程计数据按照时间顺序存储在一个队列中，队首的时间最早
- 最早的里程计数据的时间戳 $< t_s$
- 最晚的里程计数据的时间戳 $> t_e$



目标

- 求解当前帧激光数据中每一个激光点对应的机器人位姿，即求解 $\{t_s, t_{s+\Delta t}, \dots, t_e\}$ 时刻的机器人位姿
- 根据求解的位姿把所有激光点转换到同一坐标系下
- 重新封装成一帧激光数据，发布出去



运动畸变去除—轮式里程计



求解 t_s, t_e 时刻的位姿 p_s, p_e

- 里程计队列正好和激光数据同步，假设第 i 和第 j 个数据的时刻分别为 t_s, t_e :

$$p_s = OdomList[i]$$

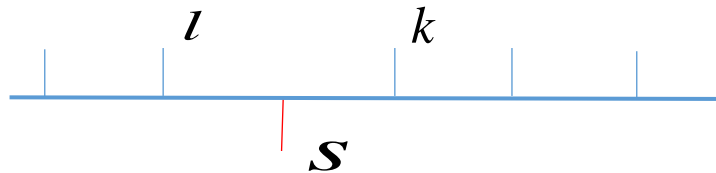
$$p_e = OdomList[j]$$

- 在 t_s 时刻没有对应的里程计位姿，则进行线性插值。设在 l, k 时刻有位姿，且 $l < s < k$ ，则：

$$p_l = OdomList[l]$$

$$p_k = OdomList[k]$$

$$p_s = \text{LinarInterp}(p_l, p_k, \frac{s-l}{k-l})$$





运动畸变去除—轮式里程计



二次插值

- 在一帧激光数据之间，认为机器人做匀加速运动。
- 机器人的位姿是关于时间 t 的二次函数。

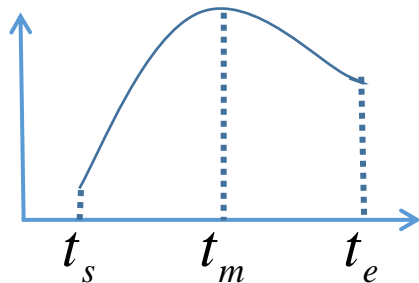
- 设 $t_m = \frac{t_s + t_e}{2}$ ，且 $l < m < k$ ，则：

$$p_m = \text{LinearInterp}(p_l, p_k, \frac{m-l}{k-l})$$

- 已知 p_s, p_m, p_e ，可以插值一条二次曲线：

$$P(t) = At^2 + Bt + C$$

$$t_s \leq t \leq t_e$$





运动畸变去除—轮式里程计

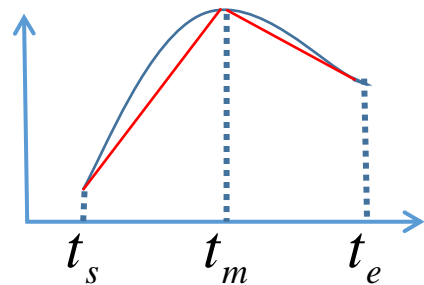


二次曲线的近似

- 用分段线性函数对二次曲线进行近似
- 分段数大于3时，近似误差可以忽略不计
- 在 t_s 和 t_e 时间段内，一共取 m 个位姿 $\{p_s, p_{s+1}, \dots, p_{s+m-2}, p_e\}$
- 位姿通过线性插值获取，在这 m 个位姿之间，进行线性插值：

设 p_s 和 p_{s+1} 之间有 n 个位姿 $\{p_s, p_{s1}, \dots, p_{s(n-2)}, p_{s+1}\}$ ，假设 si 在 l 和 k 之间，
则

$$p_{si} = \text{LinearInterp}(p_l, p_k, \frac{si - s}{\Delta t})$$





运动畸变去除—轮式里程计



坐标系统一&激光数据发布

- 一帧激光数据 K 个激光点，每个激光点对应的位姿 $\{p_1, p_2, \dots, p_K\}$ 通过上述介绍的方法插值得到
- x_i 为转化之前的坐标， x'_i 为转换之后的坐标，则：

$$x'_i = V2T(p_i)x_i$$

- 把转换之后的坐标转换为激光数据发布出去：

$$\begin{aligned}x'_i &= (p_x, p_y) \\ range &= \sqrt{p_x * p_x + p_y * p_y} \\ angle &= atan2(p_y, p_x)\end{aligned}$$



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 激光雷达数学模型介绍



3. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



3. 融合方法



运动畸变去除—两者结合



轮式方法和匹配方法的结合

- 用里程计方法进行矫正，去除绝大部分的运动畸变。
- 认为里程计存在误差，但是误差值线性分布的。
- 用ICP的方法进行匹配，匹配的结果作为正确值，得到里程计的误差值。
- 把误差值均摊到每一个点上，重新进行激光点位置修正。
- 再一次进行ICP迭代，直到收敛为止。

位置误差的线性假设比位置线性假设更合理!!!



参考资料

[1] VICP:Velocity updating Iterative Closest Point Algorithm.

[2] LOAM:Lidar Odometry and Mapping in real-time.



作业

详细见说明文档



结语

感谢聆听！

Thanks for Listening

