问题：

* 状态转移和测量概率噪声怎么确定
* 粒子滤波粒子是转换成固定的点吗？数学期望值？

解决：P92-5.3.2，每个粒子按状态转移概率分布随机产生即可

* 重采样是从已有粒子采样还是从整个状态空间？

解决：已有粒子

* 粒子滤波初始分布是怎样的

解决：通过随机抽取的位姿粒子集合取得

* P91假想xt怎么来？

解决：假想就是自己随机给定的，然后通过5.1

* P96特定误差函数alpha1-6怎么来
* 激光特征提取方法直线、角、局部极小
* 反向测量模型计算P71\P217式9.8
* 第七章地图匹配
* 1

《概率机器人》总结

参考资料：b站《机器学习-白板推导系列（十六）-粒子滤波》

博客：<https://blog.csdn.net/piaoxuezhong/article/details/78619150>

1. 自己总结：

* 卡尔曼滤波先通过航机推算等方法推算机器人位置，再通过激光、摄像头等传感器观测来纠偏
* 粒子滤波器是多假设估计器
* 基本的贝叶斯滤波算法P20，程序2.1。KF和粒子滤波都是贝叶斯滤波的扩展
* （《机器学习-白板推导系列（十六）-粒子滤波》总结）根据蒙特卡罗方法有重要性采样（importance sample），但是它每个时间步都得重新求权重（p(z1:t|x1:t）/ q(z1:t|x1:t）)，且不太好求，其中p为目标分布（target distribution），q为建议分布（proposal distribution）。为了重复利用权重w，引入了序贯重要性采样（sequential importance sampling，SIS），可由wt-1推出wt。因为sis存在粒子退化的问题，少数粒子权重过大，解决粒子退化存在两种方法：resampling和选择合适的q（z），和目标分布p（z）越相似越好。基础粒子滤波采用SIS+resampling，SIR（sampling importance resampling）采用SIS+resampling+q（z）=p(zt|zt-1)为状态转移概率分布。注意这里x是测量量，z是状态变量。参见P190图更有助于理解
* p（xt|z1:t,u1:t）是后验概率，即已知所有控制量和测量值求得的概率。1：t表示1，2…t。
* 机器人主要分为执行器（航迹推算）和传感器（测量更新），因为它们都存在噪声，故运动模型是概率模型。即本书第5章和第6章讲述的运动模型和测量模型
* 少见单词翻译：运动学（kinematics）、构型（configuration）、方位（bearing）、航向（heading direction）、万向轮（mecanum wheels）、镜面（specular）
* 概率模型并不是为某一次定位建立的，而是为整个过程建立模型，如果只是两步之间意义不大。比如按精确模型会丢掉其他所有可能性，只保留了单一的状态，而使用概率模型，会在移动过程中不断的更正。也就相当于会把所有可能位置的转移算出来。若使用KF或EKF相当于能求出所有可能状态分布的转移，直接用解析解即可，但对非线性只能近似。而粒子滤波相当于在分布中取有限的点求分布，每个粒子怎么求呢？。
* p（xt|ut,xt-1）固定xt-1，xt变化会产生一种分布，固定xt，xt-1变化会产生一种分布，bel（xt）是通过对xt-1积分得到了xt的分布。然后固定xt，并且观测值zt是给定的，进行纠正后便得到了bel（xt）
* 速度运动模型和里程计（通常就是指编码器）运动模型都存在漂移和打滑的现象，即轮子转了但小车没移动，它们要的都是两个轮子的速度。但速度运动模型还存在驱动器这一段的误差。
* 归一化是指某个概率分布的概率和为1，用每项除以所有项的和即可
* 处理动态环境的方法：建模动态环境；不建模动态环境，当作噪声直接滤除
* 初始位置未知用均匀分布，已知用窄高斯分布
* 一致性变量c用于表示当前观测到的特征与全局特征的对应关系
* 全局定位时，一开始在整个区域均匀分布，然后通过观测增加一些区域的观测值，最后确定自己位置，如P181
* P189给出了里程计移动过程中累计误差，旋转误差增长较快。P214当形成闭环时，里程计累积的误差会相当大，如P215图
* P193相机还可以指向天花板，不一定向前
* P203较大的误差通常意味着粒子滤波发散，并且不能定位机器人
* X、y、θ可以作为概率分布的随机变量，通常可以在栅格地图表示，画图时可以忽略θ显得更直观，如P20350\*50cm\*15°
* 激光测量锥：两束相邻的波束及最大距离形成锥形。
* 测量模型为p(zt|xt,m),那么p(m|xt,zt)称为反演测量模型
* 装备圆形阵列测距传感器的机器人，用众所周知的极坐标编码栅格单元的相对位置是有意义的

1. 很多算法是在静态环境下实现的，那么在动态等复杂环境中面临什么问题呢
2. 符号：

* P66dom(Xt)表示状态空间，它是Xt所有可能取值的域

1. P25马尔可夫假设（markov assumption）或完整性假设（compelete state assumption）：设定过去和未来的数据都是独立的。一些因素可能对传感器读数有系统的影响，因此它们会扰乱马尔可夫假设。
2. 概率机器人技术的核心是由传感器数据来估计状态的思路。条件独立在概率机器人中起着重要作用。状态往往不能直接测量，但可以从传感器数据中推断估计。
3. 概率p（y|x）经常被称为生成模型，因为在一定的抽象层面上，它表示状态变量X如何引起了检测数据Y。常用两个生成模型是状态转移概率分布p(xt|xt-1,ut)、测量概率p(zt|xt)
4. 本书认为状态是所有会对未来产生影响的机器人及其环境的所有方面因素
5. 控制会导致某状态的发生，测量能观察某状态，故两者都可以作为状态条件
6. 通过条件概率发布表示置信度。P19最后有预测和修正详细表述
7. 马尔可夫假设或完整状态假设在本书提到的资料中起着根本性的作用。马尔可夫假设即设定过去和未来数据都是独立的
8. 本书涉及算法依赖有关测量、状态转移概率和初始置信度的不同假定。
9. 概率机器人是对概率分布函数（测量、概率转移）进行近似，必须权衡的一系列特性

* 计算效率：线性高斯近似所需时间-空间维数的多项式；另外一些近似-空间维度的指数函数；粒子技术-不确定，可以牺牲精度换取时间。
* 近似精度：线性高斯局限于单峰分布；直方图虽然精度有限，但可以近似多模态分布；粒子表示法近似相当广泛，粒子数越多精度越高
* 易于实施：粒子表示法对复杂非线性系统往往可以非常简单地实现

1. KF交替执行测量更新和预测。测量更新过程将传感器数据综合进当前置信度，预测过程根据动作来修改置信度。测量更新过程减少机器人置信度的不确定性，而预测过程增加机器人置信度的不确定性。
2. KF和EKF的优势是既简单又有jiaogao 的计算效率。KF每次更新需要时间为O（），k（求逆）为测量向量zt的维数，n为状态向量xt的维数。粒子滤波器所需时间为O（）。
3. EKF线性近似是否据有优势主要取决2各因素：被近似局部非线性化程度和不确定（方差）程度
4. 蒙特卡罗对高斯的估计是将50000个点经过g变换，然后计算均值和方差
5. EKF不能表示多峰置信度，常见扩展是利用高斯的混合或高斯的和来表示后验
6. EKF和UKF可以采用更高阶项进行修正
7. IF一个优点源于它对多机器人问题的自然适应性，多机器人问题经常涉及将分散采集的传感器数据进行融合
8. 非参数滤波分2种：一种依赖状态空间的分解，每一个这样的值都与状态空间的一个紧凑子区域的后验密度的累积概率相关，如直方图；另一种则随机采样后验分布来近似状态空间，如粒子滤波。
9. 直方图和粒子滤波不需要对后验密度进行强参数化假设。特别地，它们能很好地表示复杂的多峰置信度。因此，当机器人必须处理全局不确定性问题，或者面对会产生独立、不同假设的数据关联问题时，通常会选择直方图或粒子滤波。但是这些方法的表达能力是以增加计算复杂性为代价的。
10. 直方图表示法的空间复杂度可以通过密度树有效降低
11. 密度估计：将离散的粒子集转换成连续的概率密度分布，文中提到三种方法：高斯近似、直方图方法、核密度估计
12. P88由于控制噪声或者未建模的外源性影响，控制输出是不确定的。在实际应用中，ut有时由机器人的里程计提供。但是，由于概念的原因将ut称为控制。
13. P90平面运动的移动机器人详细地提供了两种特定的概率运动模型：速度模型：ut由速度指令获得；里程计模型：ut由机器人的里程计提供。两种模型具有互补性。实际上，里程计模型往往比速度模型更精确，一个简单的原因是，大多数商业机器人不能执行与通过计量机器人轮子旋转而获得的精度等级相同的速度控制。但是，里程计信息仅在执行完运动控制后才能获得，因此它不能用于运动规划。规划算法（如防撞）必须预测运动的影响，因此，里程计模型通常用于估计，而速度模型用于概率运动规划。
14. 驱动系统分类：差分驱动、阿克曼驱动和同步驱动
15. P92粒子滤波来自条件密度的采样，是给定ut、xt-1（固定，一个粒子），根据状态转移分布产生xt。计算密度旨在给定任意xt计算它的概率，即求xt的分布
16. 环境测量模型包括概率机器人学中仅次于运动模型的第二个特定领域模型。测量模型描述在客观世界生成传感器测量的过程。
17. p114地图分为基于特征的（feature-based）和基于位置的（location-based），前者索引为特征，如索引为特征序号，内容为特征描述。后者索引为位置，如x，y坐标，内容对应是否有障碍物。
18. P117检测失败的原因：声呐或超声波遇到镜面反射，激光检测到黑色吸光对象，或者某些激光系统在明媚的阳光下测量物体
19. 研究发现15cm的栅格分辨率和2°的环境预计算距离，可以使室内定位问题处理的很好
20. P143定位是建立地图坐标系与机器人局部坐标系一致性的过程。知道该坐标变换使机器人能够在自己坐标系里（机器人导航必需的先决条件）表示感兴趣的目标位置。就是像人一样知道障碍物相对自己的位置
21. 机器人位姿不能直接感知，换句话说，大多数机器人并不拥有测量位姿的无噪声传感器
22. P144定位问题分类：局部定位和全局定位

* 位置跟踪：属于局部定位问题，如边走边定位和建图
* 全局定位：已知地图的情况下，通过识别某些特征获知自己的位置
* 绑架机器人：在机器人不知道的情况下，手动移动机器人，即机器人被绑架，是全局定位的一种

1. P157扩展卡尔曼滤波能容易地改进已适应异常值，标准方法只接受似然通过阈值测试的地标。设定阈值提高了鲁棒性，否则会比较脆弱
2. P158预测的不确定性引起的原因：初始位置不确定性；运动噪声引起估计不确定性。

测量更新不确定性引起原因：机器位置不确定性；测量噪声有关的不确定性

观察越确定，即测量越精确，卡尔曼增益越高，因此产生的修正就越强大

1. P174负信息属于特征缺乏范畴，期望看到特征但没有看到时，就出现相关 信息
2. P179两种全局定位方法：也适用于局部定位

* 栅格定位：使用直方图滤波，相当于一个二维（x，y）的概率分布离散化为直方图，每个方格对应直方图方法的一个区域，概率越高的地方越有可能是机器人的位置。室内x、y常用15cm，旋转维度粒度为5°
* 蒙特卡罗定位（MCL）：使用粒子滤波

1. P194随机粒子蒙特卡罗定位：失效恢复—最后只有单一位姿能幸存，如果这个位姿碰巧是错误的，算法不能恢复。文中提到增加随机粒子，增强鲁棒性的方法
2. P195测量概率较低的原因：定位失效；传感器噪声高的不合理；粒子在全局定位阶段可能仍然发散
3. P198在P79中粒子滤波使用运动模型作为建议分布，但是它试图近似该分布与感知似然的乘积。建议分布与目标分布差异越大，需要的的采样越多。在特定情况下，MCL使用不精确的传感器优于精确的传感器。但扩展卡尔曼滤波不是这种情况，因为EKF计算新的均值时考虑了测量，而不是只从运动模型产生均值
4. P199MCL、具有随机采样的MCL、混合MCL误差图
5. P200在未知自己位置时需要大量粒子（100000），在确定自己位姿后只需少量粒子
6. P203概率方法对于这样未建模的动态环境是鲁棒的，因为他们有适应传感器噪声的能力。然而，像前面提到的，概率滤波框架能够容纳的传感器噪声必须在各时间步相互独立，而未建模的动态引起的对传感器测量值的影响会覆盖多个时间步。当它成为主要影响时算法可能失效
7. P204处理动态环境的方法，一种建模动态，一种滤除动态。第一种更通用
8. P222多传感器融合：对不同传感器执行程序9.1；常用的是对每种传感器建立各自的地图，再用合适的方法将这些地图融合，如德-摩根定律
9. 1