

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

序 章

机器人操作系统

机器人硬件平台

机器人核心技术

机器人应用实战

第1课 移动机器人的过去、现在及未来

第2课 初识ROS

第3课 ROS编程初步

第4课 机器人的坐标变换

第5课 机器人仿真环境

第6课 TurtleBot3仿真环境实战

第7课 自主搭建机器人小车

感知

第08课 环境感知基础
第09课 感知数据融合

建图与定位

第10课 机器人的移动控制
第11课 SLAM基础
第12课 SLAM实战

路径规划与导航

第13课 导航基础
第14课 ROS中的导航包
第15课 ROS导航实战

送餐

1 送餐机器人结构设计
2 送餐机器人环境搭建
3 送餐机器人建图
4 送餐机器人导航

物流（专题讲座）

1 物流机器人结构设计
2 物流机器人环境模拟
3 物流机器人关键技术
4 大规模多机器人调度

图书盘点（专题讲座）

1 图书盘点机器人结构
2 图书盘点机器人环境
3 图书盘点机器人工作模式
4 图书盘点中的视觉分析

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

第十一课 SLAM基础



北京邮电大学

Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.11

expsong@qq.com

第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

1

自主系统模型回顾

2

SLAM的概念

3

SLAM的分类

4

SLAM框架

5

二维激光SLAM发展



第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

1 自主系统模型回顾

自主系统模型

流程

感知

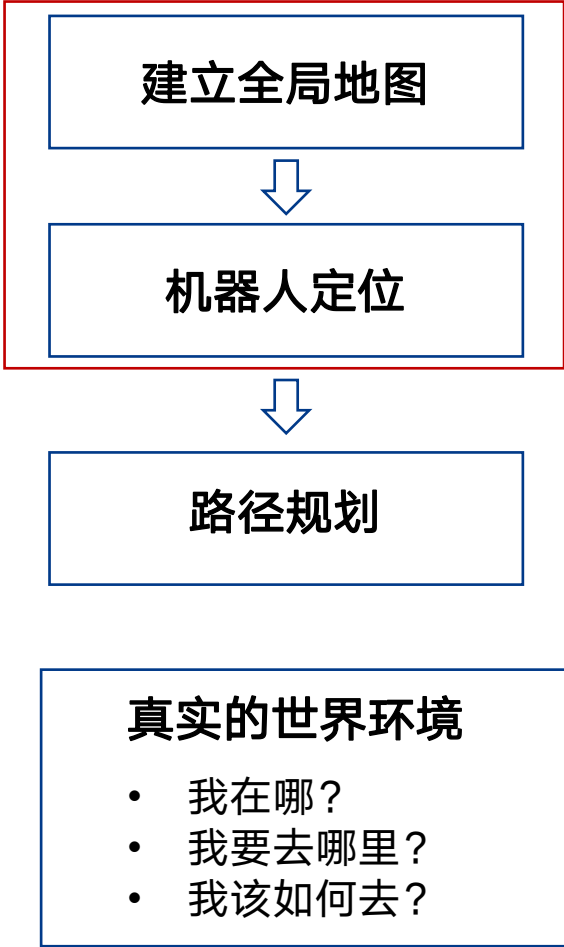
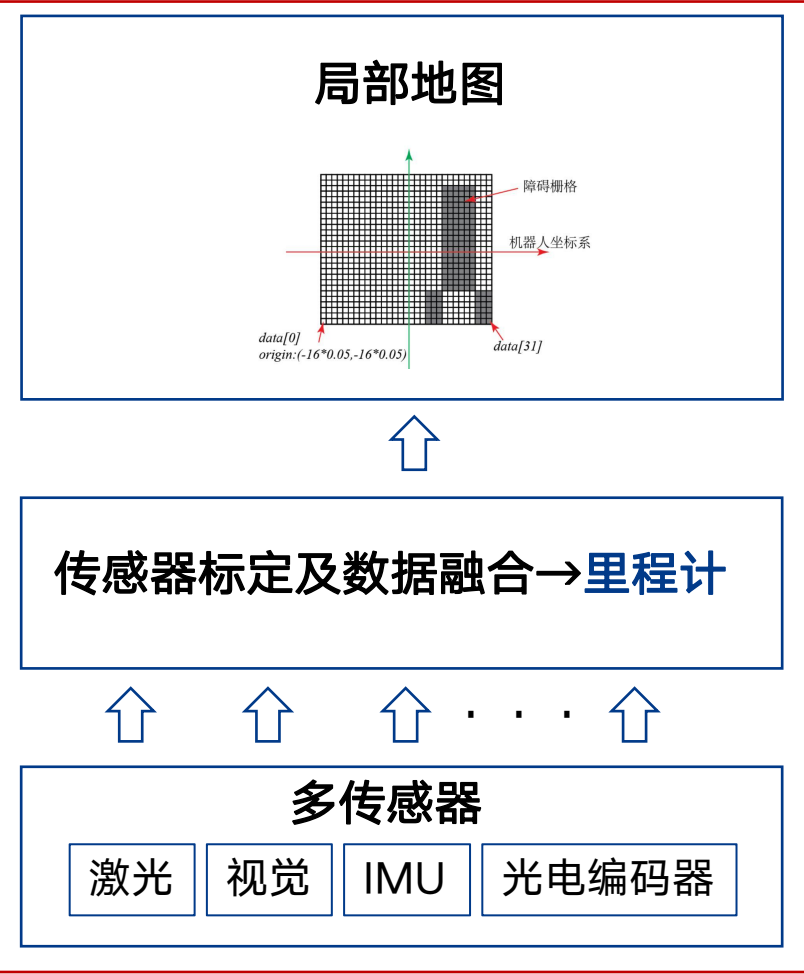
决策

行动

之前内容

之前内容

新的内容



第11课 SLAM基础

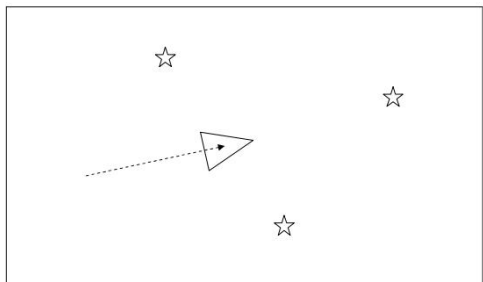
北邮移动机器人与智能技术实验室 编

2 SLAM的概念

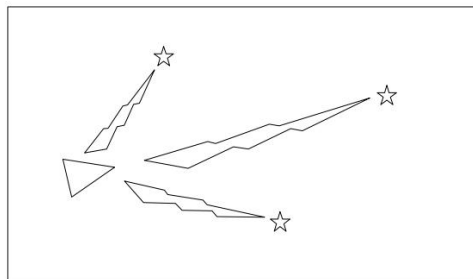
2.1 SLAM的概念

SLAM：同步定位与地图构建（Simultaneous Localization And Mapping）： 在机器人移动时，同时估计机器人的位姿和环境地图

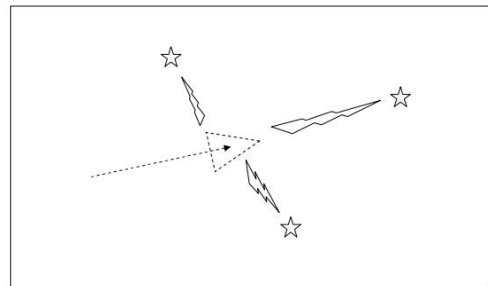
图示说明：△ 机器人
☆ 环境信息点



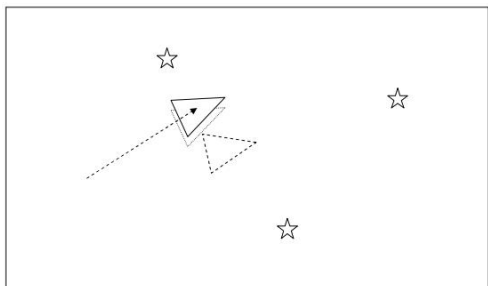
①机器人在未知地点对环境进行观测，形成局部环境地图



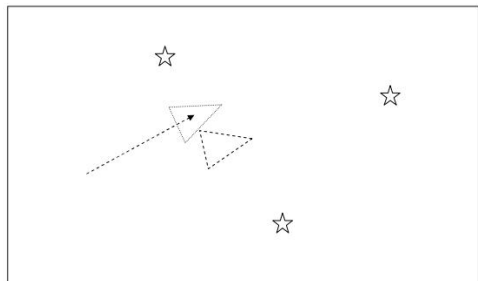
②机器人移动一小段距离，可以基于运动学模型和里程计信息，估计新的位置信息



③在新的位置，机器人通过对观测得到的环境信息进行特征匹配，也会得到机器人的一个位置信息

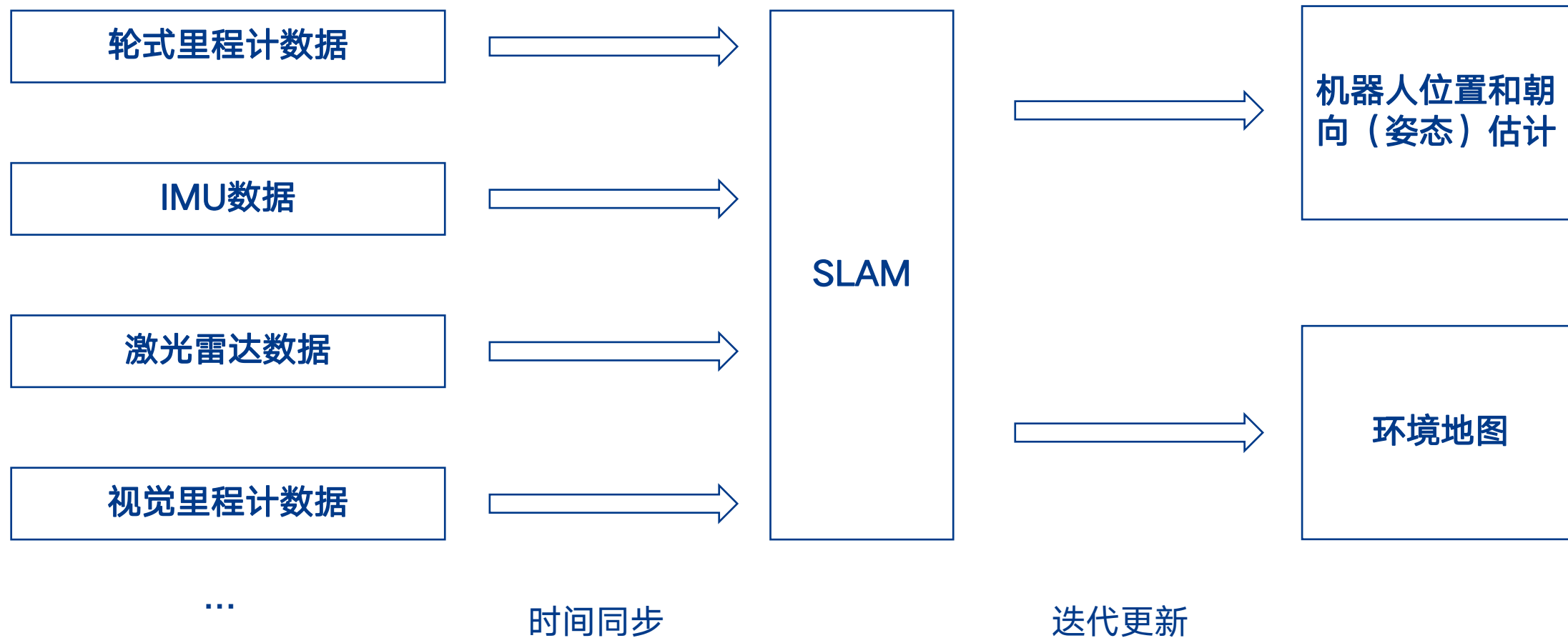


⑤通过最优化估计，修正机器人的位姿，并更新环境地图，即完成同步定位与地图构建（SLAM）



④这两者之间存在位置误差

2.2 SLAM的输入与输出

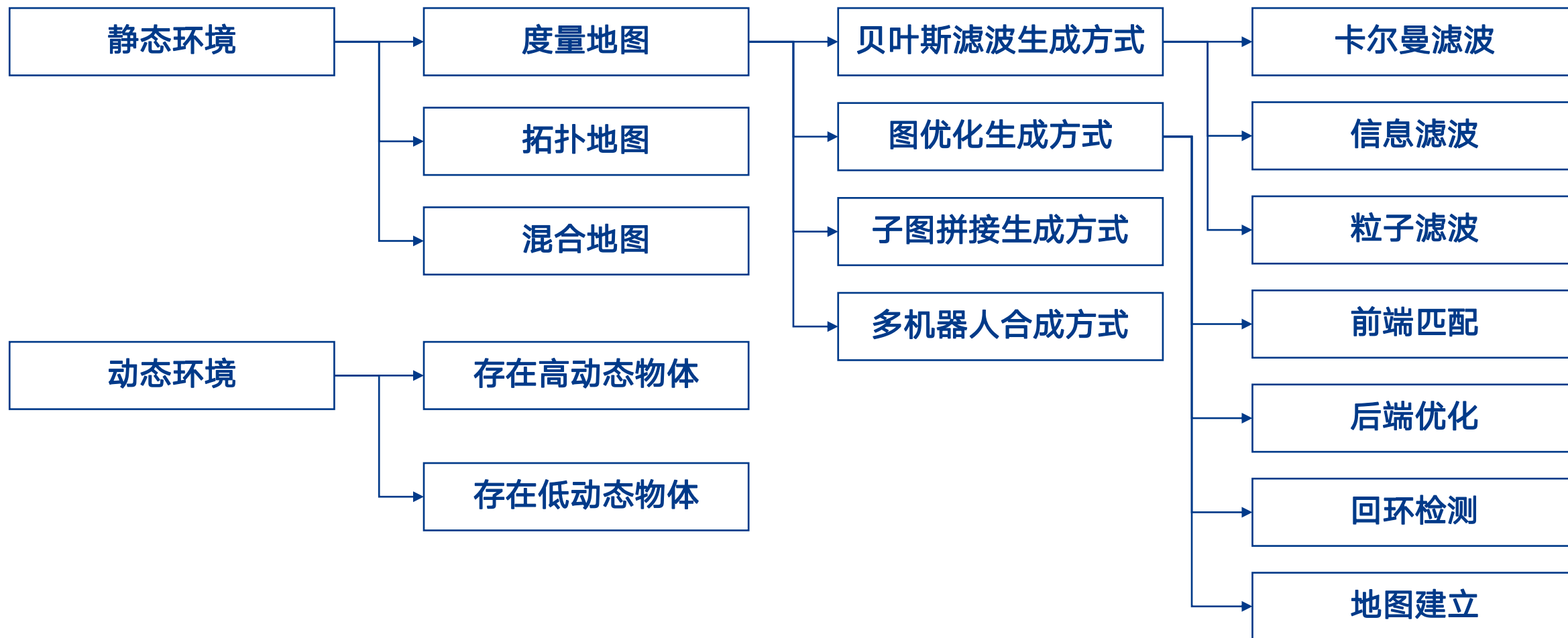


第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

3 SLAM的分类

3.1 场景分类



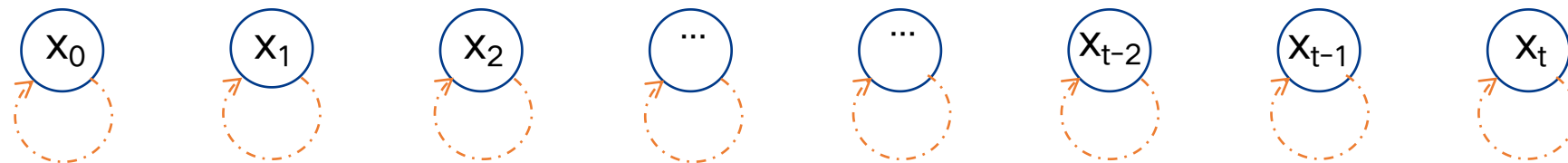
3.2 传感器分类

类型	适用场景	特点
二维激光SLAM	室内	解决室内95%问题，成本低
三维激光SLAM	室内、室外	用于测绘地图，价格高
视觉SLAM	室内、室外	信息量丰富，对光照敏感
声纳SLAM	水下	穿透力强，探测距离远，分辨率低

3.3 处理方法分类

滤波器方法

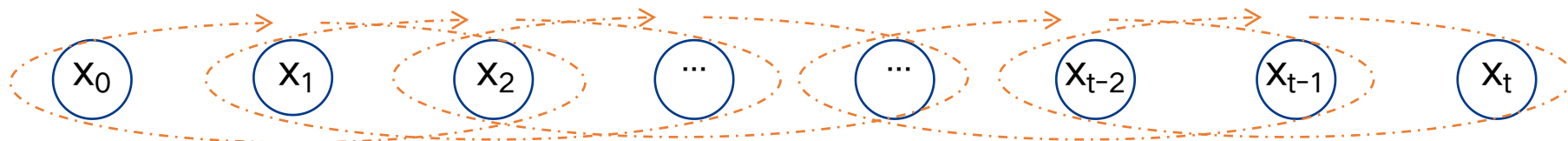
Filter-based



仅估计机器人当前位姿，早期算法

滑动窗口方法

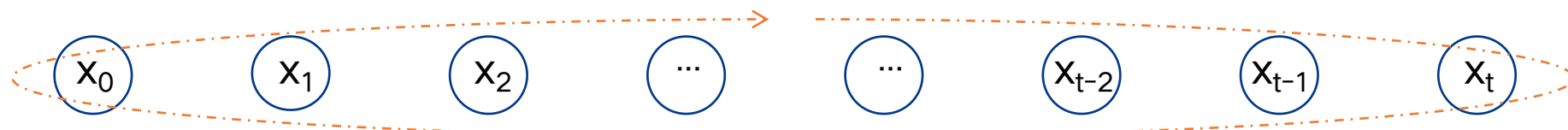
Sliding-window



步长为1，大小为3的滑动窗口，估计固定数量位姿，视觉里程计常用

图优化方法

Graph-based



估计全部位姿，二维激光里程计常用

第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

4 SLAM框架

4.1 基于图优化的SLAM处理的数学模型

求解：

$$p(\mathbf{x}_{1:T}, \mathbf{m} \mid \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}, \mathbf{x}_0)$$

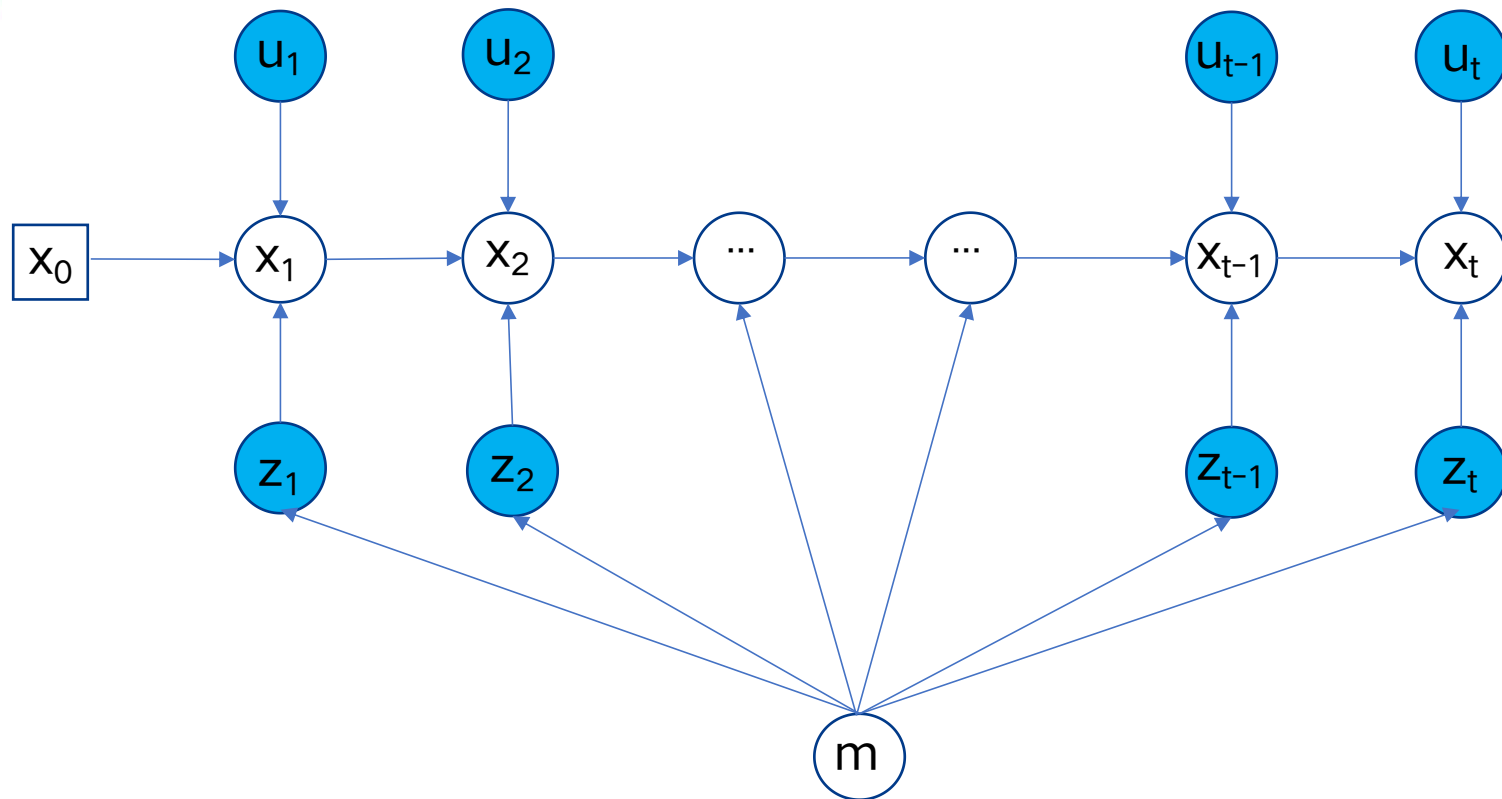
估计机器人的位姿 \mathbf{x} 和地图 \mathbf{m}

$$\mathbf{u}_{1:T} = \{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_T\}$$

里程计数据序列

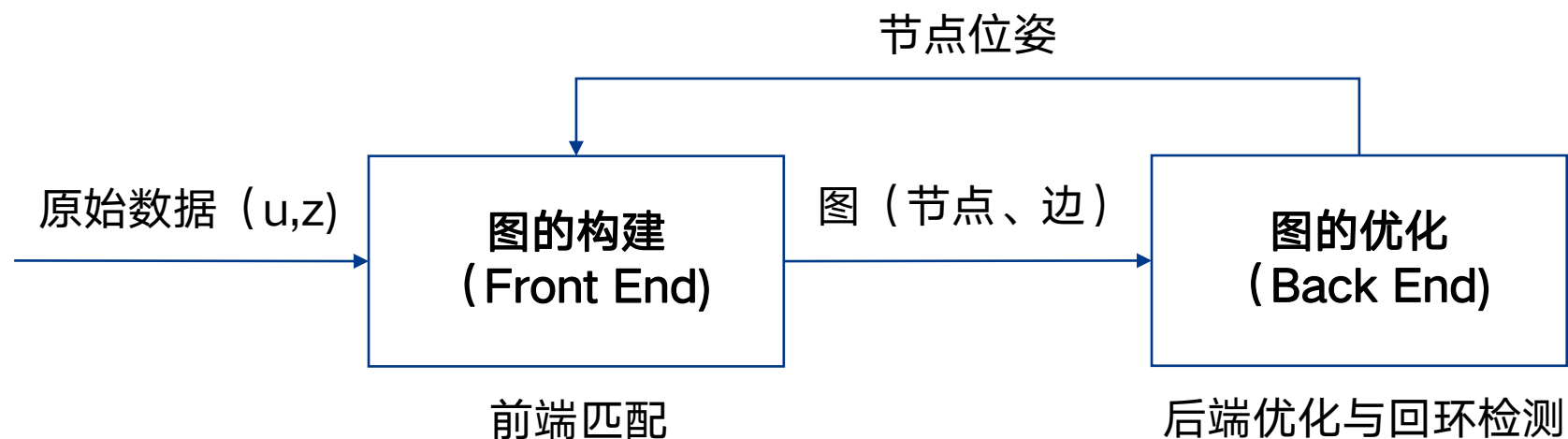
$$\mathbf{z}_{1:T} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_T\}$$

传感器数据序列



参考：[A Tutorial on Graph-Based SLAM](#))

4.2 SLAM框架



图的构成：节点：机器人的位姿信息 边：节点间的空间约束

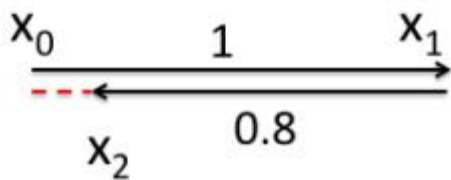
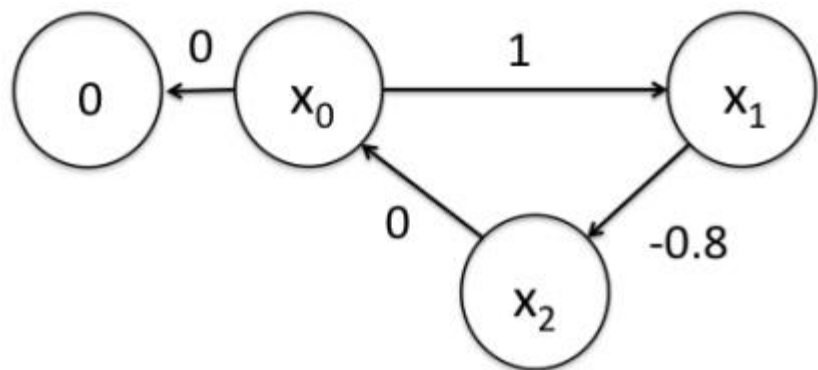


求机器人SLAM过程中最优轨迹可以表示成求解机器人位姿误差的平方函数的最小二乘问题

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \sum_{\langle i,j \rangle \in \mathcal{C}} \underbrace{\mathbf{e}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{z}_{ij})^\top \boldsymbol{\Omega}_{ij} \mathbf{e}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{z}_{ij})}_{\mathbf{F}_{ij}} \quad (1)$$

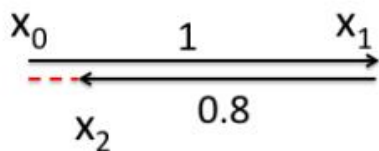
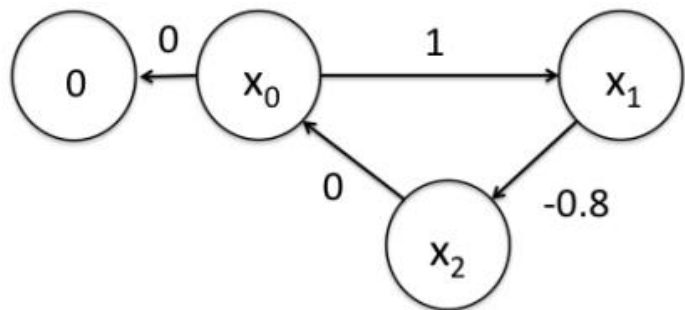
$$\mathbf{x}^* = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \mathbf{F}(\mathbf{x}). \quad (2)$$

4.2 SLAM框架一例1



假设一个机器人初始起点在0处，然后机器人向前移动，通过编码器测得它向前移动了1m，到达第二个地点。接着，又向后返回，编码器测得它向后移动了0.8米。但是，通过闭环检测，发现它回到了原始起点。可以看出，编码器误差导致计算的位姿和观测到有差异，那机器人这几个状态中的位姿到底是怎样的才最好的满足这些条件呢？

4.2 SLAM框架一例1



首先构建位姿之间的关系，即图的边：

$$x_0 = 0$$

initial condition

$$x_1 = x_0 + 1$$

1 forward

$$x_2 = x_1 - 0.8$$

0.8 backward

$$x_2 = x_0$$

loop closure

Equivalently,

$$f_1 = x_0 = 0$$

$$f_2 = x_1 - x_0 - 1 = 0$$

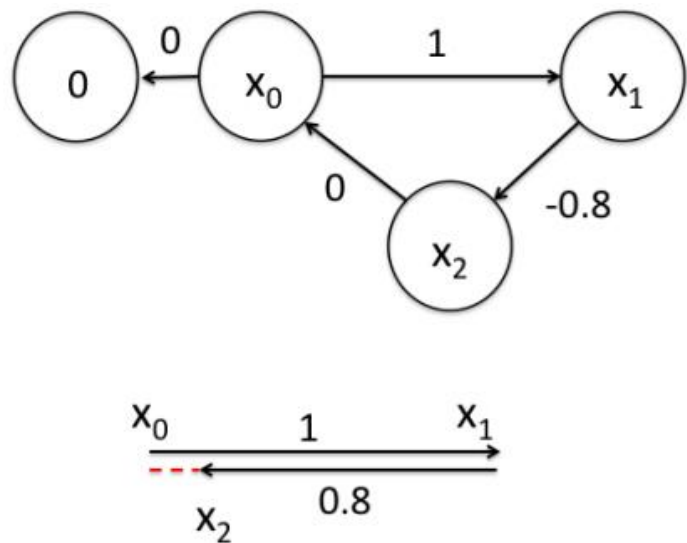
$$f_3 = x_2 - x_1 + 0.8 = 0$$

$$f_4 = x_2 - x_0 = 0$$

线性方程组中变量小于方程的个数，要计算出最优的结果，一般采用**最小二乘法**。先构建残差平方和函数：

$$c = \sum_{i=1}^4 f_i^2 = x_0^2 + (x_1 - x_0 - 1)^2 + (x_2 - x_1 + 0.8)^2 + (x_2 - x_0)^2$$

4.2 SLAM框架—例1



为了使残差平方和最小，我们对上面的函数每个变量求偏导，并使得偏导数等于0.

$$\frac{\partial c}{\partial x_0} = 2x_0 - 2(x_1 - x_0 - 1) - 2(x_2 - x_0) = 0$$

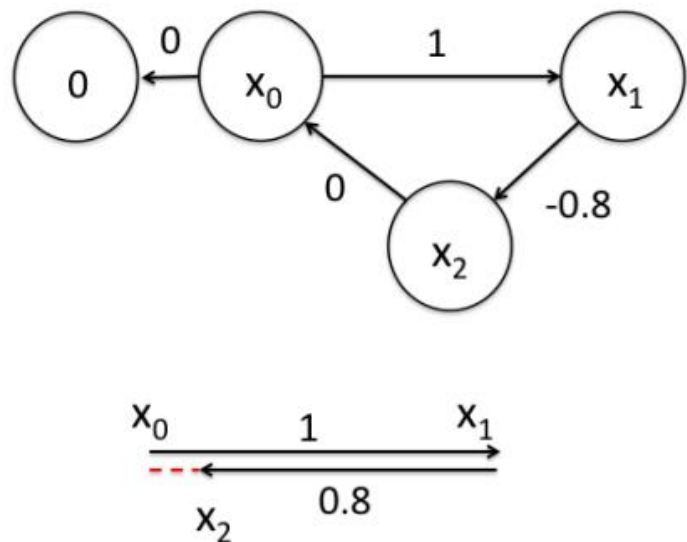
$$\frac{\partial c}{\partial x_1} = 2(x_1 - x_0 - 1) - 2(x_2 - x_1 + 0.8) = 0$$

$$\frac{\partial c}{\partial x_2} = 2(x_2 - x_1 + 0.8) + 2(x_2 - x_0) = 0$$

整理得到：

$$\begin{aligned} 3x_0 - x_1 - x_2 &= -1 \\ -x_0 + 2x_1 - x_2 &= 1.8 \\ -x_0 - x_1 + 2x_2 &= -0.8 \end{aligned}$$

4.2 SLAM框架—例1



在这里例子中我们发现，**闭环检测**起了决定性的作用。



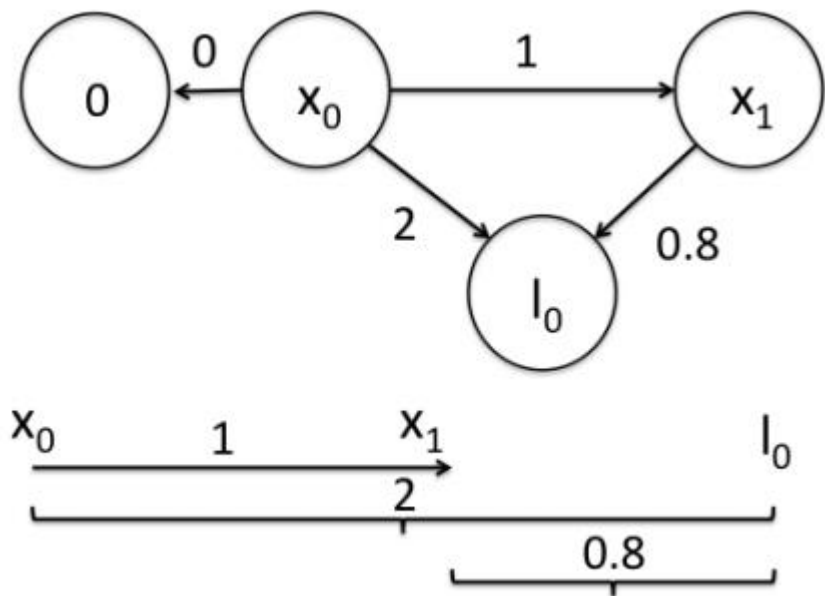
接着矩阵求解线性方程组：

$$\begin{bmatrix} 3 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1.0 \\ 1.8 \\ -0.8 \end{bmatrix} \quad \text{or} \quad \Omega \mu = \xi$$

$$\begin{aligned} \mu &= \Omega^{-1} \xi = \begin{bmatrix} 3 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -1.0 \\ 1.8 \\ -0.8 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 5/3 & 4/3 \\ 1 & 4/3 & 5/3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1.0 \\ 1.8 \\ -0.8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.93 \\ 0.07 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

所以调整以后为满足这些边的条件，机器人的位姿为：
 $x_0 = 0$, $x_1 = 0.93$, and $x_2 = 0.07$.

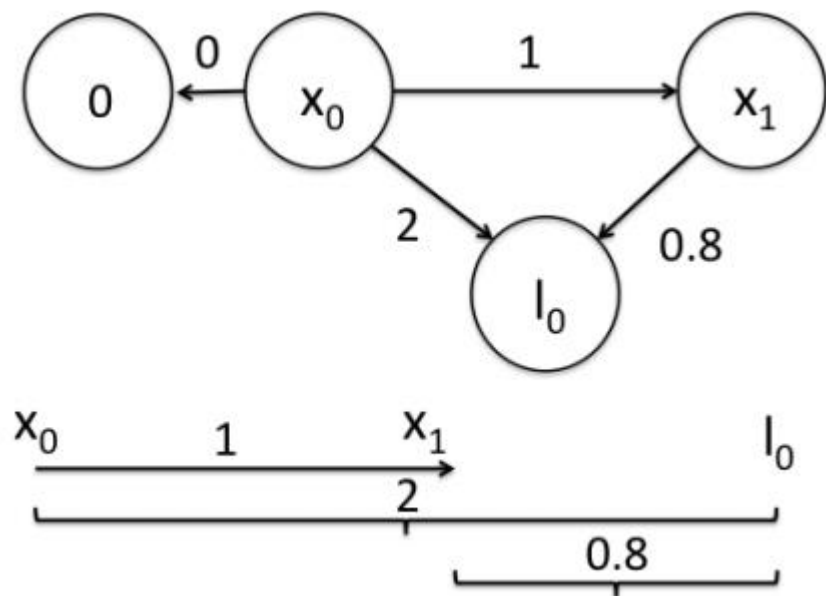
4.2 SLAM框架一例2



前面是用闭环检测，这次用观测的路标（landmark）来构建边

假设一个机器人初始起点在0处，并观测到其正前方2m处有一个路标。然后机器人向前移动，通过编码器测得它向前移动了1m，这时观测到路标在其前方0.8m。请问，机器人位姿和路标位姿的最优状态？

4.2 SLAM框架一例2



在这个图中，我们把路标也当作一个顶点。构建边的关系如下：

$$x_0 = 0$$

initial condition

$$l_0 = x_0 + 2$$

first observation

$$x_1 = x_0 + 1$$

1 forward

$$l_0 = x_1 + 0.8$$

second observation

即

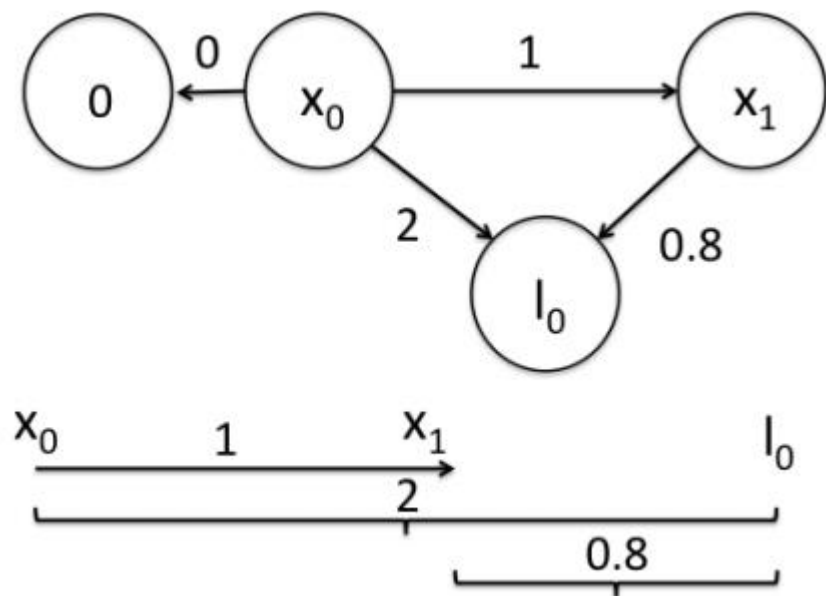
$$f_1 = x_0 = 0$$

$$f_2 = x_1 - x_0 - 1 = 0$$

$$f_3 = l_0 - x_0 - 2 = 0$$

$$f_4 = l_0 - x_1 - 0.8 = 0$$

4.2 SLAM框架一例2



得到路标和机器人位姿：

$$x_0 = 0, x_1 = 1.07, \text{ and } l_0 = 1.93.$$

残差平方和：

$$c = \sum_{i=1}^4 f_i^2 = x_0^2 + (x_1 - x_0 - 1)^2 + (l_0 - x_0 - 2)^2 + (l_0 - x_1 - 0.8)^2$$

求偏导数：

$$\frac{\partial c}{\partial x_0} = 2x_0 - 2(x_1 - x_0 - 1) - 2(l_0 - x_0 - 2) = 0$$

$$\frac{\partial c}{\partial x_1} = 2(x_1 - x_0 - 1) - 2(l_0 - x_1 - 0.8) = 0$$

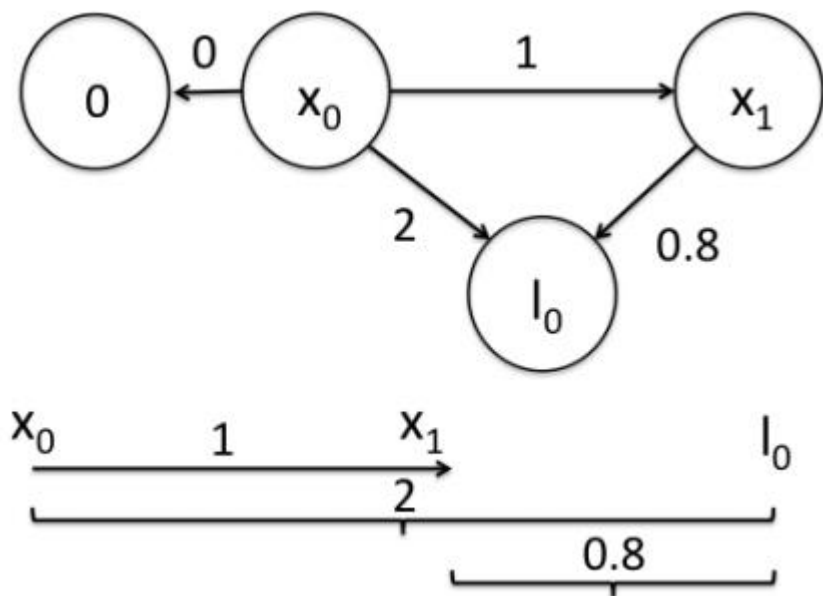
$$\frac{\partial c}{\partial l_0} = 2(l_0 - x_0 - 2) + 2(l_0 - x_1 - 0.8) = 0$$

最后整理并计算得：

$$\begin{bmatrix} 3 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ l_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3.0 \\ 0.2 \\ 2.8 \end{bmatrix} \quad \text{or} \quad \Omega \mu = \xi$$

$$\mu = \Omega^{-1} \xi = \begin{bmatrix} 3 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -3.0 \\ 0.2 \\ 2.8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.07 \\ 1.93 \end{bmatrix}$$

4.2 SLAM框架—例2



最后计算得到:

$$x_0 = 0, x_1 = 1.01 \text{ and } l_0 = 1.9. \quad \leftarrow$$

将这个结果和之前对比, 可以看到这里的机器人位姿 x_1 更靠近编码器测量的结果。请记住这种思想, 这里的权重即图优化中的**边的信息矩阵**

接下来, **将引入了一个重要的概念**。我们知道传感器的精度是有差别的, 也就是说我们对传感器的相信程度应该不同。比如假设这里编码器信息很精确, 测得的路标距离不准, 我们应该赋予编码器信息更高的权重, 假设是10。重新得到残差平方和如下:

$$c = \sum_{i=1}^4 f_i^2 = x_0^2 + 10(x_1 - x_0 - 1)^2 + (x_2 - x_1 + 0.8)^2 + (x_2 - x_0)^2$$

求偏导得:

$$12x_0 - 10x_1 - l_0 = -12$$

$$-10x_0 + 11x_1 - l_0 = 9.2$$

$$-x_0 - x_1 + 2l_0 = 2.8$$

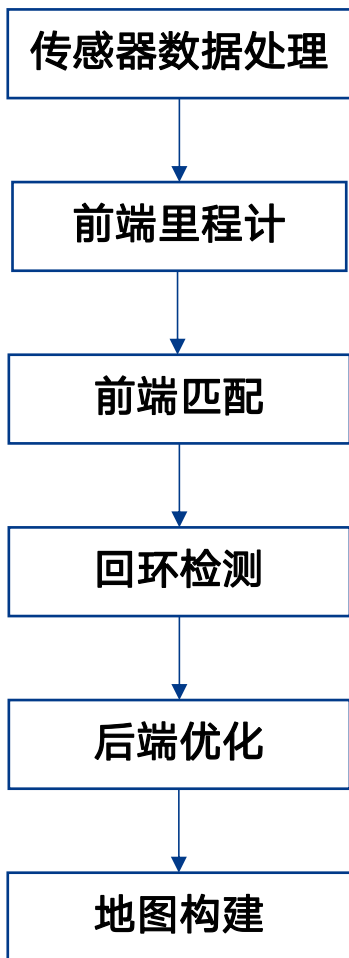
转换为矩阵:

$$\begin{bmatrix} 12 & -10 & -1 \\ -10 & 11 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ l_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -12.0 \\ 9.2 \\ 2.8 \end{bmatrix}$$

4.3 图优化详解

参考阅读：[graph slam tutorial：从推导到应用1](#)
[graph slam tutorial：从推导到应用 2](#)
[graph slam tutorial：从推导到应用3](#)

4.4 SLAM Pipeline



1. 数据处理(如激光雷达去畸变、视觉或轮式里程计标定等)

- 机械标称值不代表实际值，实际误差可能较大 里程计的精度对于机器人定位和建图至关重要
- 一帧激光数据的采集需要时间 运动畸变会让数据严重失真，影响匹配精度

2. 前端里程计(计算机器人两次时刻运动之间的相对位姿)

[LOAM](#) [Super Odometry](#) [LIO-SAM](#)

3. 帧间匹配(计算两帧观测数据之间的相对位姿)

- ICP(Iterative Closest Point)
- PI-ICP(Point-to-Line Iterative Closest Point)
- NICP(Normal Iterative Closest Point)
- CSM(Correlation Scan Match)
- NDT(Normal Distance Transform)
- Optimization-Based
- Feature-Based

4. 激光回环检测(识别回到访问过的环境)

- Scan-to-Scan
- Scan-to-Map
- Map-to-Map

5. 后端优化

[g2o优化包](#): General Graph Optimization: Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt

第11课 SLAM基础

北邮移动机器人与智能技术实验室 编

5 二维激光SLAM发展

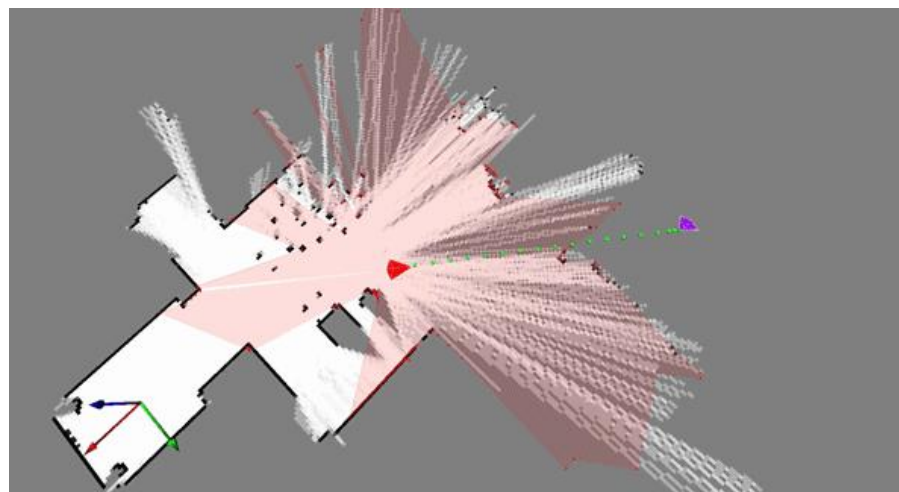
5.1 2D激光SLAM介绍

2D激光SLAM的输入

- IMU数据
- 2D激光雷达数据
- 里程计数据

2D激光SLAM的输出

- 覆盖栅格地图
- 机器人的轨迹 or PoseGraph



5.2 2D激光SLAM的发展

基于滤波的方法

方法	时间	特点
EKF-SLAM	上世纪90年代	随着环境的增大，状态量急剧增大
FastSLAM	2002~2003	粒子滤波，每一个粒子表示一个地图
GMapping	2007	FastSLAM升级版本
Optimal RBPF	2010	Gmapping的基础上进一步优化

基于图优化的方法

方法	时间	特点
Karto-SLAM	2010	首个基于优化的2D激光SLAM的开源算法
Cartographer	2016	与Karto-SLAM原理类似，更完整

Filter-based SLAM

$p(x_t, m|z_{1:t}, u_{1:t})$

- 状态预测(State Prediction)
- 测量预测(Measurement Prediction)
- 进行测量(Measurement)
- 数据关联(Data Association)
- 状态更新 & 地图更新(State & Map Update)

5.3 2D激光SLAM的应用

数据的预处理---非常重要!!!

- 轮式里程计的标定
- 不同系统之间的时间同步
- 激光雷达运动畸变去除

实际环境中的问题

1. 环境变化
2. 几何结构相似环境
3. 建图的操作复杂
4. 全局定位
5. 地面材质的变化
6. 机器人载重的改变

5.3 2D激光SLAM的趋势—与视觉融合：解决信息的互补性

视觉提供的信息

- 高精度的里程信息
- 信息量丰富的视觉地图

融合解决的问题

1. 环境变化
2. 几何结构相似环境
3. 建图的操作复杂
4. 全局定位
5. 地面材质的变化
6. 机器人载重的改变

移动机器人开发技术（激光SLAM版）配套教学PPT

谢 谢 观 看



北京邮电大学

Beijing University of Posts and Telecommunications

移动机器人与智能技术实验室编

宋桂岭 明安龙 2021.11

expsong@qq.com