1-KalmanFilterIntroduction

`navigation-algorithm`

- 1-KalmanFilterIntroduction
- Reference
- 1 Kalman Filter的来源
- 2 KF理解
- 3 kalman在一维情况下的例子
- 4 扩展至高维度
- 5 使用非线性函数来扩展KF成为EKF
- 6 调参经验之谈
- 7 KF内矩阵的认识理解

Reference

- how-a-kalman-filter-works-in-pictures
- kalman filter 基本思想
- robot_localization ros pkg
- Kalman Filter 通俗讲解
- ekf tutorial
- 手把手教你写卡尔曼滤波器
- HOPE TO READING Book:

  > **Poor Man's Explanation of Kalman Filtering: Or How I Stopped Worrying & Learned to Love Matrix Inversion**

1 Kalman Filter的来源

使用bayes filter来实现广泛使用的一项技术就是kalman filter(KF)，KF在1958年被Swerling

和Kalman在研究linear gaussian system的滤波和预测时发明的。KF实现了对连续状态空间的belif computation。它不能用于离散或者混合状态空间。

2 KF理解

- K_k卡尔曼增益实际上是表示观测量z_k的权重,如果相信z_K更多一些,那么这个增益就越大.
- 关于自己的理解

> 用$k-1$时刻的状态量来预测,得到k时刻的先验状态量估计值和先验估计偏差,然后计算测量值的可靠程度(卡尔曼增益),最后结合k时刻的测量值,得到k时刻的后验最优估计值和其偏差

- 使用KF问题场景：
  - 一个sensor获取机器人state
  - 一个sensor可以predict机器人state，抽象出一个预测方程，预测state和该state对应的covariance
- KF假设：
  变量是随机的并且是高斯分布的，对应均值μ和方差σ^2,方差用来表示数据的不确定性

3 kalman在一维情况下的例子

- Model
  $x_k = ax_{k-1} + bu_k + \omega_k$ 状态转移方程
  $z_k = cx_k + v_k$ 观测方程
- predict
  $\hat{x}_k = a\hat{x}_{k-1} + bu_k$
  $p_k = ap_{k-1}a + q$
- update
  $g_k = p_k c/(cp_k c + r)$
  $\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}_k + g_k(z_k - c\hat{x}_k)$
  $p_k \leftarrow (1 - g_k c)p_k$

$\omega_k \sim N(0,q)$表示模型控制的噪声方差
$v_k \sim N(0,r)$表示观测量(传感器)的噪声方差
g_k表示卡尔曼增益
p_k表示预测的方差

4 扩展至高维度

- Model
  $x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + \omega_k$ 状态转移型方程
  $z_k = Hx_k + v_k$ 观测方程
- predict
  $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k$
  $P_k = AP_{k-1}A^T + Q$
- update
  $G_k = P_kH^T(HP_kH^T + R)^{-1}$
  $\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}_k + G_k(z_k - H\hat{x}_k)$
  $P_k \leftarrow (1 - G_kH)P_k$

$\omega_k \sim N(0,Q)$表示模型控制的噪声方差
$v_k \sim N(0,R)$表示观测量(传感器)的噪声方差
G_k表示卡尔曼增益
P_k表示预测的方差

H相当于一维里面的c

5 使用非线性函数来扩展KF成为EKF

- Model
  $x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k$
  $z_k = h(x_k) + v_k$
- predict
  $\hat{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_k)$

$P_k = F_{k-1}P_{k-1}F_{k-1}^T + Q_{k-1}$

- update

  $G_k = P_kH_k^T(H_kP_kH_k^T + R)^{-1}$

  $\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}_k + G_k(z_k - h(\hat{x}_k))$

  $P_k \leftarrow (I - G_kH_k)P_k$

其中，F_k是$f(x_{k-1}, u_k)$的Jacobian矩阵，H_k是$h(x_k)$的Jacobian矩阵

6 调参经验之谈

- P初始化不能给0，一般设置为1
- R是根据传感器的数据方差设置的，两个传感器的协方差一般设置为0
- Q对整个系统存在影响，但又不能太确定对系统的影响有多大。工程上，我们一般将Q设置为单位矩阵参与运算

7 KF内矩阵的认识理解

- A或者F 状态转移矩阵（state transistion matrix）有模型的状态转移方程决定
- B
- P 状态协方差矩阵（state covariance matrix）不可以初始化为0
- Q 过程噪声（process covariance matrix）工程上一般设置为I
- H 测量矩阵（Measurement Matrix）由模型的观测方程模型决定
- R 测量噪声矩阵（measurement covariance matrix），由传感器的噪声决定
- K 卡尔曼增益（Kalman Gain），用人话讲就是求y值的权值