



计算机视觉life



激光SLAM数据预处理

曹秀洁
2020.05.24

资料来源: Probabilistic robotics , Sebastian Thrun
激光slam课程ppt, 深蓝学院第二期, 曾书格

目录



计算机视觉life



1. 里程计模型

P1

2. 里程计标定

P5

3. 运动畸变的产生

P11

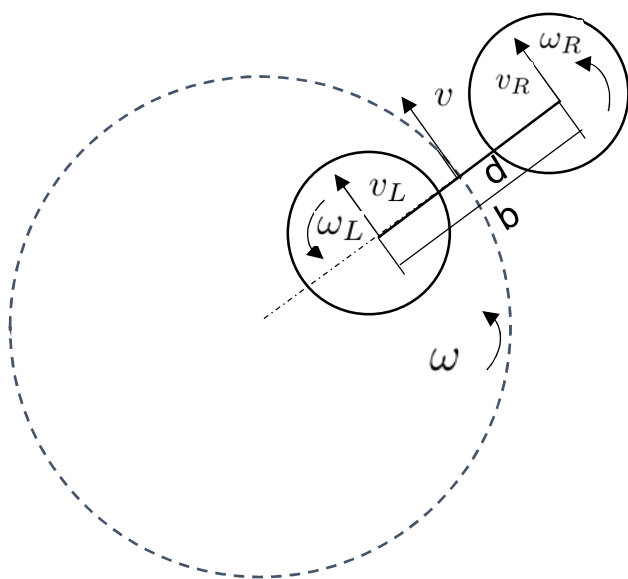
4. 运动畸变的消除

P12

1. 两轮差速底盘的运动学模型



计算机视觉life



ω_L ω_R 分别代表左轮和右轮的角速度

v_L v_R 分别代表左轮和右轮的线速度

v ω 分别代表小车中心线速度和角速度

D 为轮子离底盘中心的距离, b 为两轮之间的距离

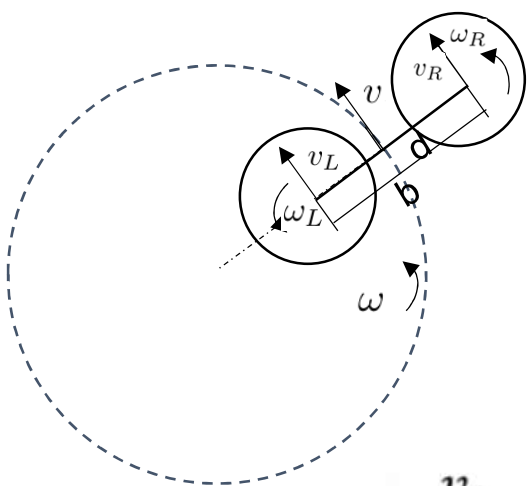
$$v = \frac{v_R + v_L}{2} = \frac{\omega_R \cdot r_R + \omega_L \cdot r_L}{2} \quad \omega = \frac{v_R - v_L}{2d} = \frac{\omega_R \cdot r_R - \omega_L \cdot r_L}{2d}$$

$$\begin{pmatrix} v \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r_L}{2} & \frac{r_R}{2} \\ -\frac{r_L}{b} & \frac{r_R}{b} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \omega_L \\ \omega_R \end{pmatrix} = J \cdot \begin{pmatrix} \omega_L \\ \omega_R \end{pmatrix}$$

1. 两轮差速底盘的运动学模型



计算机视觉life



假设：

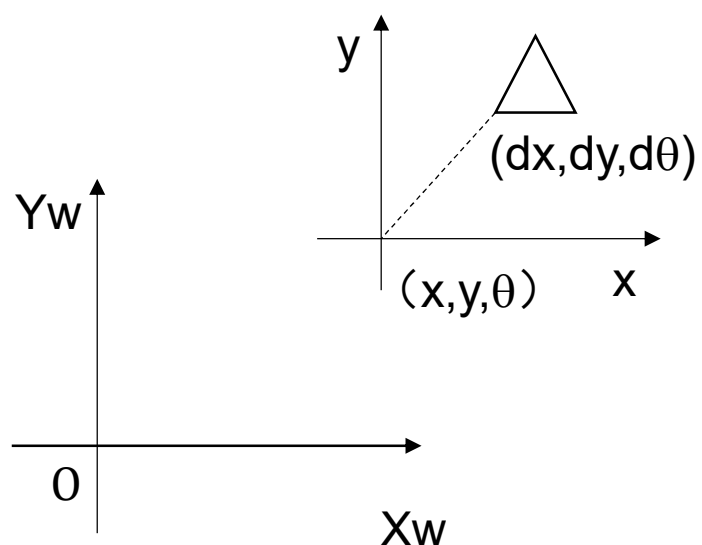
- 刚体小车做圆弧运动
- 欠驱动系统：运动耦合

R 为底盘中心圆弧运动的半径

$$\begin{aligned}\frac{v_L}{r-d} &= \frac{v_R}{r+d} \\ v_L(r+d) &= v_R(r-d) \\ (v_R - v_L)r &= (v_R + v_L)d \\ r &= \frac{(v_R + v_L)d}{(v_R - v_L)}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}v &= \omega * r = \frac{(v_R - v_L)(v_R + v_L)d}{2d(v_R - v_L)} = \frac{v_R + v_L}{2} \\ v &= \frac{v_R + v_L}{2}\end{aligned}$$

1. 坐标变换



- (x, y, θ) 为底盘当前位姿
- $(dx, dy, d\theta)$ 为运动学解算增量

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ d\theta \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx + \varepsilon_x \\ dy + \varepsilon_y \\ d\theta + \varepsilon_\theta \end{bmatrix}$$

线性最小二乘的基本原理



计算机视觉life



Ax 表示A的列向量空间S,

无解意味着向量b不在S中

最近的解即为向量b在空间S中的投影

设 Ax^* 为向量b在空间S中的投影, 显然 $(b - Ax^*)$ 垂直于空间S。

$(b - Ax^*)$ 跟矩阵A的每一个列向量都垂直

设:

$$A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$$

a_i 表示矩阵A的第i个列向量

则:

$$a_i^T (b - Ax^*) = 0$$

可得:

$$A^T (b - Ax^*) = 0$$

$$A^T b = A^T A x^*$$

$$x^* = (A^T A)^{-1} A^T b$$

2. 里程计标定



直接线性方法

- 通用性强
- 实现简单
- 精度不高

基于模型的方法

- 特异性高
- 实现复杂
- 精度高

2. 里程计标定——直接线性方法



计算机视觉life



- 用激光雷达的scan-match数据作为真值 u_i^*
- 里程计测量得到的数据为 u_i
- 假设成线性关系 $u_i^* = X * u_i$

其中:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$$

对于每一组数据, 可得:

$$u_{ix} * x_{11} + u_{iy} * x_{12} + u_{i\theta} * x_{13} = u_{ix}^*$$

$$u_{ix} * x_{21} + u_{iy} * x_{22} + u_{i\theta} * x_{23} = u_{iy}^*$$

$$u_{ix} * x_{31} + u_{iy} * x_{32} + u_{i\theta} * x_{33} = u_{i\theta}^*$$

$$\begin{bmatrix} u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} \\ \vdots \\ x_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{ix}^* \\ u_{iy}^* \\ u_{i\theta}^* \end{bmatrix}$$

$$A_i \vec{X} = b_i$$
$$A = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \quad \vec{X} = (A^T A)^{-1} A^T b$$

2. 里程计标定——基于模型的方法



计算机视觉life



运动学模型

$$\begin{pmatrix} v \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r_L}{2} & \frac{r_R}{2} \\ -\frac{r_L}{b} & \frac{r_R}{b} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \omega_L \\ \omega_R \end{pmatrix} = J \cdot \begin{pmatrix} \omega_L \\ \omega_R \end{pmatrix}$$

$$\theta(t) = \int \omega(t) dt$$

$$x(t) = \int v(t) \cos(\theta(t)) dt$$

$$y(t) = \int v(t) \sin(\theta(t)) dt$$

匀速运动假设

$$\omega(t) = \omega = J_{21}\omega_L + J_{22}\omega_R$$

$$v(t) = v = J_{11}\omega_L + J_{12}\omega_R$$

$$v(t) = v = \frac{b}{2}(-J_{21}\omega_L + J_{22}\omega_R)$$

已知两个轮子的角速度，需要求解两个轮子的半径 r_L, r_R 和两轮之间的距离 b 。

2. 里程计标定——基于模型的方法



计算机视觉life



- ◆ 假设激光雷达位于车体正中心
- ◆ 激光雷达匹配值作为观测值
- ◆ 里程计的积分值作为预测值
- ◆ 通过最小化预测值和观测值的差即可得到里程计的参数
- ◆ 里程计积分值用 r_x, r_y, r_{θ} 表示，激光雷达的匹配值用 s_x, s_y, s_{θ} 表示。

- 角度积分表达式

$$r_{\theta}(t) = \int \omega(t) dt = \int J_{21} \omega_L + J_{22} \omega_R dt$$
$$r_{\theta}(t) = (\omega_L \cdot \Delta T \quad \omega_R \cdot \Delta T) \begin{pmatrix} J_{21} \\ J_{22} \end{pmatrix}$$

- 罗列方程组

$$\begin{bmatrix} \omega_{L0} \cdot \Delta T_0 & \omega_{R0} \cdot \Delta T_0 \\ \omega_{L1} \cdot \Delta T_1 & \omega_{R1} \cdot \Delta T_1 \\ \vdots & \vdots \\ \omega_{Ln} \cdot \Delta T_n & \omega_{Rn} \cdot \Delta T_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} J_{21} \\ J_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{\theta 0} \\ S_{\theta 1} \\ \vdots \\ S_{\theta n} \end{bmatrix}$$
$$Ax = b$$

2. 里程计标定——基于模型的方法



计算机视觉life



- 套用线性最小二乘的求解公式：

$$\begin{bmatrix} J_{21} \\ J_{22} \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T b$$

- 在已经 J_{21} 和 J_{22} 的情况下，里程计的位置积分和参数 b 呈线性关系，推导过程如下：

$$\begin{aligned} r_x(t) &= \int v(t) \cos(\theta(t)) dt \\ &= \frac{b}{2} (-J_{21} \omega_L + J_{22} \omega_R) \int \cos(\theta(t)) dt = c_x b \end{aligned}$$

$$r_y(t) = \int v(t) \sin(\theta(t)) dt$$

$$= \frac{b}{2} (-J_{21} \omega_L + J_{22} \omega_R) \int \sin(\theta(t)) dt = c_y b$$

- 罗列方程组

$$\begin{bmatrix} c_{x0} \\ c_{y0} \\ \vdots \\ \vdots \\ c_{xn} \\ c_{yn} \end{bmatrix} \bullet b = \begin{bmatrix} s_{x0} \\ s_{y0} \\ \vdots \\ \vdots \\ s_{xn} \\ s_{yn} \end{bmatrix}$$

- 求解此方程组，得到参数 b 。

2. 里程计标定——基于模型的方法



计算机视觉life



- 已知参数 b 和 J_{21} 和 J_{22} , 可以得到:

$$J_{21} = -\frac{r_L}{b} \quad J_{22} = \frac{r_R}{b}$$

- 因此, 可得:

$$r_L = -J_{21} \cdot b \quad r_R = J_{22} \cdot b$$

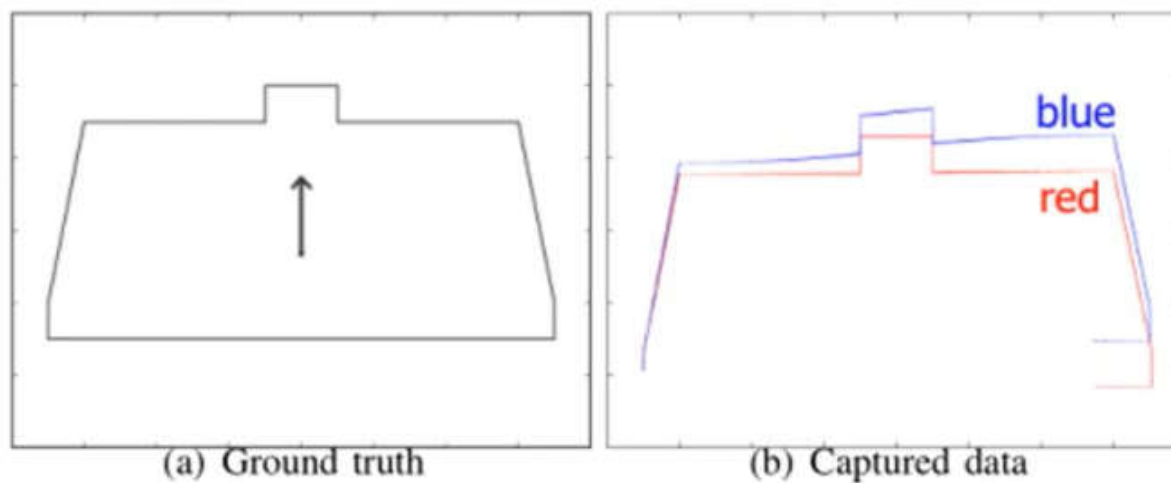
- 两轮直径和轮间距都已知, 求解完毕

- 收集 n 段数据, 每段数据包含两个轮子的角速度(w_L, w_R)、该段数据持续的时间 dT 以及激光雷达的匹配值
- 按照上面介绍的公式, 计算中间变量 J_{21} 和 J_{22}
- 按照上面介绍的公式, 计算轮间距 b
- 用轮间距 b 、 J_{21} 和 J_{22} , 计算两个轮子的半径。

3. 运动畸变



运动畸变示意图



- 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

4. 运动畸变消除——位姿表示及坐标转换



计算机视觉life



- 机器人B在坐标系O中的坐标:

$$(x, y, \theta)$$

- 坐标系B到坐标O的转换矩阵:

$$T_{OB} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & x \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- 坐标系O到坐标B的转换矩阵:

$$T_{BO} = \begin{bmatrix} R^T & -R^T t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R^{-1} & -R^{-1} t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- 机器人A在坐标系O的坐标:

$$(x_A, y_A, \theta_A), \begin{bmatrix} \cos(\theta_A) & -\sin(\theta_A) & x_A \\ \sin(\theta_A) & \cos(\theta_A) & y_A \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- 机器人B在坐标系O的坐标:

$$(x_B, y_B, \theta_B), \begin{bmatrix} \cos(\theta_B) & -\sin(\theta_B) & x_B \\ \sin(\theta_B) & \cos(\theta_B) & y_B \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- 机器人A在机器人B中的坐标:

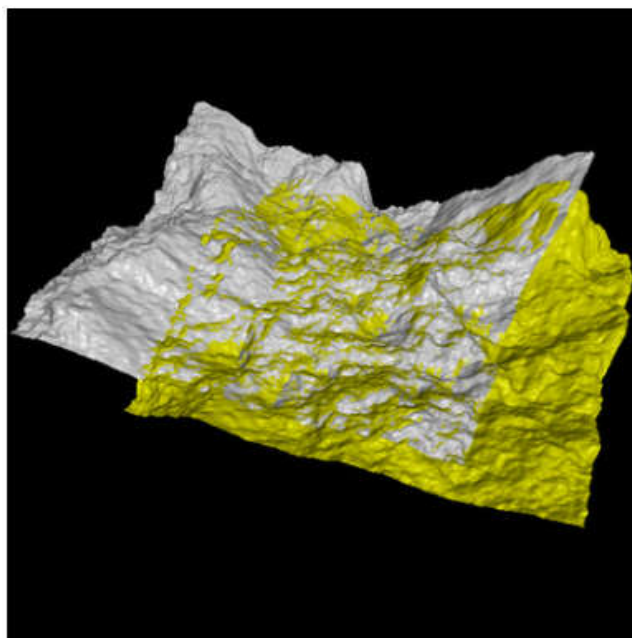
$$T_{BA} = T_{OB}^{-1} \bullet T_{OA}$$

$$(x, y, \theta) = (T_{BA}(0, 2), T_{BA}(1, 2), a \tan 2(T_{BA}(1, 0), T_{BA}(0, 0)))$$

4.运动畸变去除——纯估计方法 (ICP)



计算机视觉life



- Given two point sets:
 $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$ $P = \{p_1, \dots, p_M\}$
with correspondences $C = \{(i, j)\}$
- Wanted: Translation t and rotation R that minimize the sum of the squared errors:

$$E(R, t) = \sum_{(i, j) \in C} \|q_i - Rp_j - t\|^2$$

4.运动畸变去除——纯估计方法 (ICP)



计算机视觉life



$$u_x = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} x_i \quad u_p = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} p_i$$

$$X' = \{x_i - u_x\} = \{x'_i\}$$

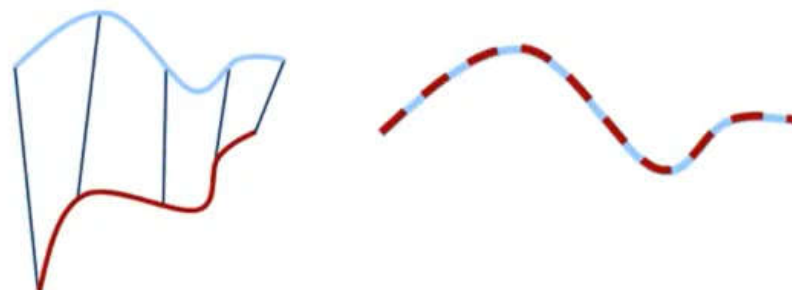
$$P' = \{p_i - u_p\} = \{p'_i\}$$

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

则ICP的解为:

$$R = UV^T$$

$$t = u_x - Ru_p$$



4.运动畸变去除——纯估计方法 (ICP)



计算机视觉life



$$\begin{aligned} E(R, t) &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - Rp_i - t\|^2 \\ E(R, t) &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - Rp_i - t - u_x + Ru_p + u_x - Ru_p\|^2 \\ &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - u_x - R(p_i - u_p) + (u_x - Ru_p - t)\|^2 \\ &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - u_x - R(p_i - u_p)\|^2 + \|u_x - Ru_p - t\|^2 \\ &\quad + 2 \left(x_i - u_x - R(p_i - u_p) \right)^T (u_x - Ru_p - t) \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - u_x - R(p_i - u_p)\|^2 + \|u_x - Ru_p - t\|^2$$

$\|x_i - u_x - R(p_i - u_p)\|^2$ 只跟R有关

当已知R时可以通过 $u_x - Ru_p - t$ 求解得到t

转换为最小化函数:

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

4.运动畸变去除——纯估计方法 (ICP)



计算机视觉life



$$\begin{aligned} E(R, t) &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - u_x - R(p_i - u_p)\|^2 \\ &= \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x'_i - R p'_i\|^2 = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} x_i'^T x'_i + p_i'^T R^T R p'_i - 2x_i'^T R p'_i \\ &= \sum_{i=1}^{N_p} -2x_i'^T R p'_i \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^{N_p} x_i'^T R p'_i = \sum_{i=1}^{N_p} \text{Trace}(R x'_i p_i'^T) = \text{Trace}(RH)$$

$$H = \sum_{i=1}^{N_p} x'_i p_i'^T$$

- 假设矩阵A为正交对称矩阵，则对于任意的正交矩阵B，都有：

$$\text{Trace}(A) \geq \text{Trace}(BA)$$

$$H = U \Lambda V^T \quad X = V U^T \text{--正交矩阵}$$

$$XH = V U^T U \Lambda V^T = V \Lambda V^T \text{--正定对称}$$

则：

$$\text{Trace}(XH) \geq \text{Trace}(BXH)$$

$$\text{因此： } R = X = V U^T$$

4.运动畸变去除——纯估计方法 (ICP)



计算机视觉life

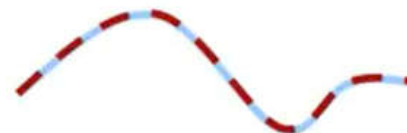
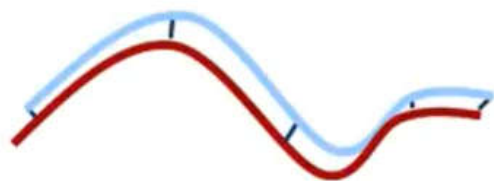
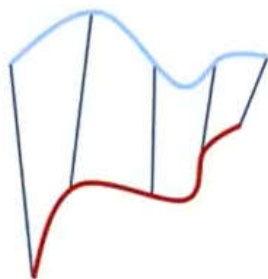


未知对应点的求解方法

- 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



4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



ICP方法缺点

- 没有考虑激光的运动畸变
- 当前的激光数据是错误的



VICP方法缺点

- 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
- 跟状态估计的完全解耦

4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



➤ 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)

4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



已知数据

- 当前帧激光起始时间为 t_s, t_e
- 两个激光束间的时间 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

4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



求解 t_s, t_e 时刻的位姿 p_s, p_e

- 里程计队列中正好和激光数据同步，假设第*i*和第*j*跟数据是时刻分别为 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：

$$p_l = OdomList[l]$$

$$p_k = OdomList[k]$$

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

4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



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：

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

$$t_s \leq t \leq t_e$$



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 k 个位姿 $\{p_s, p_{s+1}, \dots, p_{s+k-2}, p_e\}$
- 位姿通过线性插值获取，在这 K 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 $\{p_s, p_{s1}, \dots, p_{s(n-2)}, p_{s+1}\}$

则：

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

4.运动畸变去除——里程计辅助方法



计算机视觉life



坐标系统一&激光数据发布

- 一帧激光数据n个激光点，每个激光点对应的位姿 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 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：

$$x'_i = p_i^T x_i$$

- 把转换之后的坐标转换为激光数据发布出去：

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



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。

什么是「SLAM研习社」？



计算机视觉life



- 计算机视觉life读者自发组织，专注于SLAM的开源学习组织
- 宗旨：SLAM技术从基础到应用，懂原理会应用，完全搞透彻，不留死角
- 角色：主讲、嘉宾、联络、宣传、策划
- 报名：simiter@126.com
- 报名主讲/嘉宾不需要你是大牛，只要熟悉SLAM某个知识点即可
- [SLAM研习社详细介绍、直播预告、视频回放链接](#)
- <https://github.com/electech6/LearnSLAM/blob/master/README.md>



计算机视觉life



谢谢观看!

曹秀洁

Contact me

E-mail: caoxiujie123@163.com

37 Xueyuan Rd., Haidian District,
Beijing, P. R. China