

传感器数据处理II: 激光雷达运动畸变去除

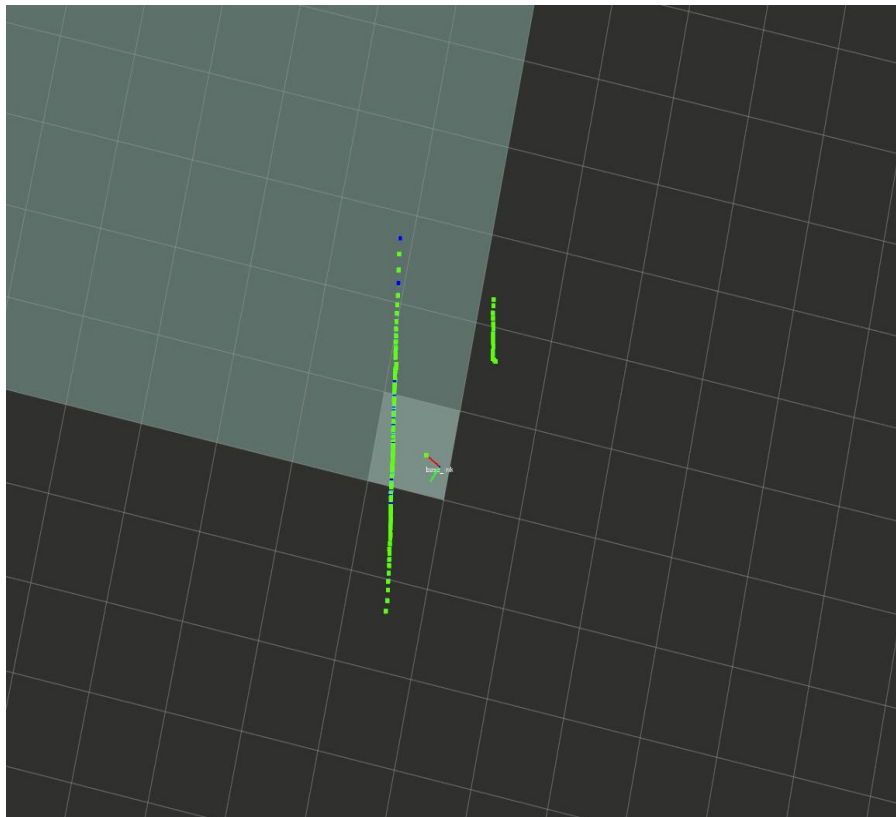
主讲人 曾书格

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



运动畸变示意

图示说明

p_1, p_2, p_3 为共线的3个点，图(a)为理想情况下激光雷达扫描结果（即车辆静止不动），但现实情况下车辆是在行驶状态不断运动中的。运动状态时， p_1, p_2, p_3 的坐标是在不同坐标系下得到的，如图(b)所示。此时，将不同坐标系都转换到初始时刻坐标系中，那么得到的激光点如图(c)绿色点所示。

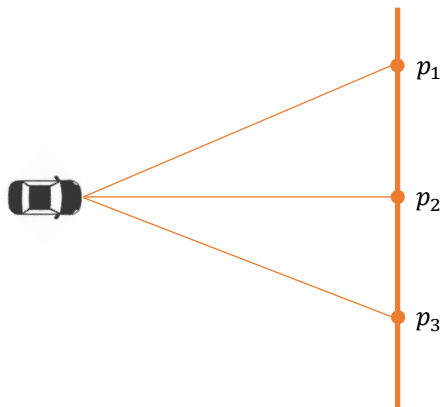


图 a

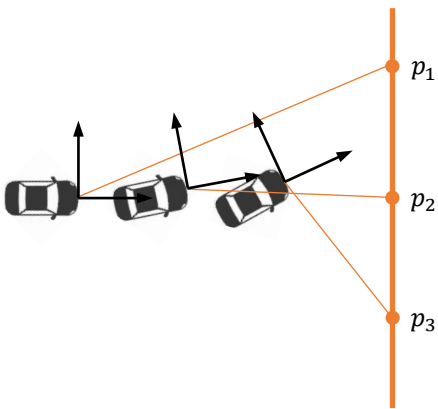


图 b

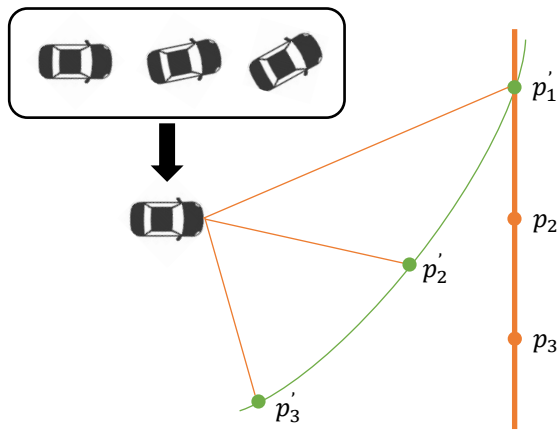


图 c



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 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. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法

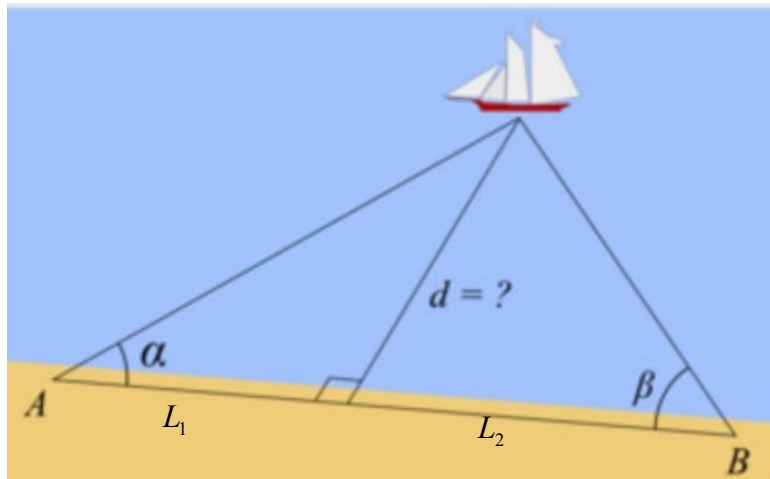


3. 融合方法



激光雷达传感器介绍

三角测距原理



三角测距

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

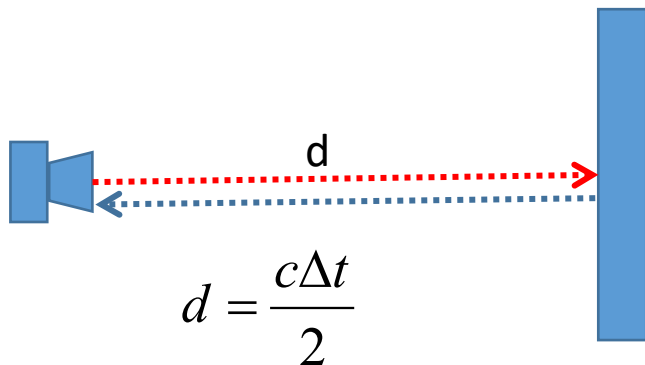
$$L = L_1 + L_2 = d \left(\frac{\cos \alpha}{\sin \alpha} + \frac{\cos \beta}{\sin \beta} \right) = d \frac{\sin(\alpha + \beta)}{\sin \alpha \sin \beta}$$

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

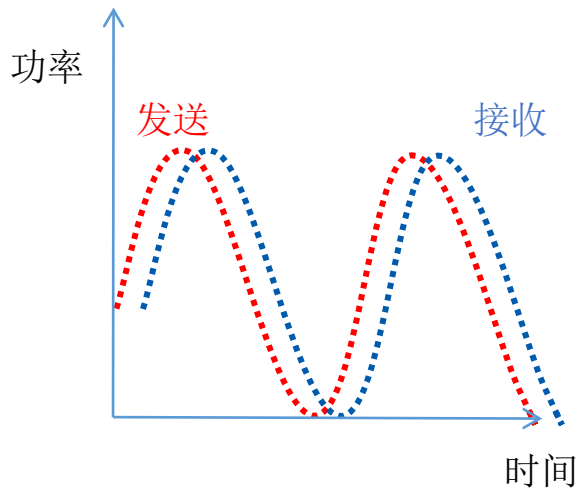


激光雷达传感器介绍

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. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



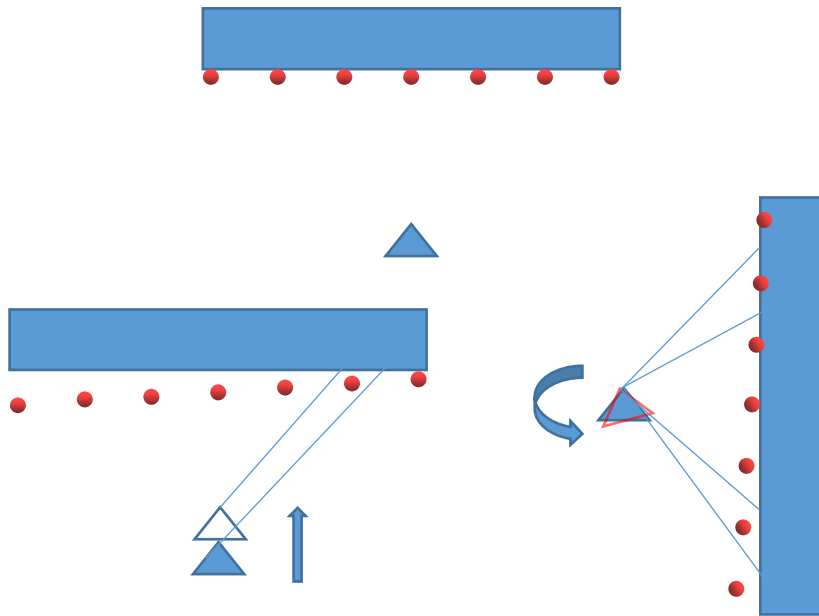
3. 融合方法



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. 运动畸变介绍

畸变去除



1. 纯估计方法



2. 里程计辅助方法



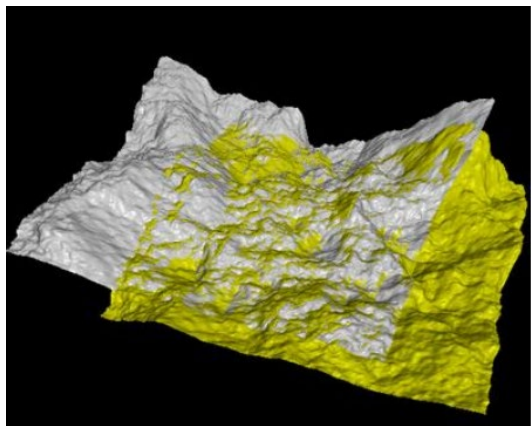
3. 融合方法



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

$$x'_i = x_i - u_x$$

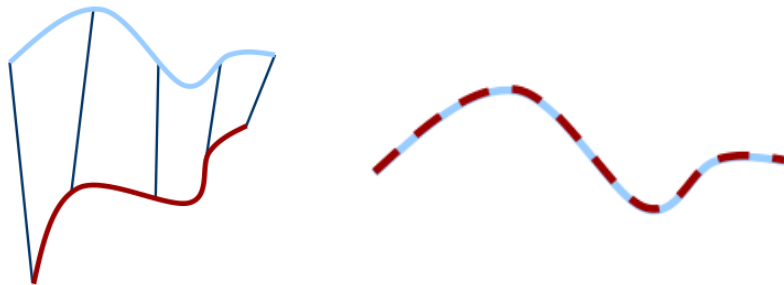
$$p'_i = p_i - u_p$$

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

则ICP的解为：

$$R = VU^T$$

$$t = u_x - Ru_p$$





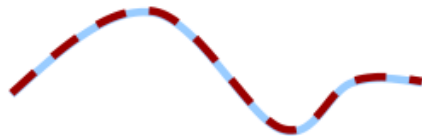
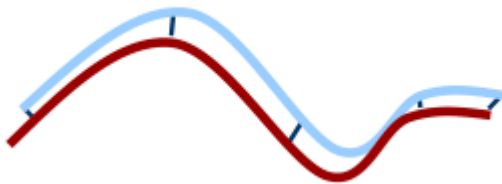
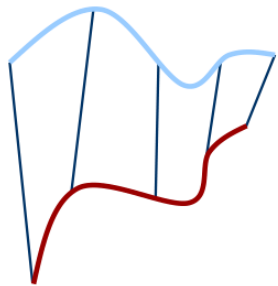
运动畸变去除—ICP方法介绍

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

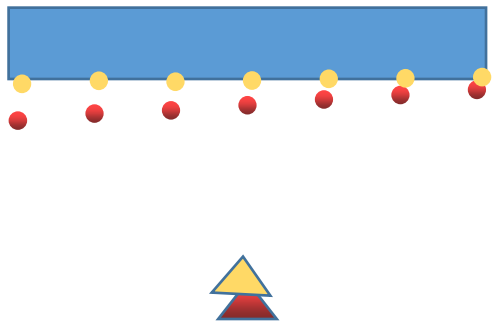




运动畸变去除—VICP方法介绍

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

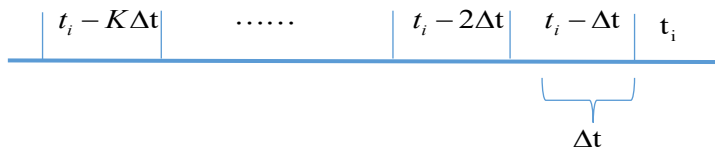
- ICP算法的变种
- 考虑了机器人的运动
- 匀速运动
- 进行匹配的同时估计机器人的速度



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

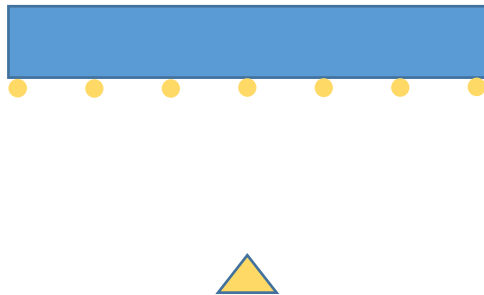
$$T = ICP(\bar{Z}_{i-1}, \bar{Z}_i, T)$$

$$V = V_i$$

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

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. 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 :

$$p_s = OdomList[i]$$

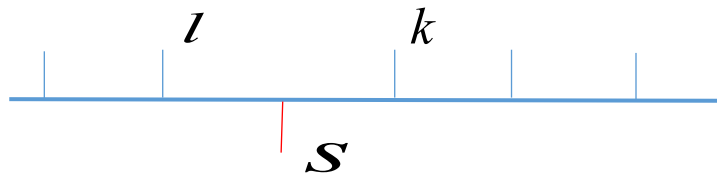
$$p_e = OdomList[j]$$

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：

$$p_l = OdomList[l]$$

$$p_k = OdomList[k]$$

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





运动畸变去除—轮式里程计

二次插值

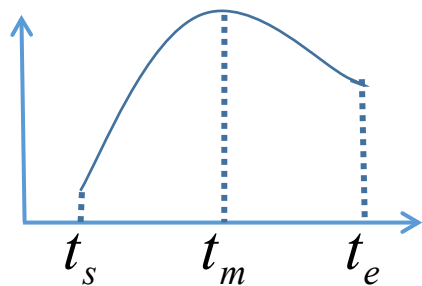
- 在一帧激光数据之间，认为机器人做匀加速运动。
- 机器人的位姿是关于时间 t 的二次函数。
- 设 $t_m = \frac{t_s + t_e}{2}$ ，且 $l < m < k$ ，则：

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

- 已知 p_s, p_m, p_e ，可以插值一条二次曲线：

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

$$t_s \leq t \leq t_e$$





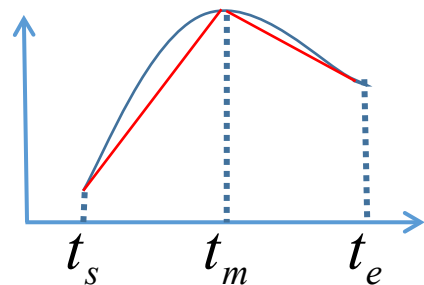
运动畸变去除—轮式里程计

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

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





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：

$$x'_i = (p_x, p_y)$$

$$range = \sqrt{p_x * p_x + p_y * p_y}$$

$$angle = atan2(p_y, p_x)$$



课程内容

概念介绍



1. 激光雷达传感器介绍



2. 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

