

文献分享

20/08/13

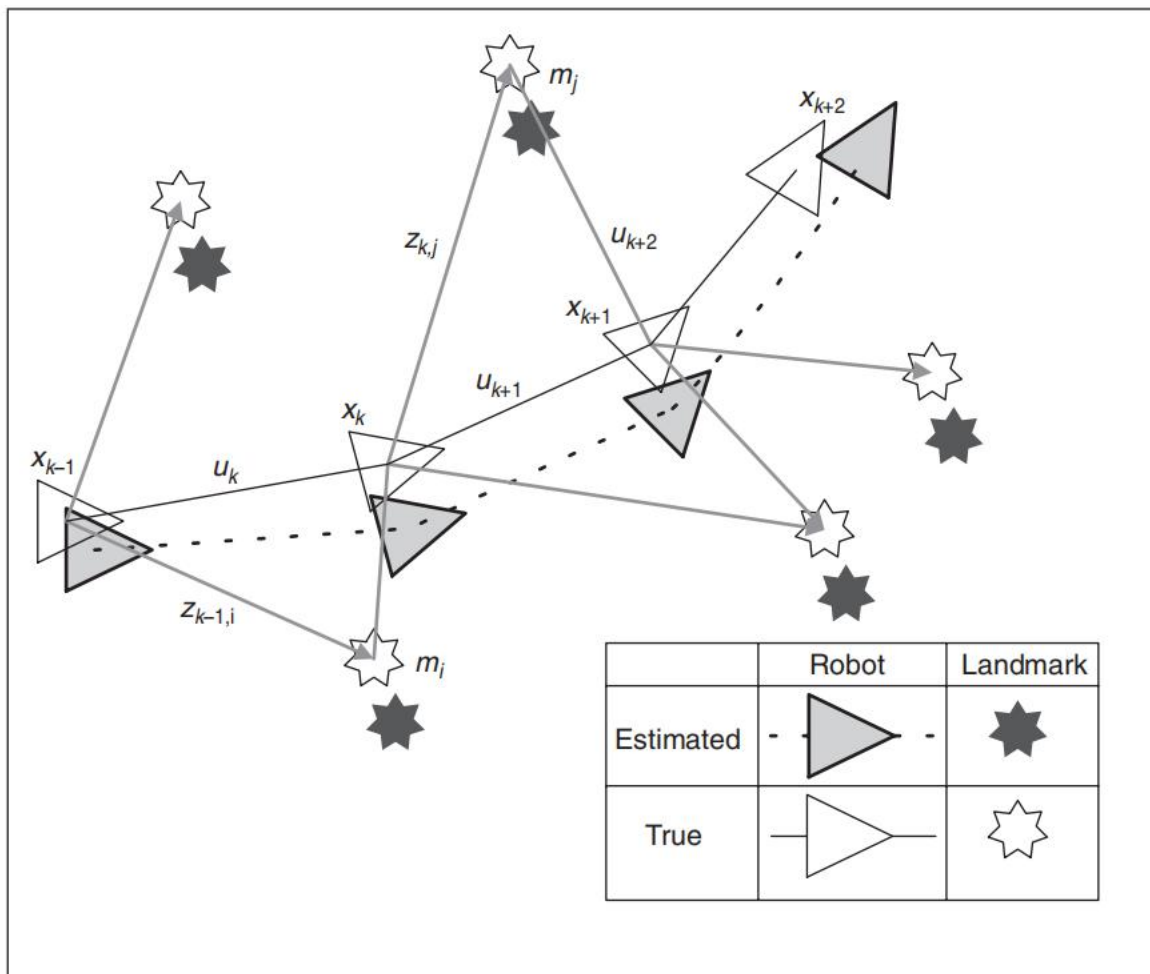
Simultaneous Localization and Mapping: Part I

BY HUGH DURRANT-WHYTE AND TIM BAILEY

Introduction

- SLAM问题的核心是将一个移动机器人放置在一个未知环境中，机器人通过自身传感器逐步建立环境的地图同时使用这张地图计算自身的位置。Slam问题由R. Smith, M. Self, and P. Cheeseman在1990年的一篇论文中提出。这个问题被认为是机器人领域的“圣杯”。因为它将使得机器人可以在毫无先验知识的环境中进行动作。
- Slam问题由明显的结构，它有两个问题组成，一个是定位问题（localization），另一个是构建地图问题（Mapping）。
- Localization problem: 已知一张地图中有若干路标landmark，对这些路标进行测量，获得了他们的测量位置 z_k ，然后通过 z_k 再决定机器人的位置 x_k 。在获取路标位置的过程中如有噪声，需要滤波。传统做法中的网络经过学习后，会对每一张图片进行完全相同的滤波操作，而这并不是最佳的选择：例如视频预测中，如果先进行运动模式的预测，则可以产生更好的预测效果。

Method



x_k 指的是第k次的位置与朝向

m 指的是的地图路标

z_k 指的是第k次的路标位置

u_k 指的是k-1~k次的相位变化
(控制输入)

Method

- 通过求概率来判断具体的位置与地图：

$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0)$$

- 假设其是一个马尔科夫过程，即可以利用逐次迭代产生，于是问题便成了根据每一次的控制输入和相对位置输入。
- 每次输入的值实际上是 z_k 与 u_k ，而我们需要利用这两个值迭代出 x_k

Method

- 已知车辆位置 \mathbf{x}_k 和地标位置 \mathbf{m} 时进行观测，取到 z_k 的概率由观测模型(The observation model)给出，写作：

$$P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}).$$

- 一旦车辆位置 \mathbf{x}_{k-1} 和控制输入 \mathbf{u}_k 已知，那么可以用车辆的运动模型来描述 \mathbf{x}_k 的分布的概率：

$$P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k).$$

Method

- SLAM算法可以以标准的两步递归实现:

- 1 时间更新
$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0) = \int P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \\ \times P(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k-1}, \mathbf{x}_0) d\mathbf{x}_{k-1}$$

- 2 测量更新

$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0) \\ = \frac{P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0)}{P(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k})}$$

Method

- 本文讲述的方法主要是SLAM中的滤波方法：
- 前述有些问题我们并没有给出解决方案，比如之前提到的观察模型和运动模型。这些和概率有关的模型可以利用扩展卡尔曼滤波解决（KEF）
- 此外我们也可以将车辆运动模型描述为一组非高斯概率分布的样本(粒子)从而使用粒子滤波(RBPF)。其中FastSLAM是结合卡尔曼滤波和使用粒子滤波方法的成功典范。

Method

- 卡尔曼滤波(Kalman filtering): 通过状态预测方程预测其接下来的改变

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_k &= \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{P}_k &= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k\end{aligned}$$

- 通过探测器确认其改变
- 我们假定两者都有误差, 综合两者(以某种形式加权以后)得到最终的预测值。即综合观测值和预测值的概率。
- 扩展卡尔曼滤波(KEF)指的是利用泰勒展开处理非线性问题。

Method

- 粒子滤波(Rao-Blackwellized particle filter): 通过粒子采样, 利用频率逼近概率。
- 核心思想是只要采样够多就能估计出其概率, 缺点是样本量需求大。

举例: 找信号问题

Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces

Georg Klein*

David Murray[†]

Active Vision Laboratory
Department of Engineering Science
University of Oxford

ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System

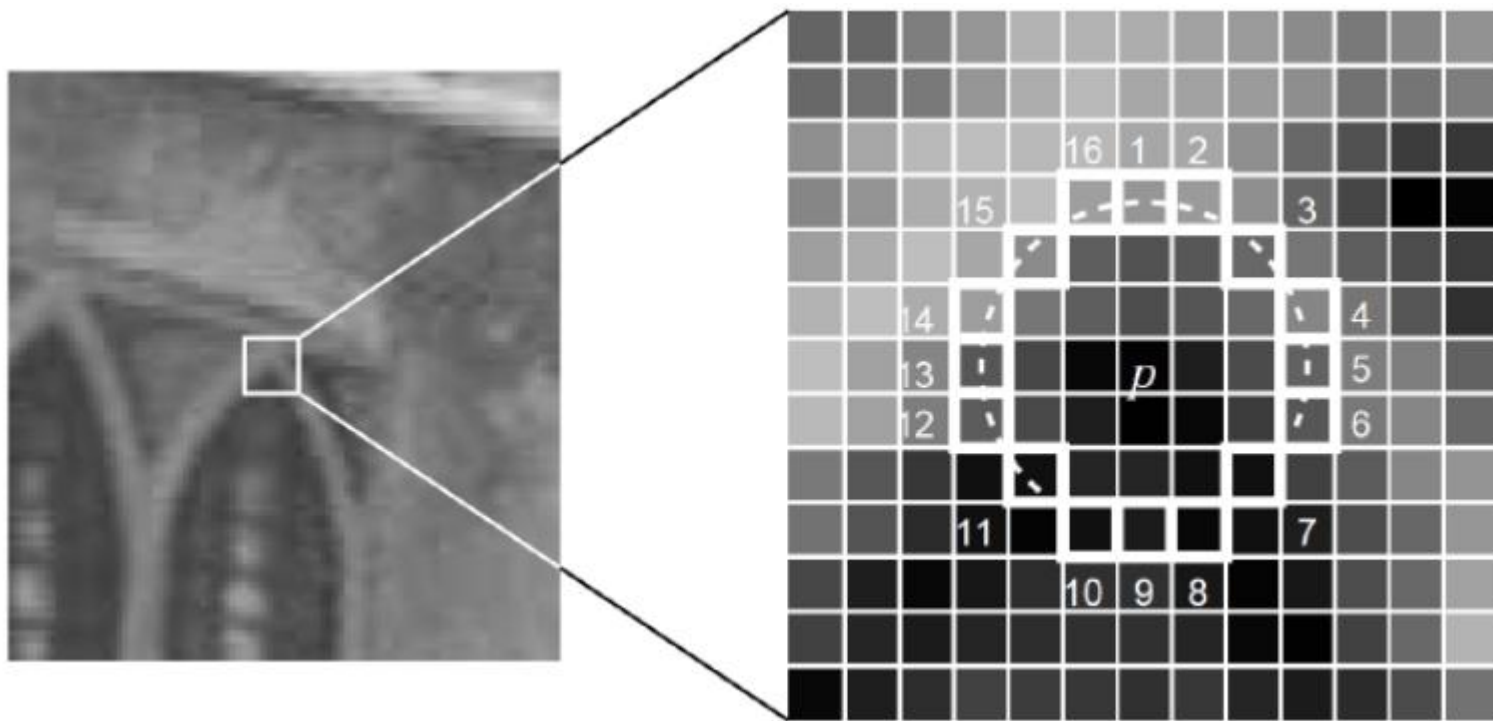
Raúl Mur-Artal*, J. M. M. Montiel, *Member, IEEE*, and Juan D. Tardós, *Member, IEEE*,

Introduction

- PTAM(Parallel Tracking and Mapping)是第一个将定位与制图区分开的方法，主要特点是使用了特征点匹配(使用的是Fast角点匹配)与光束平差法(BA)来进行构图。
- 而ORB-SLAM(Oriented FAST and Rotated BRIEF-SLAM)是基于PATM的改进。其特征匹配同样使用了Fast角点检测，并利用BRIEF来表示特征点。值得一提的是它加入了一个闭环检测，使得只要运行轨迹形成闭环就可以自行修复本应闭合的闭环。

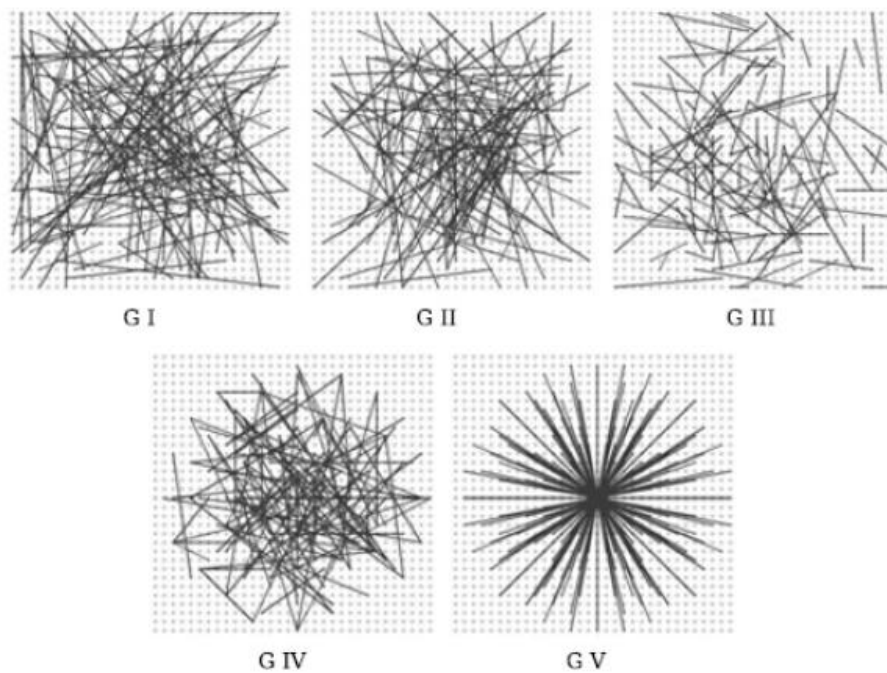
Method

- Fast角点检测简要介绍



Method

- BRIEF特征描述子简要介绍



Reference

- Durrantwhyte H, Bailey T S. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-110.
- Klein G, Murray D W. Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces[C]. international symposium on mixed and augmented reality, 2007: 1-10.
- Murartal R, Montiel J M, Tardos J D, et al. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.