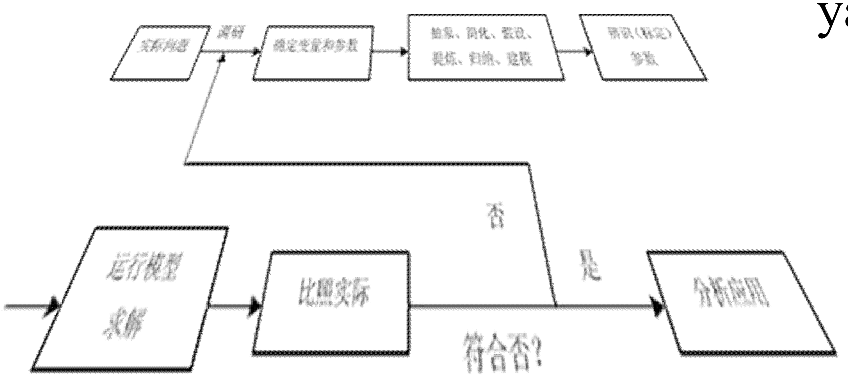
估计与预测

姚　远

yaoyuan@shu.edu.cn



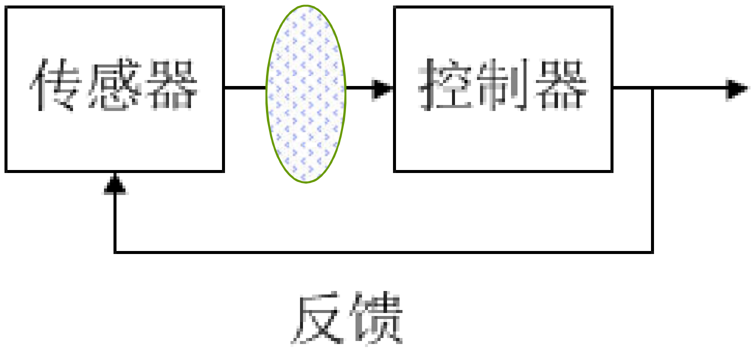
上海大学机自学院

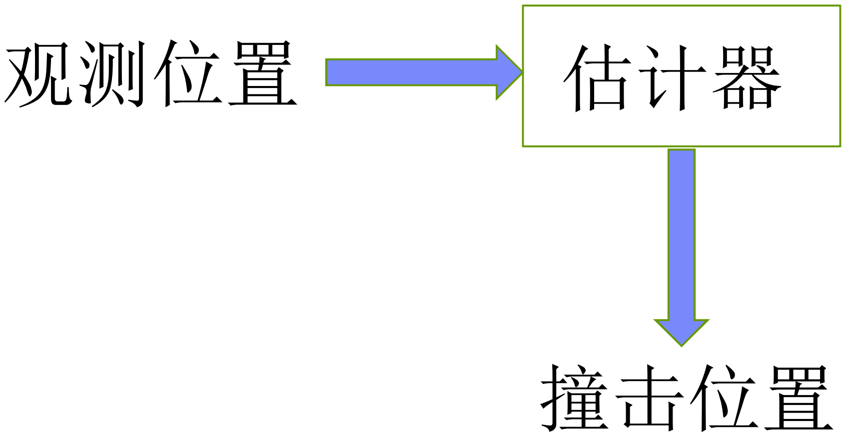
2020/10/28

大纲

- 估计器
- 卡尔曼滤波
- 校正的理论基础
- 预测与校正
- 粒子滤波

估计器(Estimators)

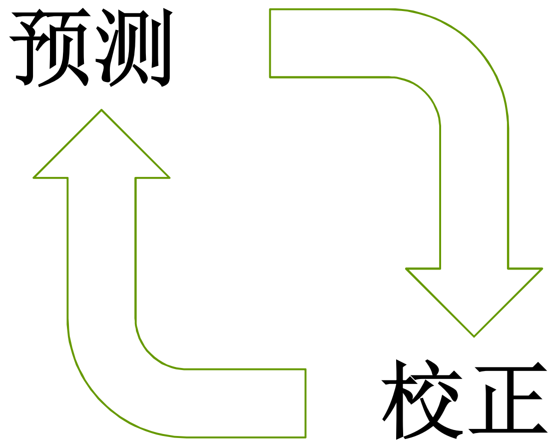




- 噪声
- 运动
- 非直接测量

估计器(Estimators)

- 预测：根据过去的信息预测*真实值*
- 校正：根据预测的信息校正*观测值*



实现估计器的两个步骤

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

贝叶斯规则

条件概率 $p(A|B)$ 表达当**B**发生的条件下**A**发生的概率

- 组合概率

$$P(A \wedge B) = p(A \cap B) = p(A)p(B|A)$$

$$P(A \wedge B) = p(A \cap B) = p(B)p(A|B)$$

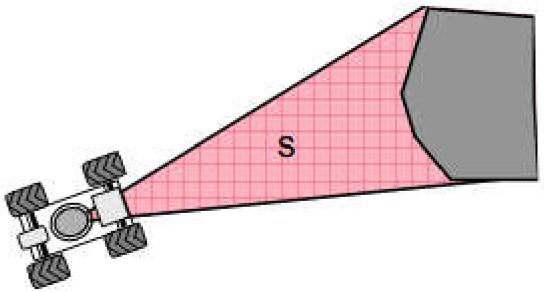
- 贝叶斯规则

$$p(A)p(B|A) = p(B)p(A|B)$$

$$\Rightarrow p(B|A) = \frac{p(A|B)p(B)}{p(A)}$$

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例



无人驾驶问题

如何从从观察**s**中推测是否遇到障碍**obstacle**？

$$p(obstacle \mid s)$$

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

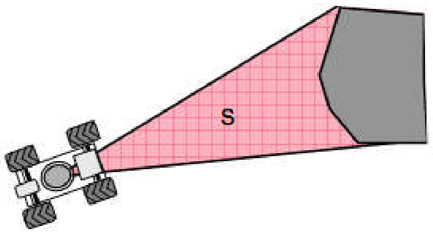
以下哪一种更难？

$$p(obstacle \mid s)$$

从观察到某种特征，判断其属于障碍的概率

$$p(s \mid obstacle)$$

如果确定观察对象是障碍，观察到某种特征的概率



如何从从观察**s**中推测是否遇到障碍**obstacle**？

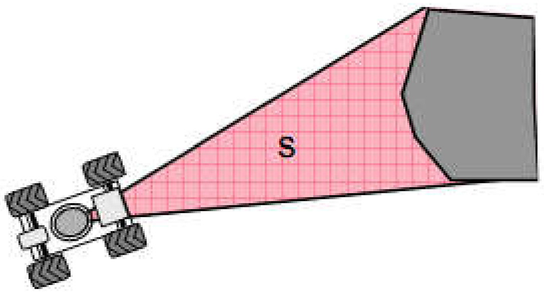
$$p(obstacle \mid s)$$

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

应用贝叶斯规则估计

$$p(obstacle \mid s) = \frac{p(s \mid obstacle)\, p(obstacle)}{p(s)}$$



$p(s)$?

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

应用贝叶斯规则估计

$$p(obstacle \mid s) = \frac{p(s \mid obstacle)\,p(obstacle)}{p(s)}$$

$$p(!obstacle \mid s) = \frac{p(s \mid !obstacle)\,p(!obstacle)}{p(s)}$$

估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

应用贝叶斯规则估计

$$p(obstacle \mid s) + p(!obstacle \mid s) = 1 \Rightarrow$$

$$p(s) = p(s \mid obstacle)\, p(obstacle) + p(s \mid !obstacle)\, p(!obstacle)$$

$$p(obstacle \mid s) = \frac{p(s \mid obstacle)\, p(obstacle)}{p(s \mid obstacle)\, p(obstacle) + p(s \mid !obstacle)\, p(!obstacle)}$$

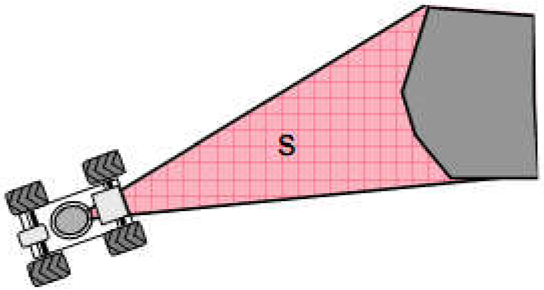
估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

假如 $p(obstacle) = 0.2$

$$p(s \mid obstacle) = 0.8$$

$$p(s \mid !obstacle) = 0.05$$



$$p(obstacle \mid s) = \ ?$$

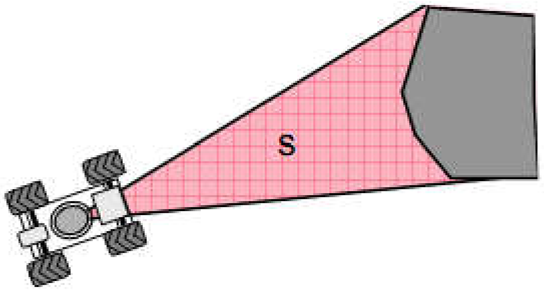
估计器(Estimators)

- 从经验中预测的实例

假如 $p(obstacle)=0.2$

$$p(s\,|\,obstacle)=0.8$$

$$p(s\,|\,!obstacle)=0.05$$



$$p(obstacle\,|\,s)=\frac{p(s\,|\,obstacle)p(obstacle)}{p(s\,|\,obstacle)p(obstacle)+p(s\,|\,!obstacle)p(!obstacle)}$$

$$=\frac{0.8*0.2}{0.8*0.2+0.05*0.8}=0.8$$

估计器(Estimators)

- 贝叶斯估计从已知的状态中推测位置未知状态

- 在**Kalman滤波**中，每一步通过演变当前的数据分布推测下一步的数据分布。

- 在**粒子滤波**中，使用一组包含不同分布的粒子，通过其权值组合推测下一步的数据分布

Kalman滤波器和粒子滤波器都可看作**贝叶斯滤波**的特殊实例

大纲

- 估计器
- 卡尔曼滤波简介
- 校正的理论基础
- 预测与校正
- 粒子滤波

卡尔曼滤波简介

- *卡尔曼滤波是从一组有限的，包含噪声的，对物体位置的观察序列（可能有偏差）预测出物体的位置的坐标及速度。在很多工程应用(如雷达、计算机视觉)中都可以找到它的身影。同时，卡尔曼滤波也是控制理论以及控制系统工程中的一个重要课题。*

- Rudolph E. Kalman

- Swerling 1958 提出通用形式
- Rudolph E. Kalman 1960 发表滤波器算法
- Stanley Schmidt 实现算法

- 用于阿波罗登月导航
- 用于弹道导弹潜艇的导航
- 用于战斧巡航导弹的导航
- 用于… …

卡尔曼滤波简介

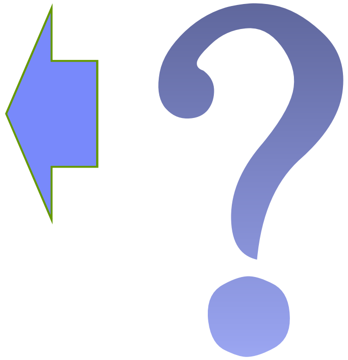
▪卡尔曼滤波

- 从一组有限的，

包含噪声的，

对物体位置的观察序列（可能有偏差）

预测出物体的位置的坐标及速度。



▪用于很多工程应用

-雷达

-机器人

-航空导航

-是控制理论以及控制系统工程中的一个重要课题。

卡尔曼滤波简介

▪卡尔曼滤波

- 从一组有限的，

包含噪声的，

对物体位置的观察序列（可能有偏差）

预测出物体的位置的坐标及速度。

▪用于很多工程应用

-雷达

-机器人

-航空导航

-是控制理论以及控制系统工程中的一个重要课题。

基本思想

▪给定一组合理的假设，可以从观测到的历史数据中推断出系统模型的描述。

▪方法：通过最大化（假设模型）后验概率

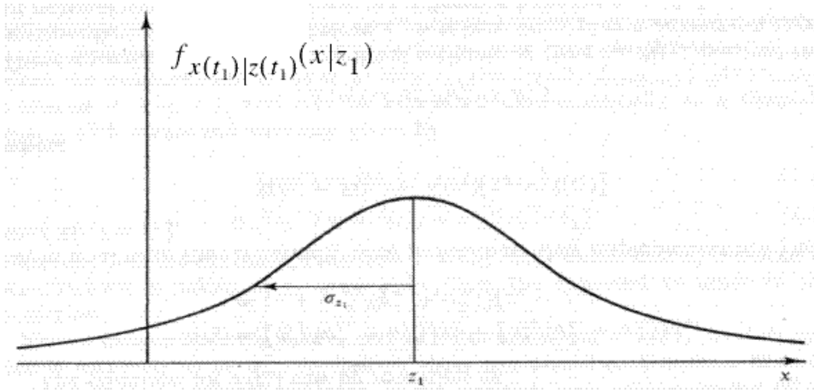
卡尔曼滤波简介

卡尔曼滤波本质上是一种数据融合技术

三个假设

$$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2}$$

- 线性模型
- 白噪声
- 正态分布的噪声



在三个假设基础上，合并旧信息和新的信息。

卡尔曼滤波简介

卡尔曼滤波本质上是一种数据融合技术

- 合并不同传感器数据
- 合并不同时间数据
- 仅需要上一个时刻的信息

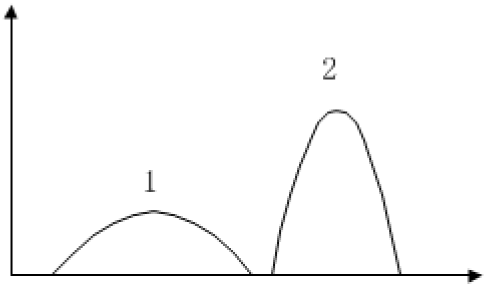
包含校正和预测两个环节，可通过扩展用于非线性系统

大纲

- 估计器
- 卡尔曼滤波
- 校正的理论基础
- 预测与校正
- 粒子滤波

校正的理论基础

- 假设有两个带有噪声的位置观测数据



- $p_i(x) = \frac{1}{\sigma_i\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma_i^2}\right) (i = 1,2)$

- 描述观测数据 $p_{12}(x) = p_1(x)p_2(x)$

$$p_{12}(x) \propto \exp\left(-\frac{(x-\bar{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)\exp\left(-\frac{(x-\bar{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) = \exp\left(-\frac{(x-\bar{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}-\frac{(x-\bar{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)$$

校正的理论基础

- 描述观测数据 $p_{12}(x)=p_1(x)p_2(x)$

$$p_{12}(x)\propto \exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)\exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)=\exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)$$

$$\overline{x}_{12}=?$$

正态分布，均值出现的位置概率最大

$$\sigma_{12}^2=?$$

$$\left.\frac{dp_{12}}{dx}\right|_{\overline{x}_{12}}=-\left[\frac{\overline{x}_{12}-\overline{x}_1}{\sigma_1^2}+\frac{\overline{x}_{12}-\overline{x}_2}{\sigma_2^2}\right]\cdot p_{12}(\overline{x}_{12})=0$$

校正的理论基础

- 描述观测数据 $p_{12}(x) = p_1(x)p_2(x)$

$$p_{12}(x) \propto \exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)\exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) = \exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)$$

$$\overline{x}_{12} = ? \qquad \overline{x}_{12} = \left(\frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}\right)\overline{x}_1 + \left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}\right)\overline{x}_2$$

$$\sigma_{12}^2 = ? \qquad \sigma_{12}^2 = \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}$$

校正的理论基础

- 描述观测数据 $p_{12}(x) = p_1(x)p_2(x)$

$$p_{12}(x) \propto \exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)\exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) = \exp\left(-\frac{(x-\overline{x}_1)^2}{2\sigma_1^2}-\frac{(x-\overline{x}_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)$$

- 假设在时间t观测为 (x_i,σ_i)，我们的预测为 $(\hat{x}_i,\hat{\sigma}_i^2)$

p_i $\qquad$ p_{i+1} $\qquad$ t

$$\overline{x}_{12} = \left(\frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}\right)x_1 + \left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}\right)x_2$$

$$\sigma_{12}^2 = \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}$$

- 在第一步

$$\hat{x}_1 = x_1$$

$$\hat{\sigma}_1^2 = \sigma_1^2$$

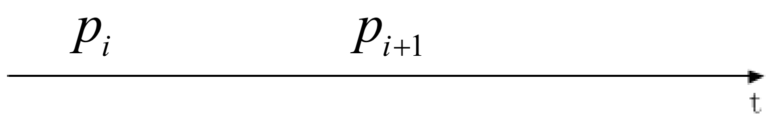
- 在第二步

$$\hat{x}_2 = \left(\frac{\sigma_2^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}\right)\hat{x}_1 + \left(\frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}\right)x_2 = \hat{x}_1 + \frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}(x_2-\hat{x}_1)$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{\hat{\sigma}_1^2\sigma_2^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2} = \left(1-\frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}\right)\hat{\sigma}_1^2$$

校正的理论基础

- 假设在时间t观测为（x_i,σ_i），我们的估计为（$\hat{x}_i,\hat{\sigma}_i^2$）



- 在第一步

$$\hat{x}_1 = x_1$$

$$\hat{\sigma}_1^2 = \sigma_1^2$$

- 在第二步

$$\hat{x}_2 = \left(\frac{\sigma_2^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}\right)\hat{x}_1 + \left(\frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}\right)x_2 = \hat{x}_1 + \underbrace{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}}_{\text{增益}K}\underbrace{(x_2-\hat{x}_1)}_{\text{更新}}$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{\hat{\sigma}_1^2\sigma_2^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2} = \left(1-\underbrace{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2+\sigma_2^2}}_{\text{增益}K}\right)\hat{\sigma}_1^2$$

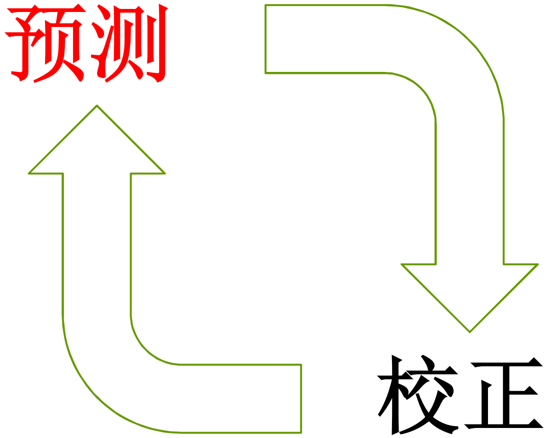
$$\boxed{\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K(x_k - \hat{x}_{k-1})}$$

$$\boxed{\hat{\sigma}_k^2 = (1-K)\hat{\sigma}_{k-1}^2}$$

大纲

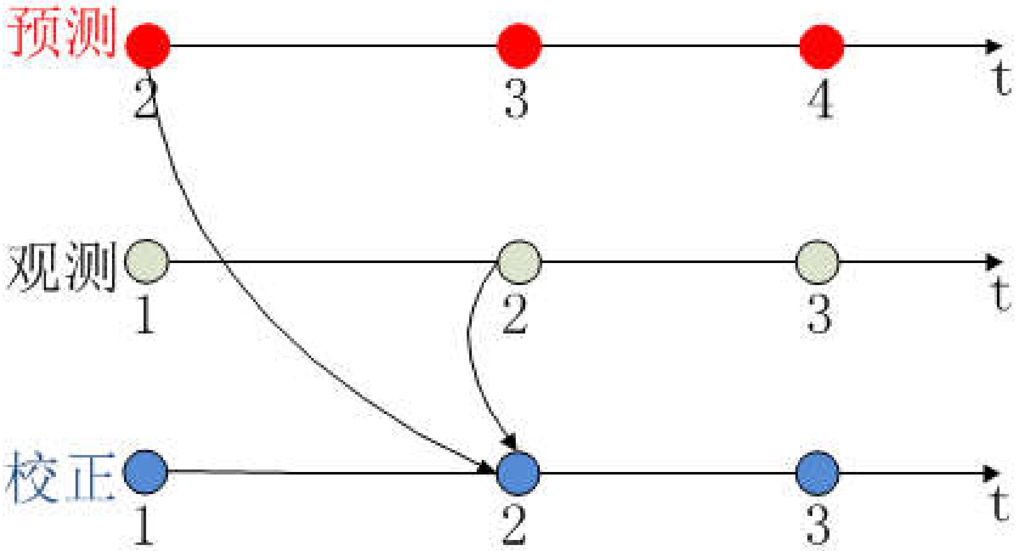
- 估计器
- 卡尔曼滤波简介
- 校正理论基础
- 预测与校正
- 粒子滤波

预测过程



实现估计器的两个步骤

顺序？



预测过程

卡尔曼滤波的预测中所考虑的运动

- 动态运动

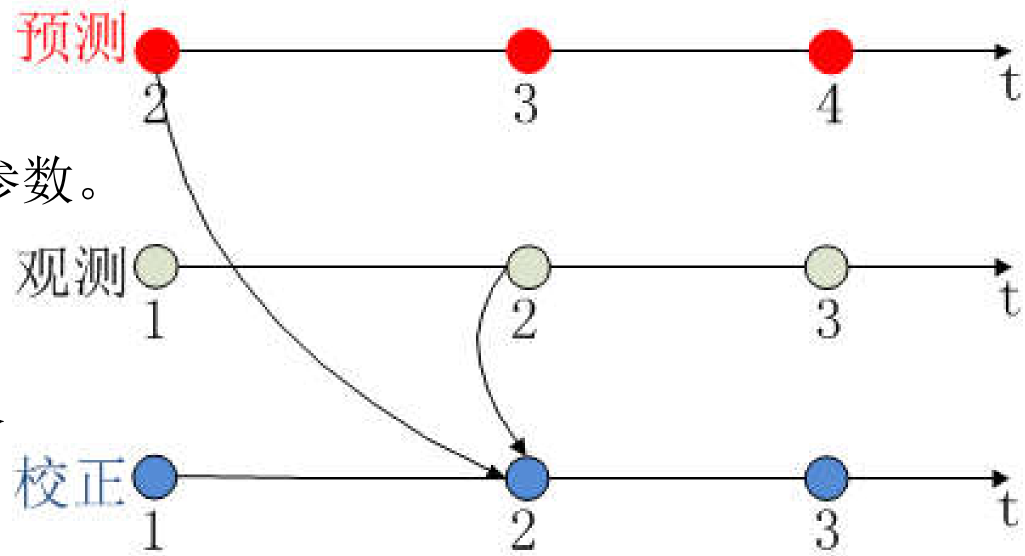
  $x + vdt$　可能包含更多的参数。

- 可控运动

  从外部引入系统的控制指令

- 随机运动

  未知的运动，高斯分布的随机运动



预测过程

建立预测方程

- **动态运动** ← 运动方程M=F(x)，系统变量如何按照已知规律变化

  $x + vdt$　可能包含更多的参数。

- **可控运动** ← 引入控制变量u

  从外部引入系统的控制指令

- **随机运动** ← 引入影响系统的随机因素

  未知的运动，高斯分布的随机运动

预测过程

建立预测方程

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_k$$

$$\sim N(0, Q)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{\triangle t^2}{2} \\ \triangle t \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad u = a$$

$$x_k = \begin{bmatrix} x \\ y \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix} \qquad \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

预测过程

建立观测方程

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k^{\mathsf{T}} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

$$\sim N\left(0, R_k\right)$$

$$\mathbf{v_k} \sim N\left(0, R_k\right)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} z_x \\ z_y \end{bmatrix}_k \qquad \mathbf{H_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad x_k = \begin{bmatrix} x \\ y \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix}$$

预测与校正

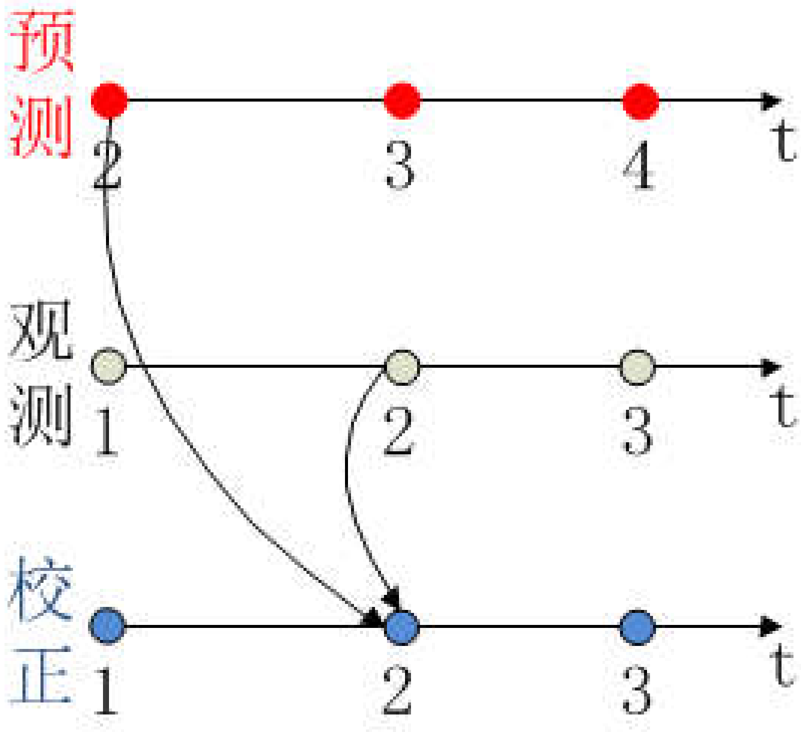
- 预测

$$\mathbf{x}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_k$$

- 更新方差

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

$$(\mathbf{P}^- = \Sigma^-)$$



预测与校正

预测 → 更新方差

$$\mathbf{x}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_k$$

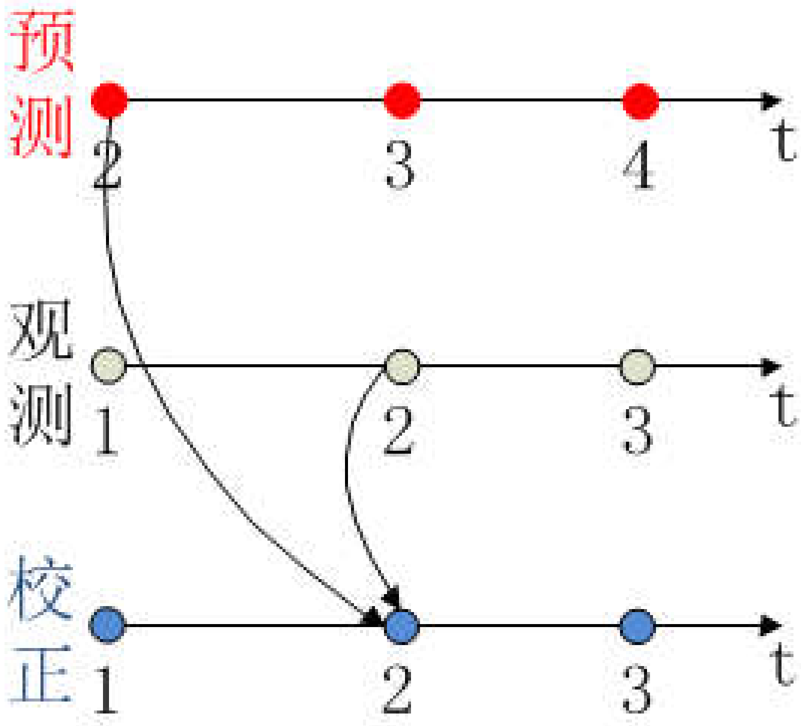
$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

观测 → 校正

$$\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^- \qquad \text{更新}$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})\mathbf{P}_k^- \qquad \text{校正}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-)$$



预测过程

需要被预测的值

- 增益：$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T \left(\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \right)^{-1}$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{\hat{\sigma}_1^2 \sigma_2^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \sigma_2^2} = \left(1 - \frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \sigma_2^2} \right) \hat{\sigma}_1^2$$

增益**K**

$$\mathbf{P}_k = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \right) \mathbf{P}_k^-$$

预测过程

▪整体流程

- 预测

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1}$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

- 校正（观测值）

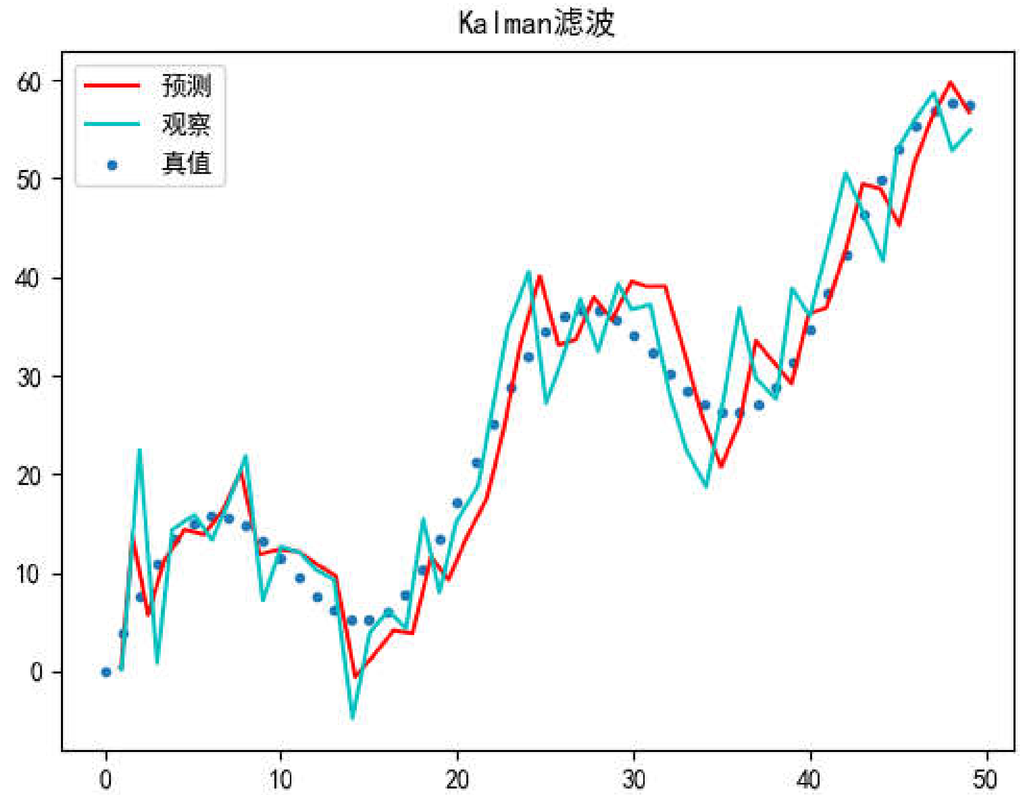
$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^-\mathbf{H}^T\left(\mathbf{H}\mathbf{P}_k^-\mathbf{H}^T + \mathbf{R}\right)^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k\left(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-\right)$$

$$\mathbf{P}_k = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}\right)\mathbf{P}_k^-$$

实例演示

1D位置预测

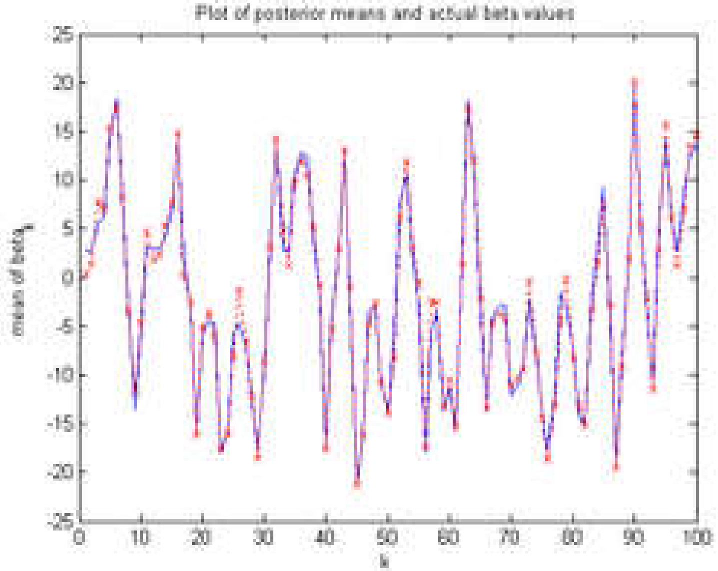


大纲

- 估计器
- 卡尔曼滤波
- 校正的理论基础
- 预测过程
- 粒子滤波

粒子滤波简介

- *粒子滤波(**PF: Particle Filter**)的思想基于<u>蒙特卡洛</u>方法(**Monte Carlo methods**)，它是利用粒子集来表示概率，可以用在任何形式的<u>状态空间模型</u>上。其核心思想是通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布，是一种顺序重要性采样法(**Sequential Importance Sampling**)。*



- 粒子滤波有很多名字

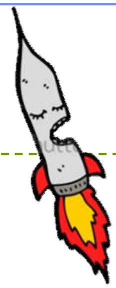
Importance Sampling, the Metropolis Algorithm, Monte Carlo Methods, CONDENSATION algorithm

- 源于Bayes估计的顺序采样(SIS)方法(Hammersley 1950-1960)
- 基于SIS的Bootstrap方法(Gordon 1993)

粒子滤波简介

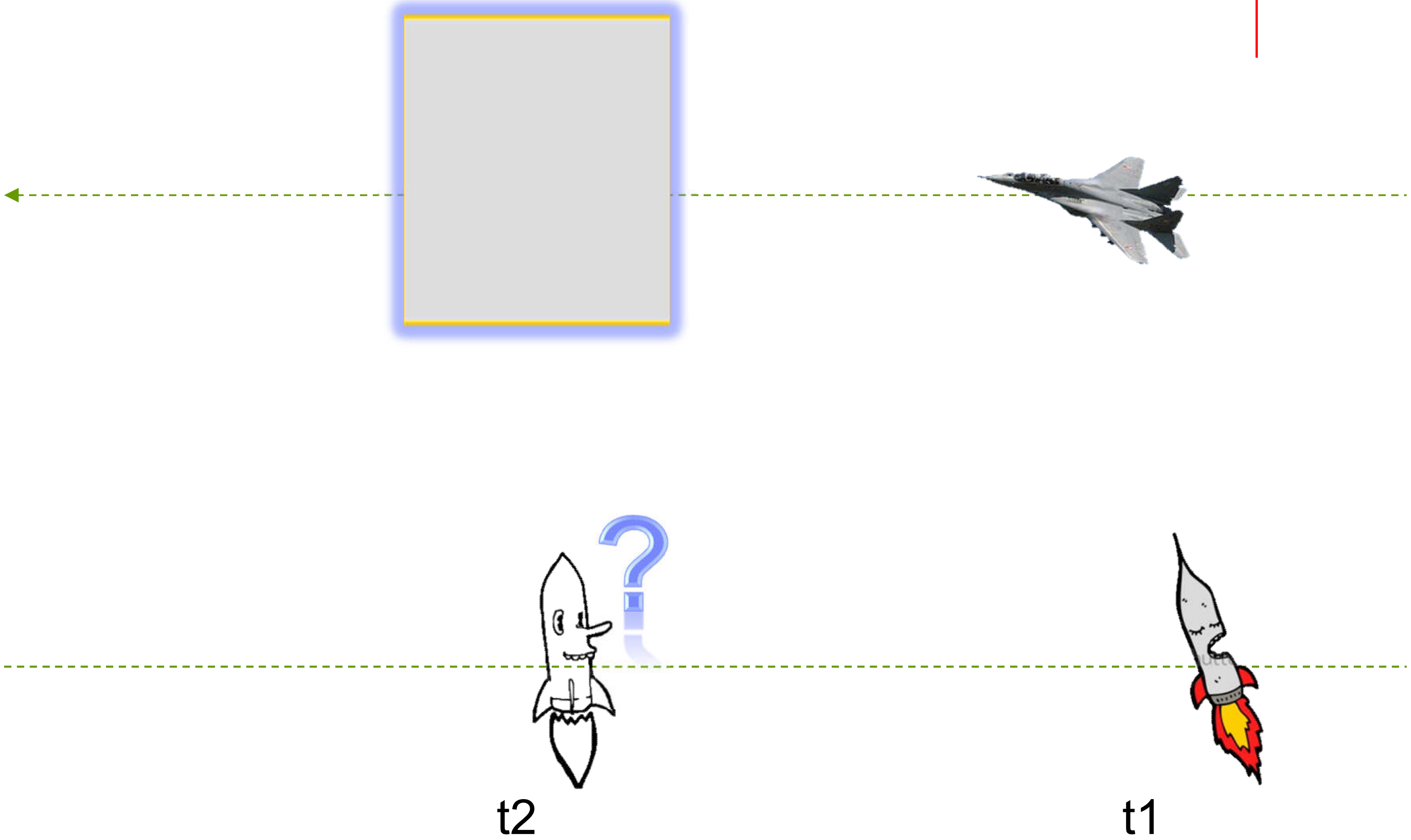
$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K(x_k - \hat{x}_{k-1})$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = (1-K)\hat{\sigma}_{k-1}^2$$

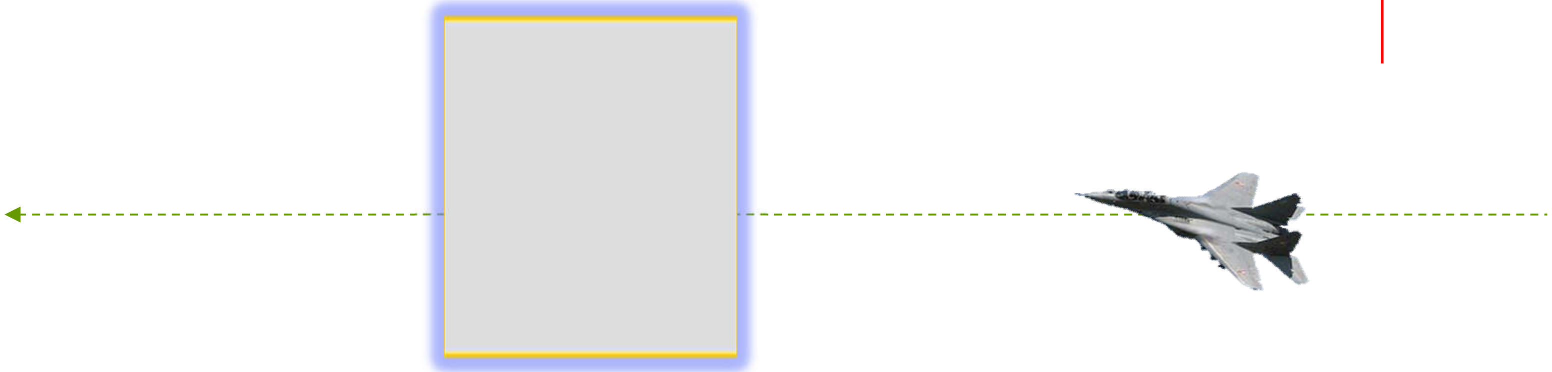


t1

粒子滤波简介



粒子滤波简介



- ***粒子滤波解决***

1. 我们想知道A
2. 我们能够测量A的一些相关的信息
3. 我们知道这些相关信息和A之间的关系

粒子滤波简介

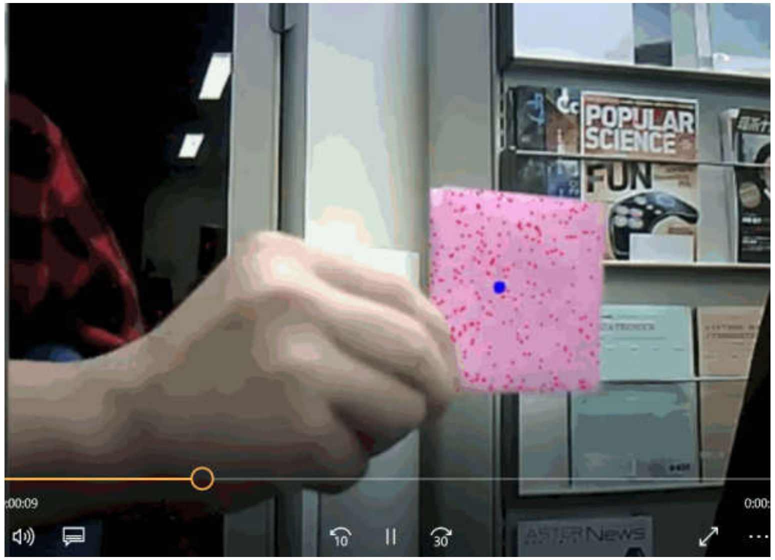
- *一种依赖多种不同假设的信息融合技术*

$$P(x_t \mid y_{1:t}) = \frac{1}{c_t} P(y_t | x_t) \int_Z P(x_t | x_{t-1} = z) P(x_{t-1} = z \mid y_{1:t-1}) dz$$

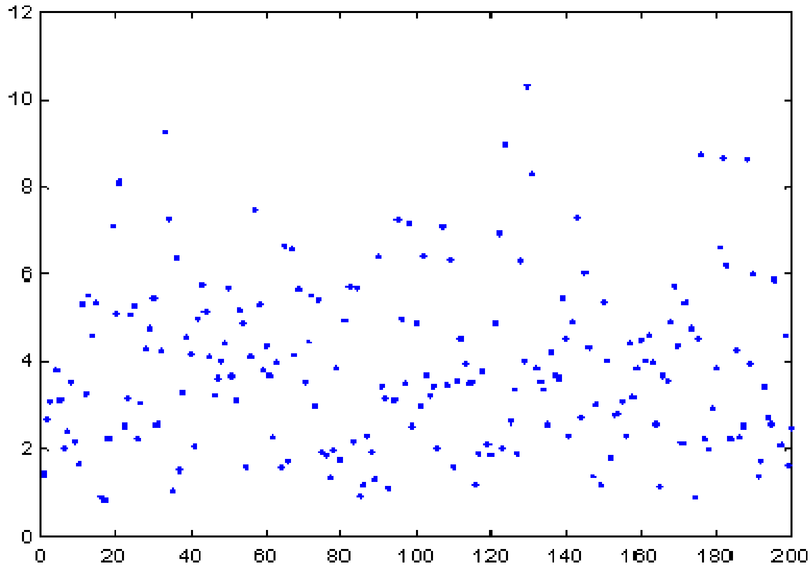
运动模型

使用的分布(粒子)

观测模型(=权值)

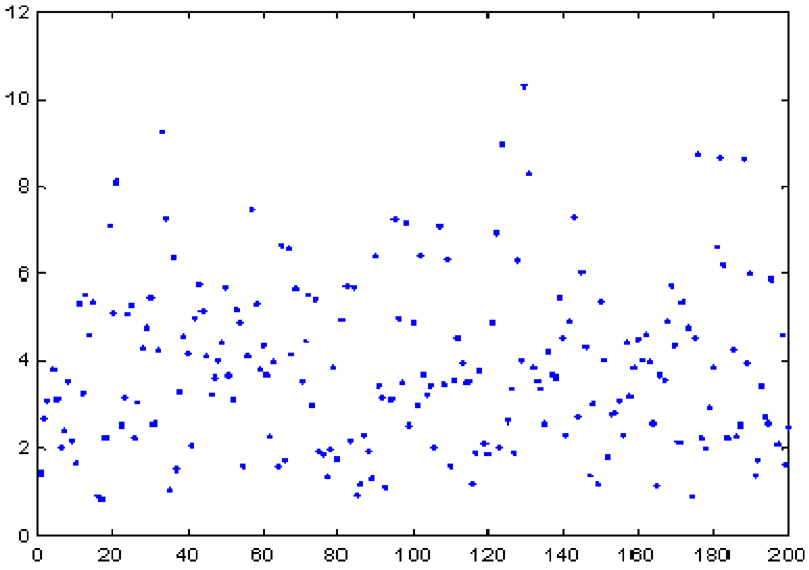


粒子滤波的基础-采样

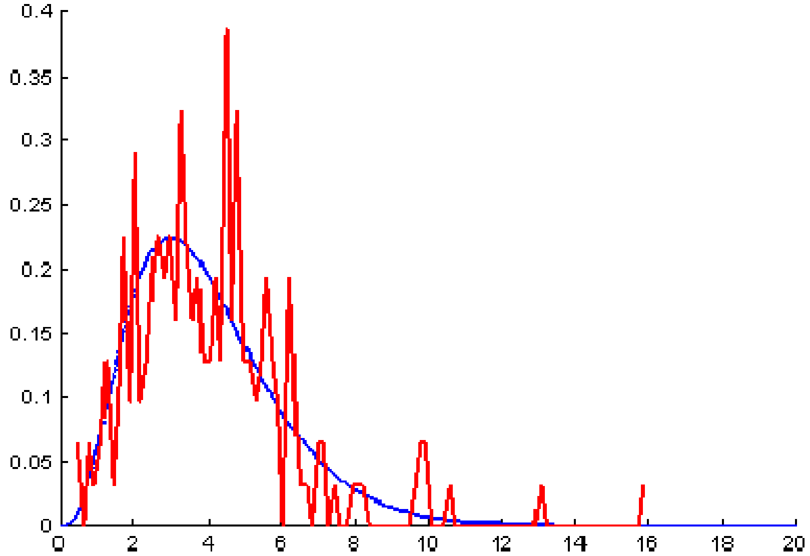


原始数据

粒子滤波的基础-采样

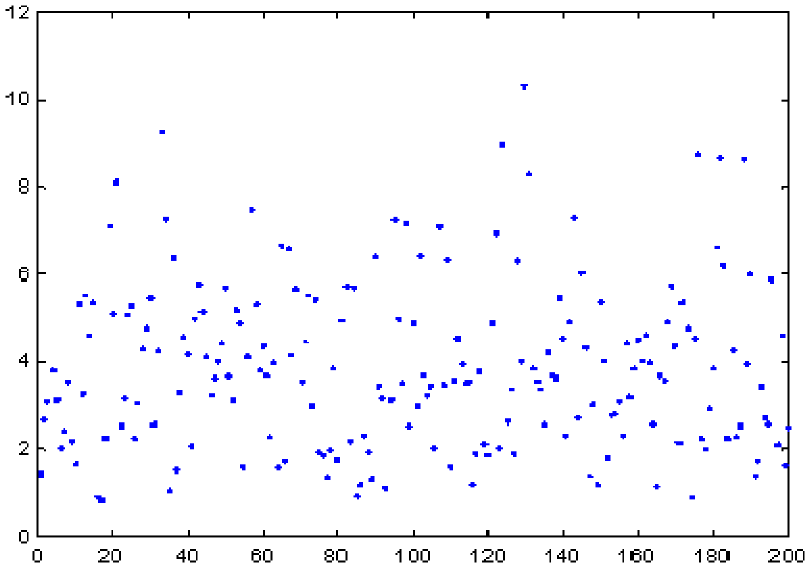


原始数据

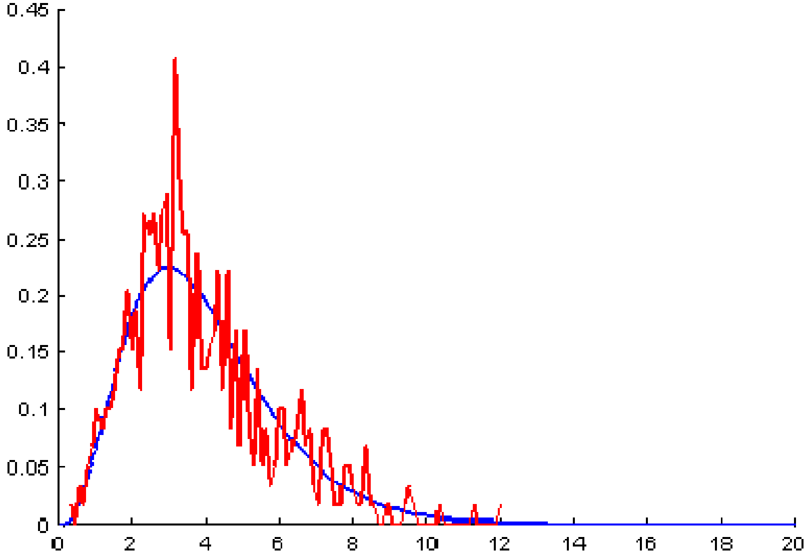


采样-200个

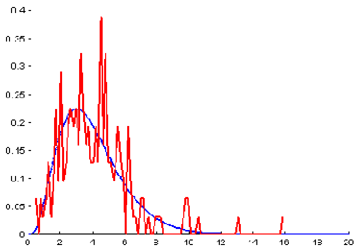
粒子滤波的基础-采样



原始数据

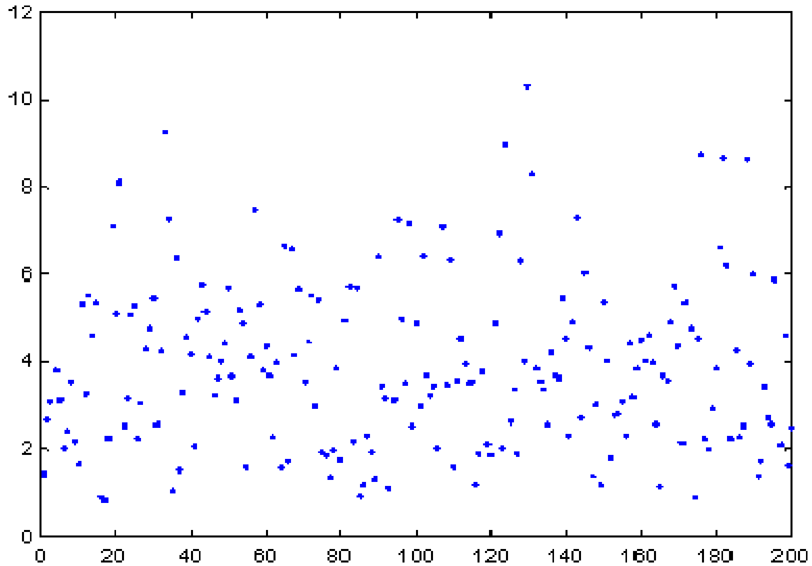


采样-500个



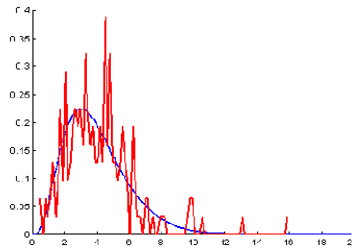
采样-200个

粒子滤波的基础-采样

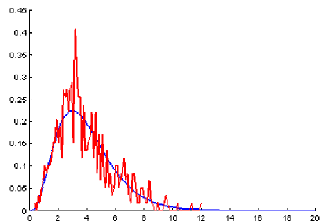


原始数据

采样-1000个

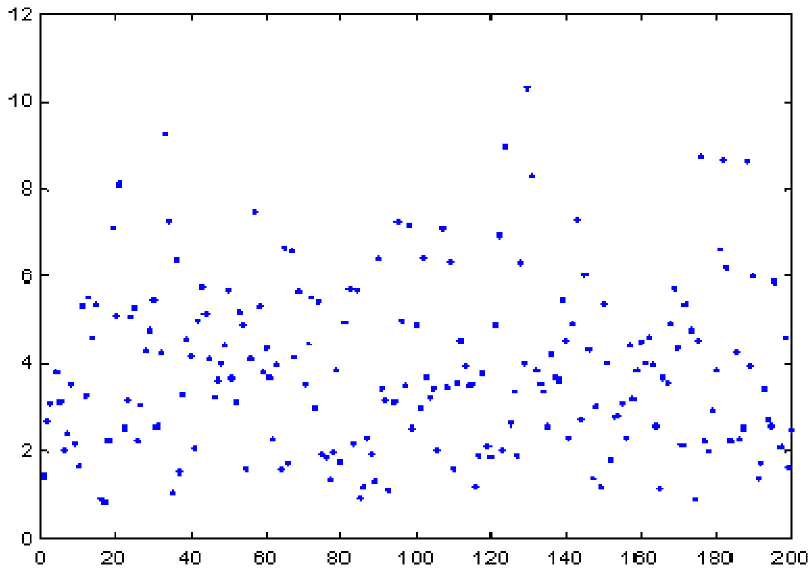


采样-200个

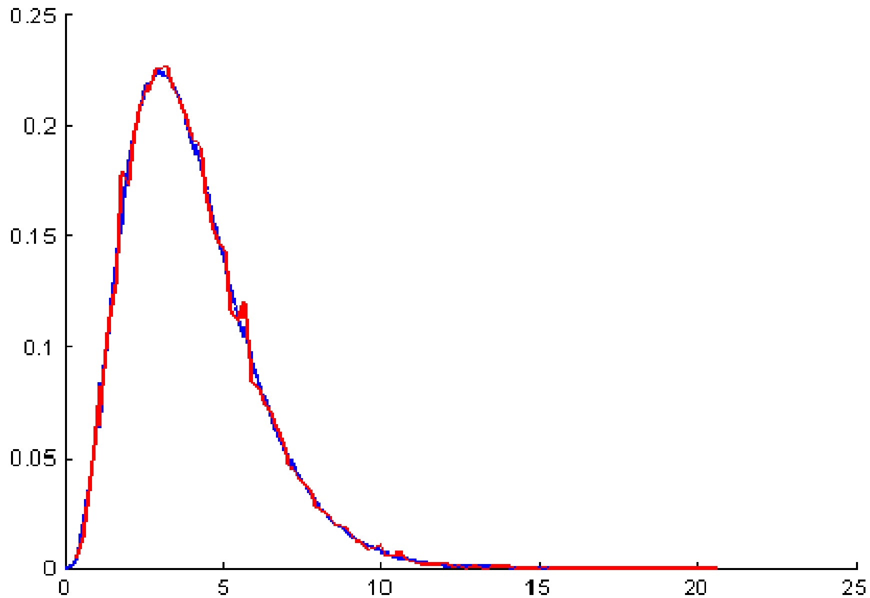


采样-500个

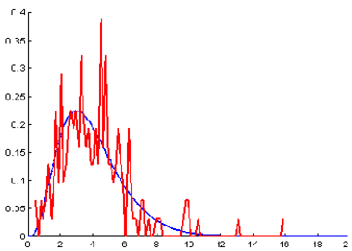
粒子滤波的基础-采样



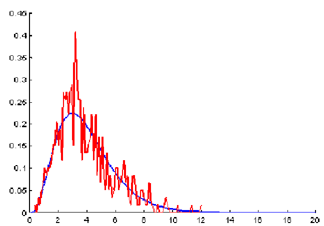
原始数据



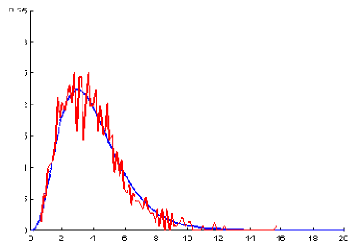
采样-5000个



采样-200个

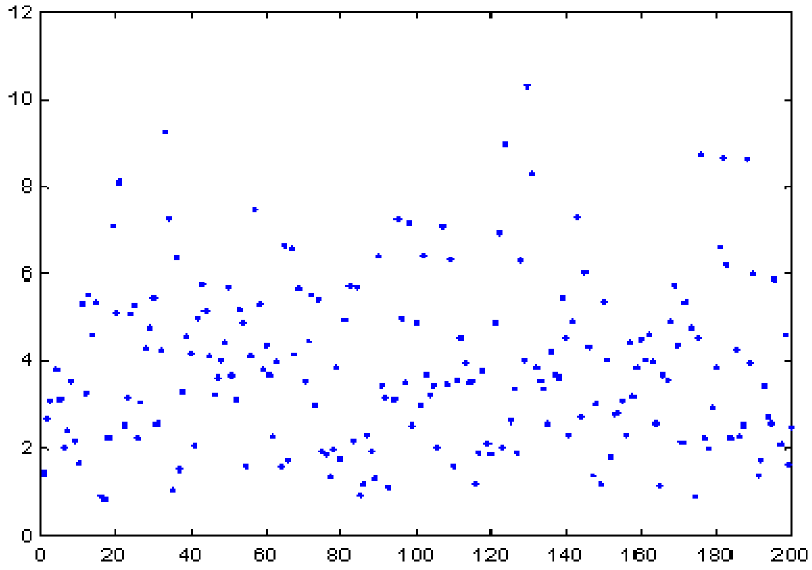


采样-500个

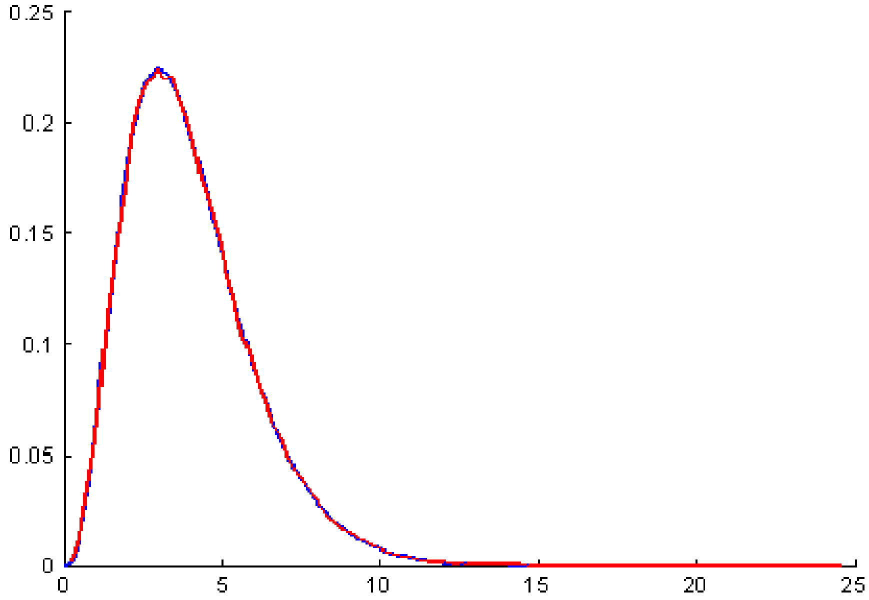


采样-1000个

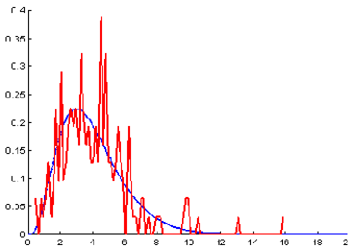
粒子滤波的基础-采样



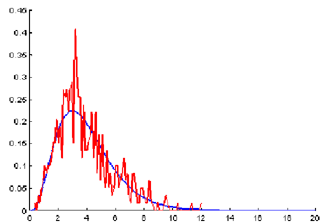
原始数据



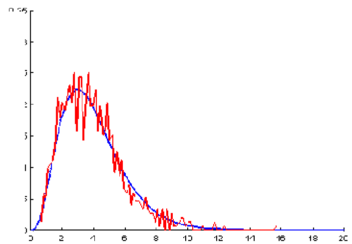
采样-20000个



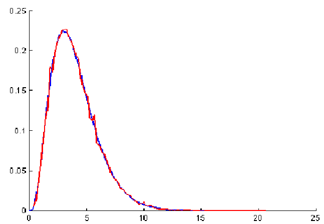
采样-200个



采样-500个



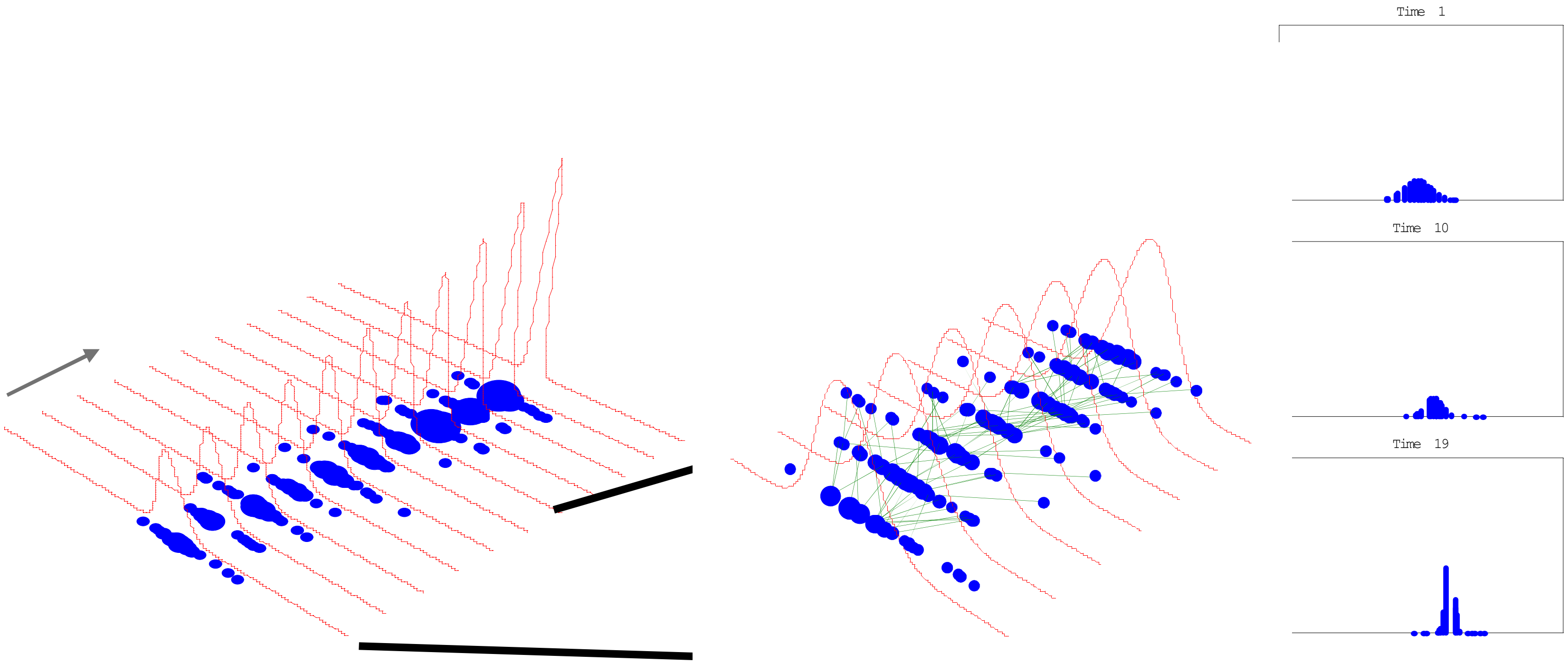
采样-1000个



采样-5000个

粒子滤波的基础-采样

- 顺序重要性采样



预测过程与实例

Kalman Filter

- $\mathbf{x}_0 \sim N(\hat{\mathbf{x}}_0, P_0)$
- $\mathbf{x}_t = A\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t$ $\qquad \mathbf{x}_t = A\mathbf{x}_{t-1} + B\mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}$
- $\mathbf{y}_t = H\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t$
- $\mathbf{w}_t \sim N(0, Q)$ iid, $\mathbf{v}_t \sim N(0, R)$ iid

线性模型

$$\begin{tikzcd}
 & \mathbf{y}_1 & \mathbf{y}_2 & \mathbf{y}_3 & \mathbf{y}_4 & \\
\mathbf{x}_0 \arrow[r, "f"'] & \mathbf{x}_1 \arrow[u, "g"] \arrow[r, "f"'] & \mathbf{x}_2 \arrow[u, "g"] \arrow[r, "f"'] & \mathbf{x}_3 \arrow[u, "g"] \arrow[r, "f"'] & \mathbf{x}_4 \arrow[u, "g"] \arrow[r] & \cdots
\end{tikzcd}$$

预测过程与实例

Particle Filter 的策略

- *根据初始概率分布，采样**N**个样本（粒子）,设计权值*

$$x_0^{(1)}, \ldots, x_0^{(N)} \sim \pi(x_0)$$

- *在其后每一步，根据具体问题的观测更新粒子权值*
- *在每一步使用所有粒子近似表达**X**$_i$的分布*

$$\begin{tikzcd}
 & \cancel{y_1} & \cancel{y_2} & \cancel{y_3} & \cancel{y_4} & \\
x_0 \arrow[r, "f"] & x_1 \arrow[u] \arrow[r] & x_2 \arrow[u] \arrow[r] & x_3 \arrow[u] \arrow[r] & x_4 \arrow[u] \arrow[r] & \cdots
\end{tikzcd}$$

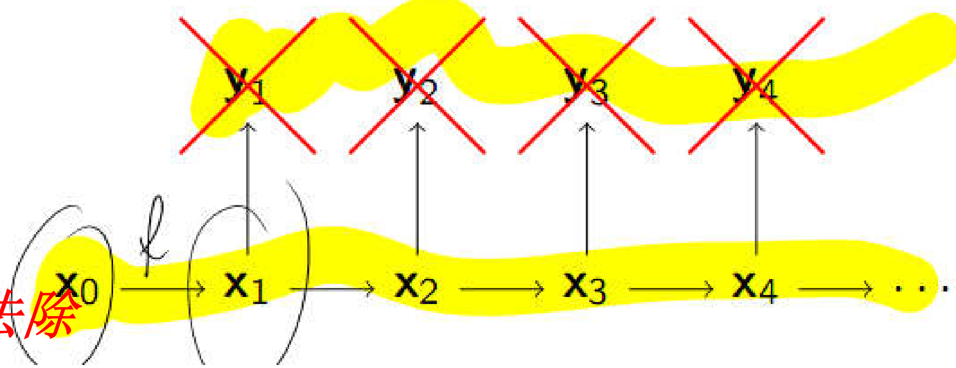
预测过程与实例

粒子重采样

- *根据初始概率分布，采样**N**个样本（粒子）*

$$\mathbf{x}_0^{(1)},\dots,\mathbf{x}_0^{(N)} \sim \pi(\mathbf{x}_0)$$

- *在其后每一步，根据具体问题更新粒子（根据观测）*
- *根据更新粒子，重新采样*



粒子存在退化的情况，需要去除权值过低的粒子

预测过程与实例

粒子滤波器的表达

$$Bel(\overline{x}) \approx \{x^i, w^i\} \quad i \in [1..m]$$

- m 表示粒子的数量
- $\boldsymbol{x^i}$ 表示每个粒子要预测的状态
- $\boldsymbol{w^i}$ 表示每个粒子相应的权值，且 $\boldsymbol{\Sigma w^i = 1}$

预测过程与实例

$$
\begin{aligned}
&\textit{function } X_{k+1} = \textit{runFilter}\,(X_k, z_k, u_k) \\
&X_{k+1} = \emptyset \\
&\text{for i} = 1:\text{m} \\
&\quad \text{generate random } x \text{ from } X_k \text{ based on sample weights;} \\
&\quad \text{generate random } x' \sim p(x' \mid u_k, x); \\
&\quad w = p(z_k \mid x'); \\
&\quad \text{Insert } (x', w) \in X_{k+1}; \\
&\text{end} \\
&\text{Normalize weight factors } \forall\, w_i \in X_{k+1}; \\
&\textit{return } X_{k+1};
\end{aligned}
$$

- u_k表示预测目标的运动，$\boldsymbol{z}_k$为观测状态

预测过程与实例

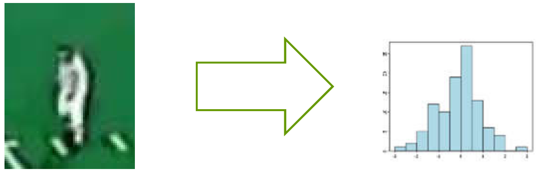
- 典型实例 – 基于视频的目标跟踪

- 视频

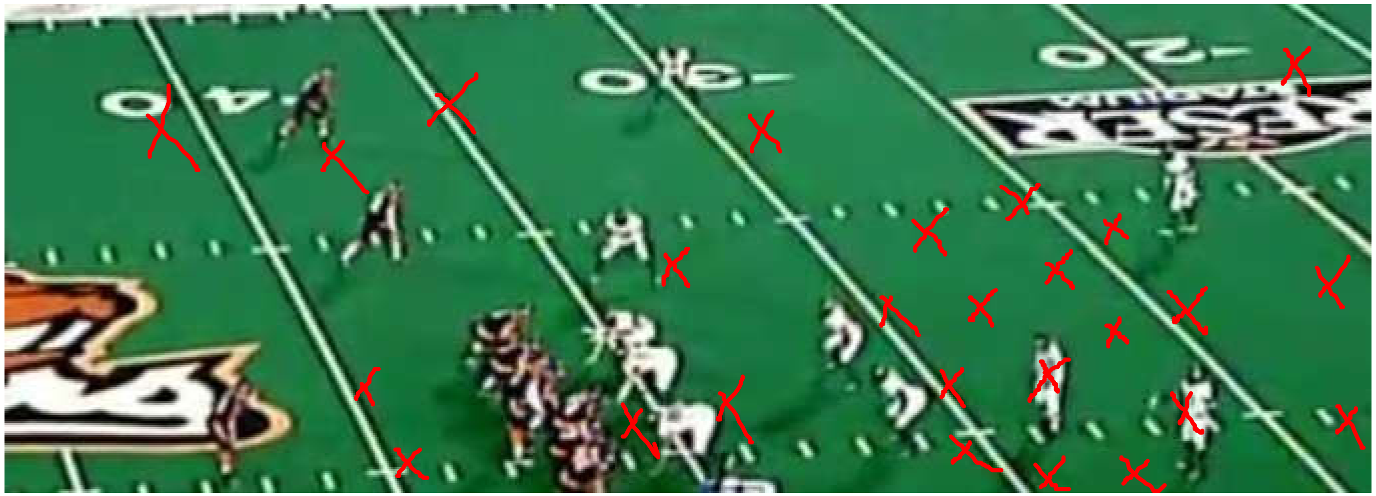
预测过程与实例

- 典型实例 – 基于视频的目标跟踪

  - 第一步：提取目标特征，初始化粒子滤波器。



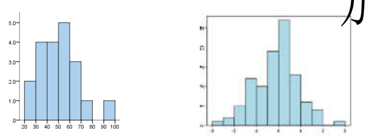
  - 第二步：搜索，均匀撒点或者高斯分布撒点



预测过程与实例

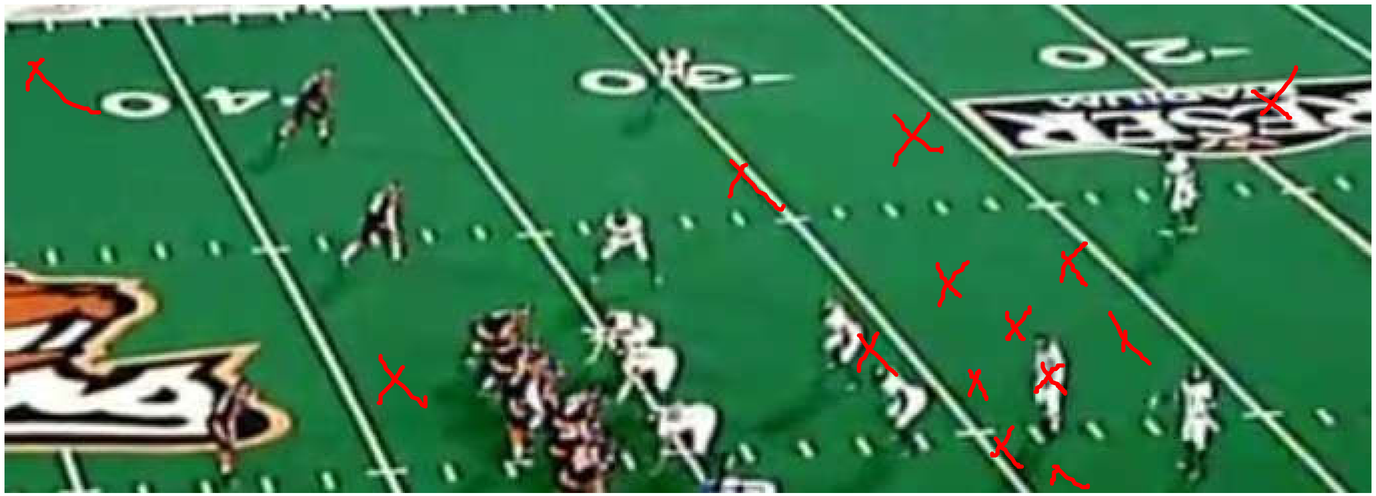
- 典型实例 – 基于视频的目标跟踪

  - 第三步：评估，将不同点取回的数据特征与原始特征相比较，将结果加权平均。



是否相似？

  - 第四步：根据相似度进行重采样



预测过程与实例

- 典型实例 – 基于视频的目标跟踪
  - 无论目标是否被遮挡，重采样算法保证目标出现时可以重新跟踪

总结

▪粒子滤波

需要记住的

- 一种顺序重要性采样方法

- 使用观测更新权值
- 根据权值进行重采样
- 同时考虑使用运动模型来预测粒子

- 可用于人工智能、信号处理、金融风险分析和计算物理等不同领域。

作业-4

- 1）在给出的**Kalman Filter** 代码实例的基础上(或自行寻找**Kalman**的实现代码)，设计目标物体的运动轨迹，测试**Kalman Filter**的跟踪效果；

- 2）根据实验结果整理报告，说明**Kalman Filter**的原理，以及最基本的**Kalman Filter**有何局限性，给出可能的改进方法和相关文献。

课堂报告

- 1）选定一个作业/与课题相关问题
- 2）思路与方案
- 3）预期实验设计与实施过程
- 4）预期实验结果与说明

- 课堂报告：在第8周课堂上报告（准备ppt）。