法律声明

- 本课件包括：演示文稿，示例，代码，题库，视频和声音等，小象学院拥有完全知识产权的权利；只限于善意学习者在本课程使用，不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意，我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。

- 课程详情请咨询
  - 微信公众号：小象学院
  - 新浪微博：小象AI学院

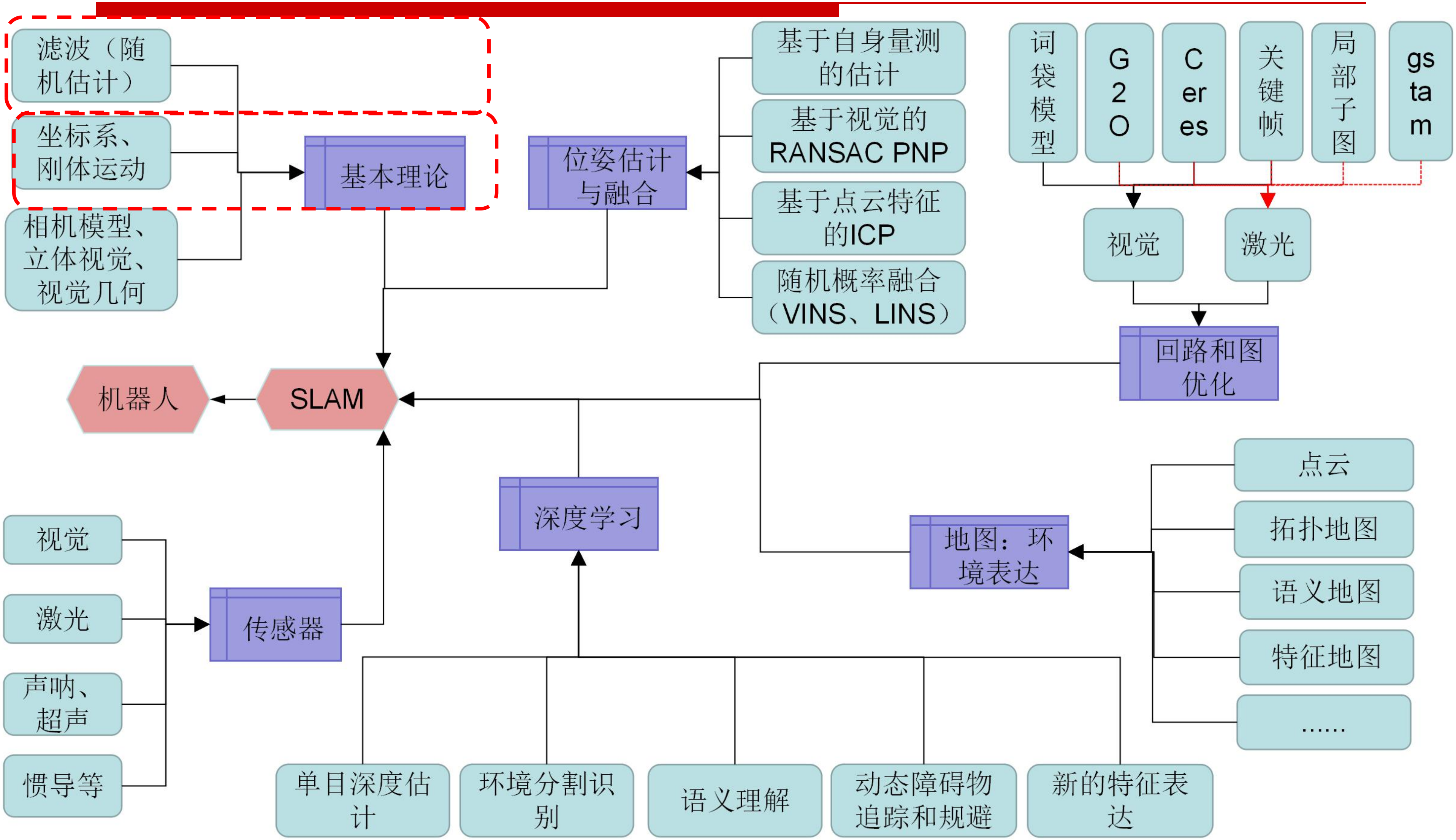
第三讲：

SLAM基本理论二：从贝叶斯开始学滤波器

主讲：杨亮

GitHub链接：https://github.com/EricLYang/courseRepo

总结


滤波（随机估计）
坐标系、刚体运动
相机模型、立体视觉、视觉几何
基本理论
位姿估计与融合
基于自身量测的估计
基于视觉的RANSAC PNP
基于点云特征的ICP
随机概率融合（VINS、LINS）
词袋模型
G2O
Ceres
关键帧
局部子图
gstam
视觉
激光
回路和图优化
机器人
SLAM
深度学习
地图：环境表达
点云
拓扑地图
语义地图
特征地图
……
视觉
激光
声呐、超声
惯导等
传感器
单目深度估计
环境分割识别
语义理解
动态障碍物追踪和规避
新的特征表达

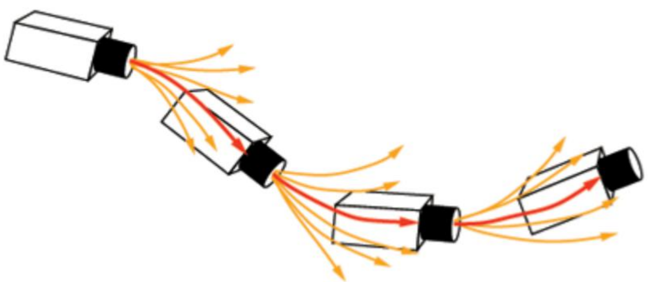
提纲

- 随机状态和估计
- 卡尔曼滤波器
- 扩展卡尔曼滤波器和SLAM
- 粒子滤波器和SLAM
- 实例：基于卡尔曼滤波器的SLAM实例

为什么讲滤波器

1 MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM

Andrew J. Davison, Ian D. Reid, *Member*, *IEEE*, Nicholas D. Molton, and
Olivier Stasse, *Member*, *IEEE*



匀速运动假设：速度、角速度

$$\mathbf{f}_v = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{q}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{v}^W_{C_{k+1}} \\ \omega^C_{C_{k+1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_k} + \left(\mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W\right)\Delta t \\ \mathbf{q}^W_{C_k} \times \mathbf{q}\left(\left(\omega^C_{C_k} + \Omega^C\right)\Delta t\right) \\ \mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W \\ \omega^C_{C_k} + \Omega^C \end{pmatrix}$$

位置＝位置＋速度*时间

方向＝方向＋角速度*时间

速度＝速度＋噪声

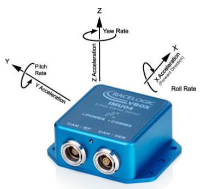
角速度＝角速度＋噪声

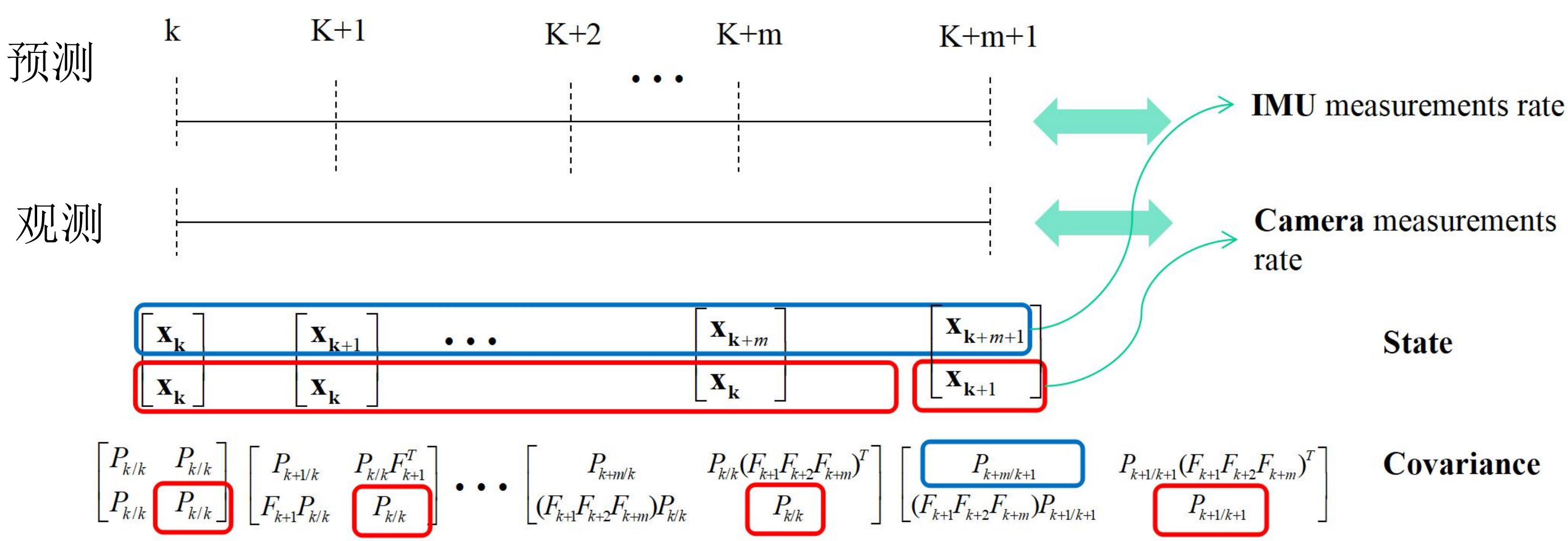
为什么讲滤波器

2

A Multi-State Constraint Kalman Filter for Vision-aided Inertial Navigation

Anastasios I. Mourikis and Stergios I. Roumeliotis



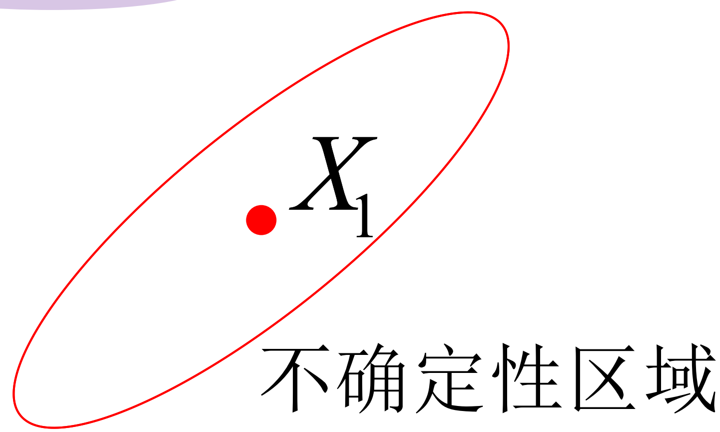


随机状态和估计

为什么讲这个

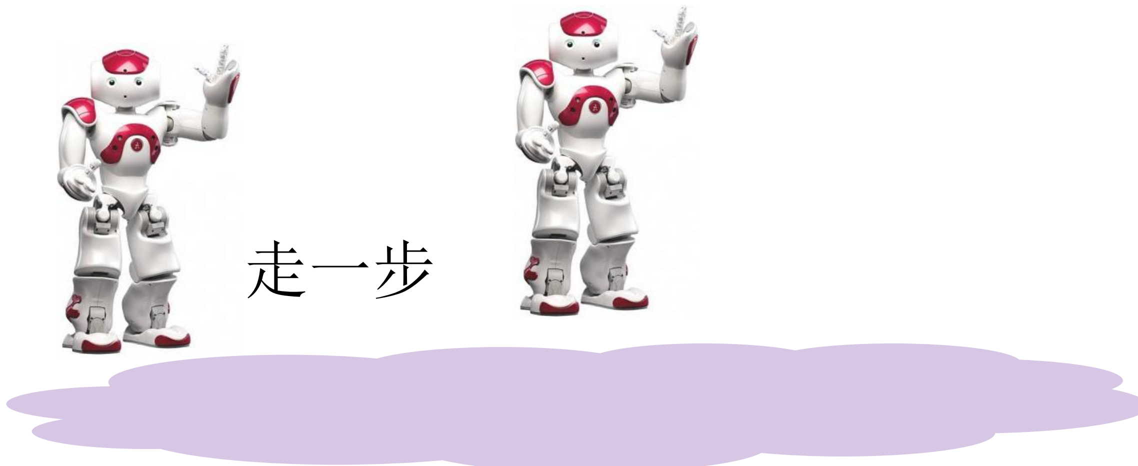
状态 $X_1 = (x, y, z)$

不确定性：$\delta\,(x, y, z)$



随机状态和估计

为什么讲这个



状态 $X_1 = (x, y, z)$

平移 $\mathrm{t} = (x_t, y_t, z_t)$

状态 $X_2 = X_1 + t$

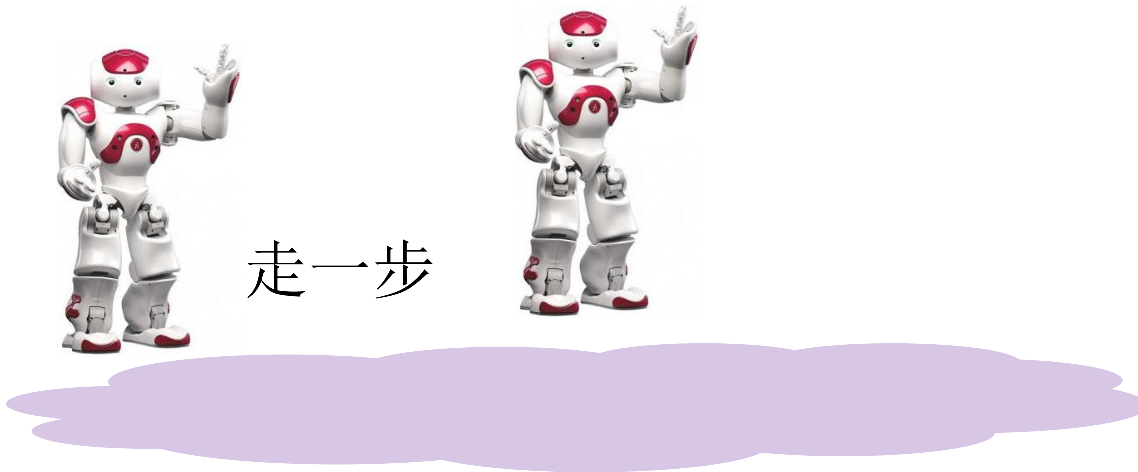
不确定性：δ（x, y, z）

平移 误差：$\delta(x_t, y_t, z_t)$

不确定性：$\delta + \delta_t$

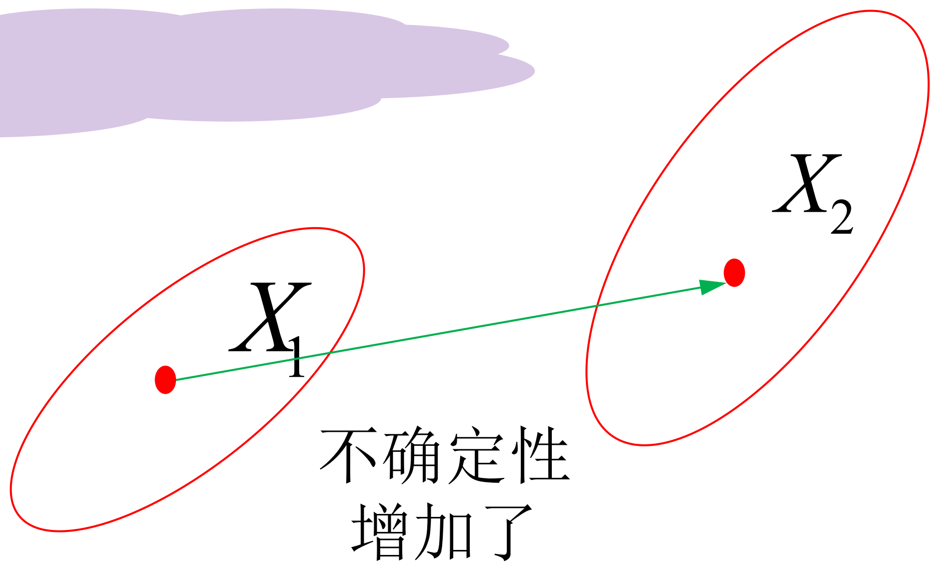
随机状态和估计

为什么讲这个



状态 $X_2 = X_1 + t$

不确定性：$\delta + \delta_t$



随机状态和估计

为什么讲这个

状态 $X_2 = X_1 + t$

$Z_2 = (x_z, y_z, z_z) = \mathrm{H}X_2$

不确定性：$\delta + \delta_t$

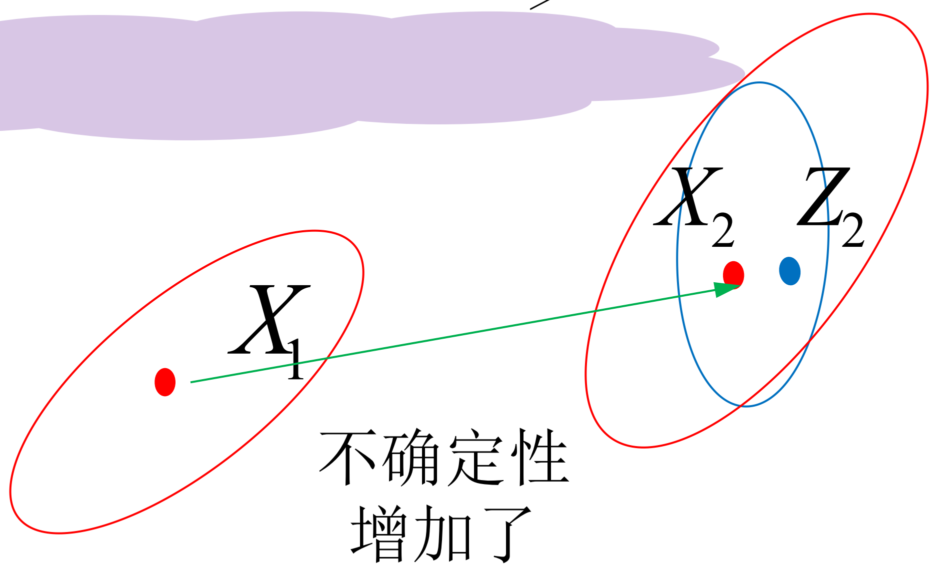
观测不确定性：

$\delta(x_z, y_z, z_z)$

随机状态和估计

为什么讲这个

问题：
1. 预测的误差如何累计
2. 融合如何进行



随机状态和估计

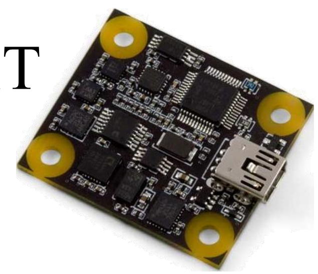
随机过程（stochastic process）：

随机过程 ＝ 时间＋不确定性（方差、标准差） ： 概率

加速度的变化：

时间T

时间$T+\Delta T$



$$\dot{a} = \Delta a(期望) + \boxed{\delta(a)}$$

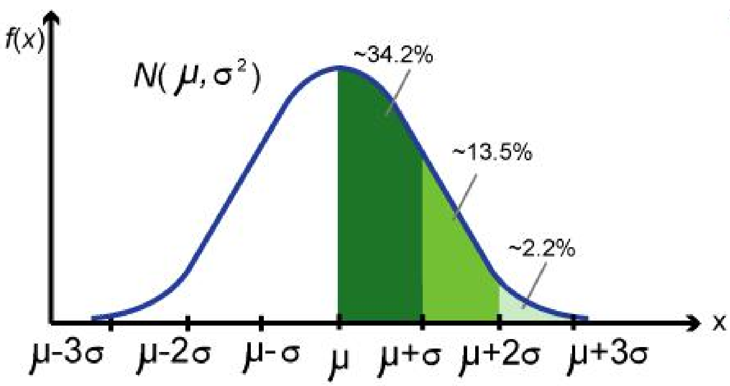
随时间变化----------->随机过程

随机状态和估计

a 随机变量-----> 随机状态（多维）

$$F(\mathrm{a}') = P(\{a : A(a) \le \mathrm{a}'\}) = P(\mathrm{A} \le \mathrm{a}')$$

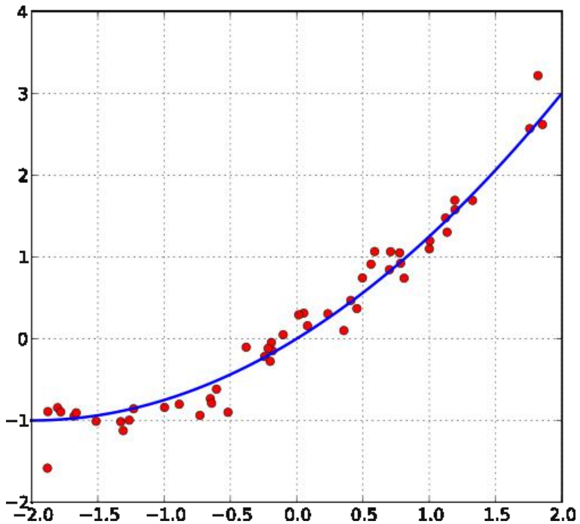
例如：正态分布



$$F(+\infty) = \int^{+\infty} p(t)dt = 1$$ 面积等于1

单调递增

随机状态和估计



你怎么理解曲线拟合的？？？

均值函数：$m_X(t) = EX(t), t \in T$

方差函数：$D_X(t) = DX(t)$

相关函数：$R_X(s,t) = EX(s)X(t)$

协方差函数：$C_X(s,t) = R_X(s,t) - m_X(s)m_X(t)$

相关系数函数：$\rho(s,t) = \frac{Cov_X(X_s,X_t)}{\sqrt{D_X(s)D_X(t)}}$

互协方差函数：$C_{X,Y}(s,t) = E(X(s) - EX(s))(Y(t) - EY(t))$

随机状态和估计

概率讲什么？：研究随机事件的数学统计特性

$$P(X)$$

条件概率：我们有初始位置B,还有$P(B)$，我们前面讲过，我们有控制量：

$$P(X \mid B)$$

$$P(X) = P(X \mid B)P(B)$$

假设，已经走了n步，前面有$\{X_1, X_2, ..., X_n\}$:

$$P(X) = P(X \mid X_1, X_2, ..., X_n, B)P(B)P(X_1)P(...)P(X_n)$$

我们有观测Z了，这个时候，我们有$P(Z)$（因为地图存在）：

$$P(Z \mid X)$$

随机状态和估计

概率讲什么？：研究随机事件的数学统计特性

$P(X)$ 我们的目的：估计状态

$$P(X) = P(X \mid B)P(B)$$

控制量给了我们---->预测

$$P(Z \mid X, B)$$

我们在预测的同时---->预测

滤波器研究的问题核心

$$P(X \mid Z, B) = \frac{P(Z \mid X, B)P(X \mid B)}{P(Z \mid B)}$$

贝叶斯

$$P(\text{当前状态} \mid \text{观测}, \text{控制})$$

提纲

- 随机状态和估计
- 卡尔曼滤波器
- 扩展卡尔曼滤波器和SLAM
- 粒子滤波器和SLAM
- 实例：基于卡尔曼滤波器的SLAM实例

卡尔曼滤波器

$$P(X)=P(X\mid B)P(B)$$

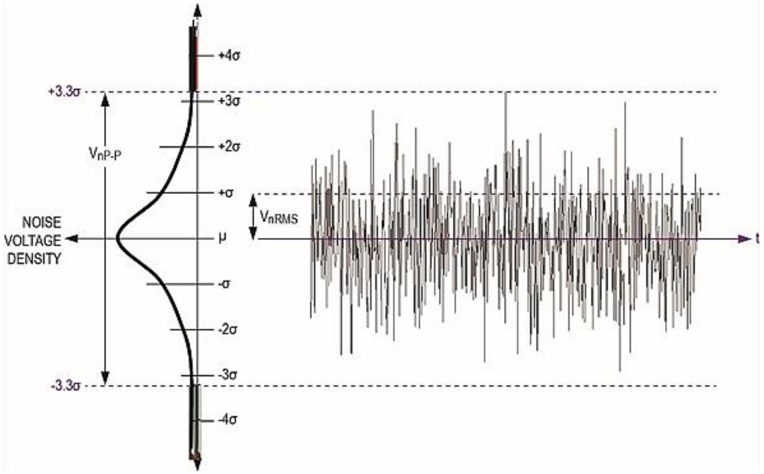
控制量给了我们---->预测

$$P(Z\mid X,B)$$

我们在预测的同时---->观测

大胆的假设：量测的噪声是高斯白噪声，
也就是均值为0

$$噪声 \Rightarrow N(0,\delta)$$



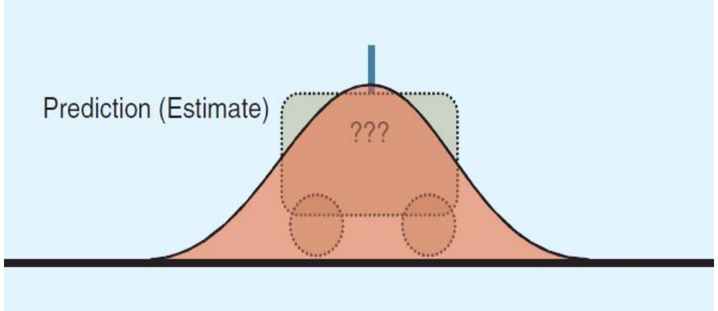
卡尔曼滤波器

$$P(X)=P(X\mid B)P(B)$$

控制量给了我们---->预测

$$X=\text{期望}+\text{不确定性}$$

Probability density functions(PDF)



$$y_p(x,\mathrm{x}_p,\delta_p)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_p^2}}e^{-\frac{(x-x_p)^2}{2\delta_p^2}}$$

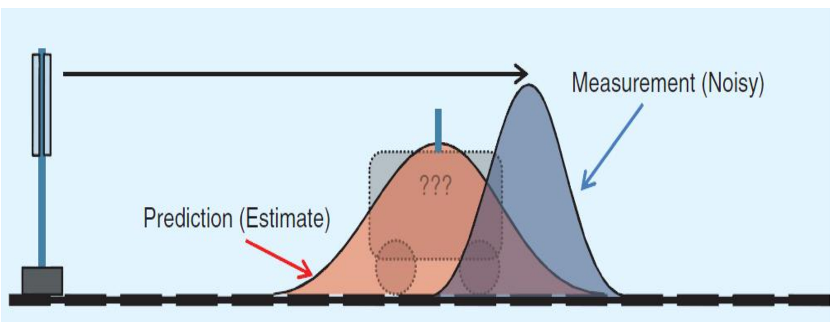
基于运动模型来预测：1）匀速假设；2）控制 $P(x)$

卡尔曼滤波器

$P(Z \mid X, B)$

我们在预测的同时---->观测

$Z =$ 期望 $+$ 不确定性：$Z = HX$

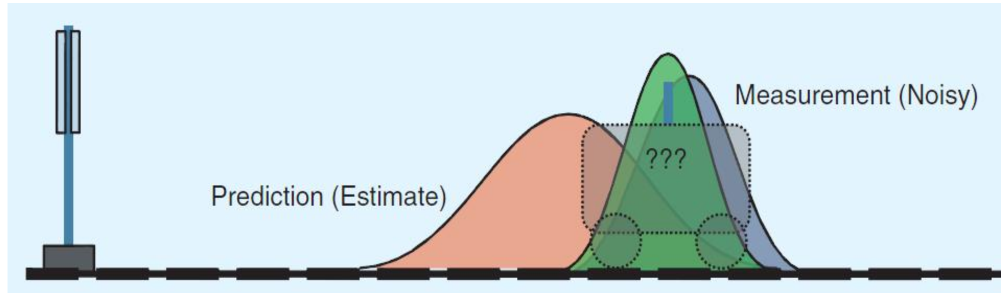


$$y_m(x, x_m, \delta_m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_m^2}} e^{-\frac{(x-x_m)^2}{2\delta_m^2}}$$

基于观测来获取状态
$P(Z \mid x)$

卡尔曼滤波器

有估计也有观测：
融合



$$y(x,\overset{\text{预测}}{\boxed{x_p,\delta_p}},\overset{\text{观测}}{\boxed{x_m,\delta_m}})=\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_p^2}}e^{-\frac{(x-x_p)^2}{2\delta_p^2}}\cdot\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_m^2}}e^{-\frac{(x-x_m)^2}{2\delta_m^2}}$$

$$=\frac{1}{2\pi\sqrt{\delta_m^2\delta_p^2}}e^{-\frac{(r-u_m)^2}{2\delta_m^2}-\frac{(r-u_p)^2}{2\delta_p^2}}$$

卡尔曼滤波器

假设融合之后的概率分布：

$$y_f(x, x_f, \delta_f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_f^2}} e^{-\frac{(x-x_f)^2}{2\delta_f^2}}$$

展开前一项：

$$x_f = x_p + \frac{\delta_p^2 (x_m - x_p)}{\delta_p^2 + \delta_m^2} \qquad \delta_f^2 = \delta_p^2 - \frac{\delta_p^4}{\delta_p^2 + \delta_m^2}$$

不要忘了，测量值是从观测来的 $\mathrm{Z} = HX$： $\delta_z = \mathrm{H}\delta_m$

卡尔曼增益

$$K = H\delta_p^2 / (H^2 \delta_p^2 + \delta_m^2)$$

和谁有关？？

卡尔曼滤波器

$$x_f = x_p + \frac{\delta_p^2 (x_m - x_p)}{\delta_p^2 + \delta_m^2} \qquad \delta_f^2 = \delta_p^2 - \frac{\delta_p^4}{\delta_p^2 + \delta_m^2}$$

卡尔曼增益

$$K = H\delta_p^2 / (H^2 \delta_p^2 + \delta_Z^2)$$

卡尔曼滤波器：融合

$$x_f = x_p + K(x_m - Hx_p)$$

$$\delta_f^2 = \delta_p^2 - KH\delta_p^2$$

卡尔曼滤波器

$$K = \boxed{H\delta_p^2 / (H^2\delta_p^2 + \delta_Z^2)}$$

$$x_f = x_p + K(\boxed{x_m - Hx_p}) \qquad \delta_f^2 = \delta_p^2 - KH\delta_p^2$$

Predict [edit]

Predicted (*a priori*) state estimate	$\hat{\mathbf{x}}_{k\|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1\|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k$
Predicted (*a priori*) estimate covariance	$\mathbf{P}_{k\|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1\|k-1} \mathbf{F}_k^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}_k$

Update [edit]

Innovation or measurement pre-fit residual	$\boxed{\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k\|k-1}}$
Innovation (or pre-fit residual) covariance	$\boxed{\mathbf{S}_k = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k\|k-1} \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}}}$
Optimal Kalman gain	$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k\|k-1} \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_k^{-1}$
Updated (*a posteriori*) state estimate	$\hat{\mathbf{x}}_{k\|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k\|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k$
Updated (*a posteriori*) estimate covariance	$\mathbf{P}_{k\|k} = \mathbf{P}_{k\|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k\|k-1}$
Measurement post-fit residual	$\tilde{\mathbf{y}}_{k\|k} = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k\|k}$

提纲

- 随机状态和估计
- 卡尔曼滤波器
- 扩展卡尔曼滤波器和SLAM
- 粒子滤波器和SLAM
- 实例：基于卡尔曼滤波器的SLAM实例

扩展卡尔曼滤波器和SLAM

1 MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM

Andrew J. Davison, Ian D. Reid, *Member, IEEE*, Nicholas D. Molton, and
Olivier Stasse, *Member, IEEE*

匀速运动假设：速度、角速度

$$\mathbf{f}_v = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{q}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{v}^W_{C_{k+1}} \\ \omega^C_{C_{k+1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_k} + \left(\mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W\right)\Delta t \\ \mathbf{q}^W_{C_k} \times \mathbf{q}\left(\left(\omega^C_{C_k} + \Omega^C\right)\Delta t\right) \\ \mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W \\ \omega^C_{C_k} + \Omega^C \end{pmatrix}$$

位置＝位置＋速度*时间

方向＝方向＋角速度*时间

速度＝速度＋噪声

角速度＝角速度＋噪声

地图特征位置

$$\mathbf{h}^C = \mathbf{h}^C_\rho = \mathbf{R}^{CW}\left(\rho_i\left(\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} - \mathbf{r}^{WC}\right) + \mathbf{m}\left(\theta_i, \phi_i\right)\right)$$

非线性

扩展卡尔曼滤波器和SLAM

2

A Multi-State Constraint Kalman Filter for Vision-aided Inertial Navigation

Anastasios I. Mourikis and Stergios I. Roumeliotis

部分非线性-----观测非线性

$$\widetilde{\mathbf{X}}_{\mathrm{IMU}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\delta\theta}_I^T & \widetilde{\mathbf{b}}_g^T & {}^G\widetilde{\mathbf{v}}_I^T & \widetilde{\mathbf{b}}_a^T & {}^G\widetilde{\mathbf{p}}_I^T \end{bmatrix}^T$$

$${}^I_G\dot{\hat{\bar{q}}} = \frac{1}{2}\boldsymbol{\Omega}(\hat{\omega})^I_G\hat{\bar{q}}, \quad \dot{\hat{\mathbf{b}}}_g = \mathbf{0}_{3\times 1},$$

$${}^G\dot{\hat{\mathbf{v}}}_I = \mathbf{C}_{\hat{q}}^T\hat{\mathbf{a}} - 2\lfloor\boldsymbol{\omega}_G \times\rfloor {}^G\hat{\mathbf{v}}_I - \lfloor\boldsymbol{\omega}_G \times\rfloor^2\, {}^G\hat{\mathbf{p}}_I + {}^G\mathbf{g}$$

$$\dot{\hat{\mathbf{b}}}_a = \mathbf{0}_{3\times 1}, \quad {}^G\dot{\hat{\mathbf{p}}}_I = {}^G\hat{\mathbf{v}}_I$$

$$\dot{\widetilde{\mathbf{X}}}_{\mathrm{IMU}} = \mathbf{F}\widetilde{\mathbf{X}}_{\mathrm{IMU}} + \mathbf{G}\mathbf{n}_{\mathrm{IMU}}$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -\lfloor\hat{\boldsymbol{\omega}}\times\rfloor & -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \\ -\mathbf{C}_{\hat{q}}^T\lfloor\hat{\mathbf{a}}\times\rfloor & \mathbf{0}_{3\times3} & -2\lfloor\boldsymbol{\omega}_G\times\rfloor & -\mathbf{C}_{\hat{q}}^T & -\lfloor\boldsymbol{\omega}_G\times\rfloor^2 \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & -\mathbf{C}_{\hat{q}}^T & \mathbf{0}_{3\times3} \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} & \mathbf{0}_{3\times3} \end{bmatrix}$$

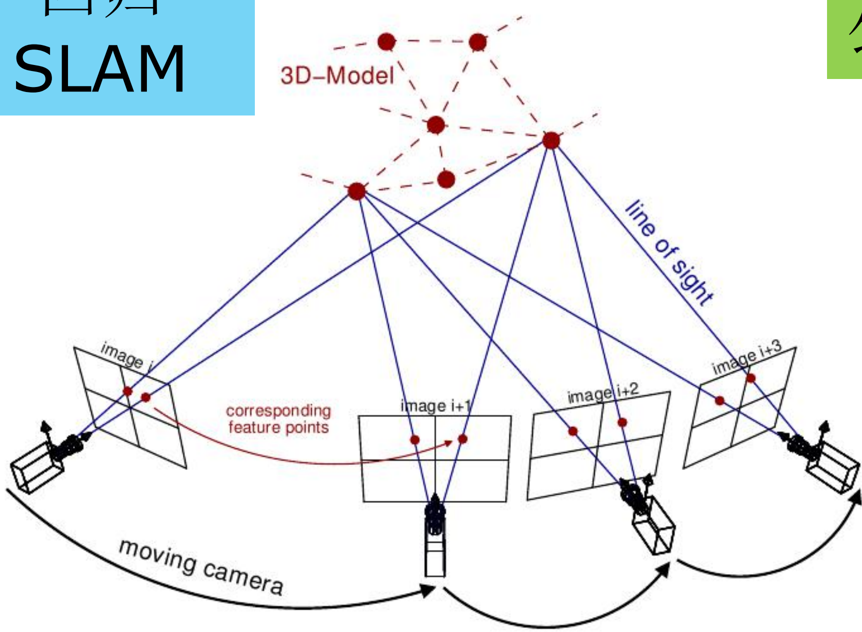
扩展卡尔曼滤波器和SLAM

线性：KF

非线性或者部分非线性：EKF

回归

SLAM



匀速运动假设：速度、角速度

位置＝位置＋速度*时间

方向＝方向＋角速度*时间

速度＝速度＋噪声

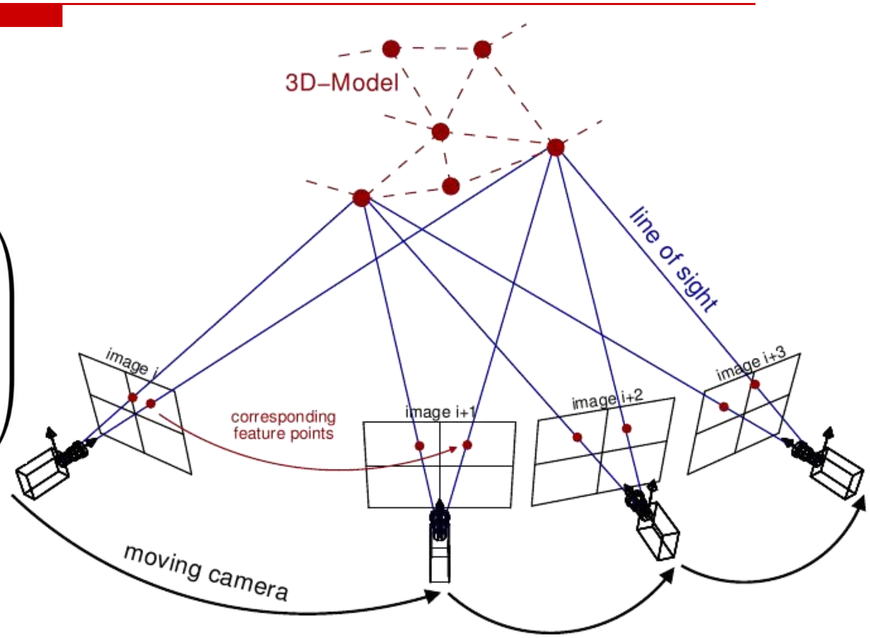
角速度＝角速度＋噪声

扩展卡尔曼滤波器和SLAM

匀速运动假设：速度、角速度

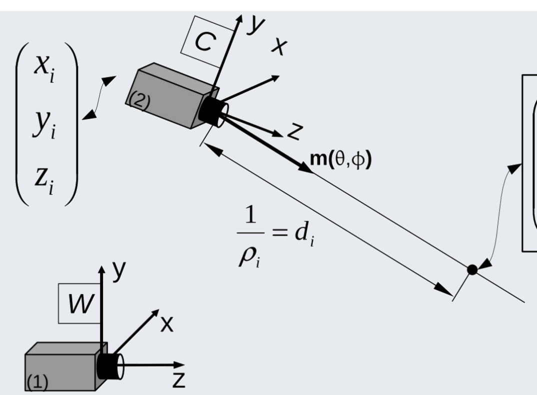
预测：

$$\begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{q}^W_{C_{k+1}} \\ \mathbf{v}^W_{C_{k+1}} \\ \omega^C_{C_{k+1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^W_{C_k} + \left(\mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W\right)\Delta t \\ \mathbf{q}^W_{C_k} \times \mathbf{q}\left(\left(\omega^C_{C_k} + \Omega^C\right)\Delta t\right) \\ \mathbf{v}^W_{C_k} + \mathbf{V}^W \\ \omega^C_{C_k} + \Omega^C \end{pmatrix}$$



观测预测

$$\mathbf{h}_i = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_0 - fk_u \dfrac{h^R_{Lx}}{h^R_{Lz}} \\ v_0 - fk_v \dfrac{h^R_{Ly}}{h^R_{Lz}} \end{pmatrix}$$



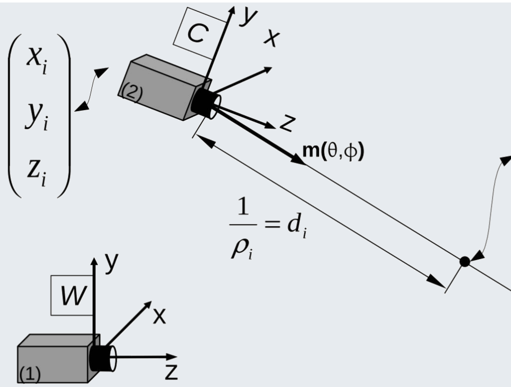
$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} + \frac{1}{\rho_i}\mathbf{m}(\theta_i, \phi_i)$$

扩展卡尔曼滤波器和SLAM

匀速运动假设：速度、角速度

预测：

$$\mathbf{h}_i = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_0 - f k_u \dfrac{h^R_{Lx}}{h^R_{Lz}} \\ v_0 - f k_v \dfrac{h^R_{Ly}}{h^R_{Lz}} \end{pmatrix}$$

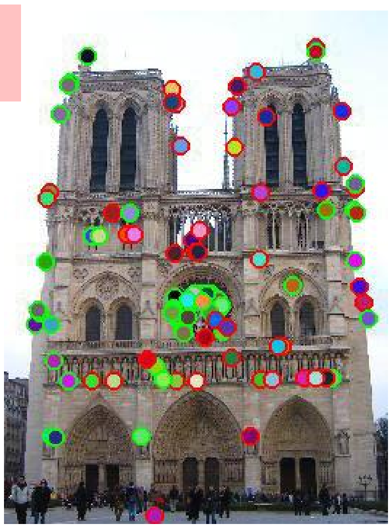


$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}$$

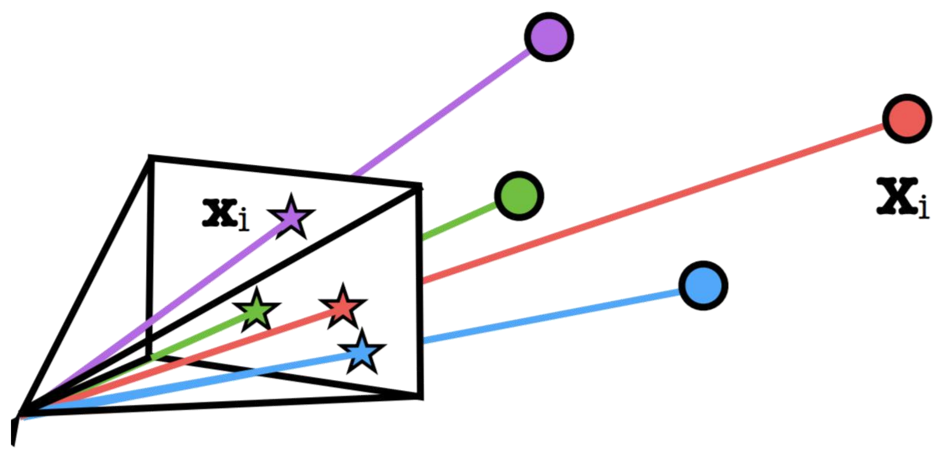
$$\frac{1}{\rho_i} = d_i$$

$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} + \frac{1}{\rho_i}\mathbf{m}(\theta_i, \phi_i)$$

观测：



$$[u_m, v_m]$$



提纲

- 随机状态和估计
- 卡尔曼滤波器
- 扩展卡尔曼滤波器和SLAM
- 粒子滤波器和SLAM
- 实例：基于卡尔曼滤波器的SLAM实例

为什么粒子滤波器？

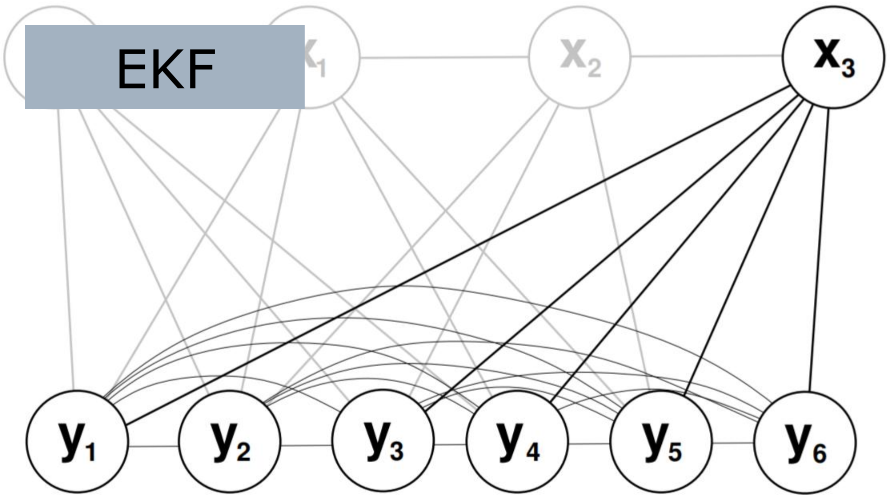
EKF-SLAM：

$$x_t = (\underbrace{x, y, \theta}_{\text{robot's pose}}, \underbrace{m_{1,x}, m_{1,y}}_{\text{landmark 1}}, \ldots, \underbrace{m_{n,x}, m_{n,y}}_{\text{landmark n}})^T$$

状态的方差矩阵（置信）：

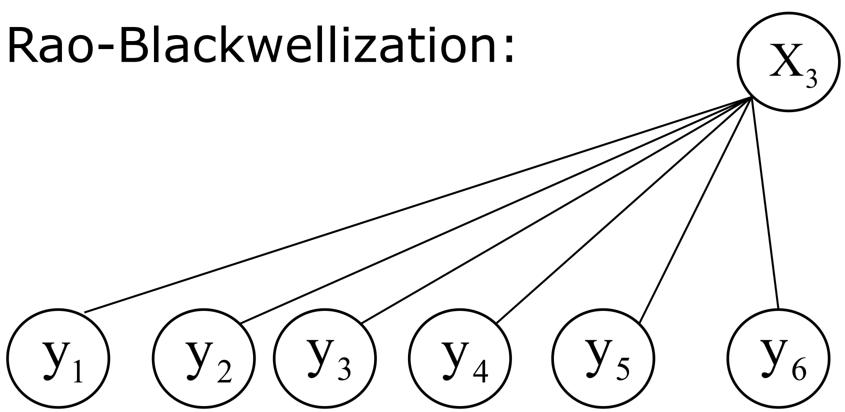
$$\underbrace{\begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \\ m_{1,x} \\ m_{1,y} \\ \vdots \\ m_{n,x} \\ m_{n,y} \end{pmatrix}}_{\mu}
\underbrace{\begin{pmatrix}
\sigma_{xx} & \sigma_{xy} & \sigma_{x\theta} & \sigma_{xm_{1,x}} & \sigma_{xm_{1,y}} & \cdots & \sigma_{xm_{n,x}} & \sigma_{xm_{n,y}} \\
\sigma_{yx} & \sigma_{yy} & \sigma_{y\theta} & \sigma_{ym_{1,x}} & \sigma_{ym_{1,y}} & \cdots & \sigma_{m_{n,x}} & \sigma_{m_{n,y}} \\
\sigma_{\theta x} & \sigma_{\theta y} & \sigma_{\theta\theta} & \sigma_{\theta m_{1,x}} & \sigma_{\theta m_{1,y}} & \cdots & \sigma_{\theta m_{n,x}} & \sigma_{\theta m_{n,y}} \\
\sigma_{m_{1,x}x} & \sigma_{m_{1,x}y} & \sigma_{\theta} & \sigma_{m_{1,x}m_{1,x}} & \sigma_{m_{1,x}m_{1,y}} & \cdots & \sigma_{m_{1,x}m_{n,x}} & \sigma_{m_{1,x}m_{n,y}} \\
\sigma_{m_{1,y}x} & \sigma_{m_{1,y}y} & \sigma_{\theta} & \sigma_{m_{1,y}m_{1,x}} & \sigma_{m_{1,y}m_{1,y}} & \cdots & \sigma_{m_{1,y}m_{n,x}} & \sigma_{m_{1,y}m_{n,y}} \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\
\sigma_{m_{n,x}x} & \sigma_{m_{n,x}y} & \sigma_{\theta} & \sigma_{m_{n,x}m_{1,x}} & \sigma_{m_{n,x}m_{1,y}} & \cdots & \sigma_{m_{n,x}m_{n,x}} & \sigma_{m_{n,x}m_{n,y}} \\
\sigma_{m_{n,y}x} & \sigma_{m_{n,y}y} & \sigma_{\theta} & \sigma_{m_{n,y}m_{1,x}} & \sigma_{m_{n,y}m_{1,y}} & \cdots & \sigma_{m_{n,y}m_{n,x}} & \sigma_{m_{n,y}m_{n,y}}
\end{pmatrix}}_{\Sigma}$$

粒子滤波器



来个假设：
每个标志点都是相互独立

Rao-Blackwellization:

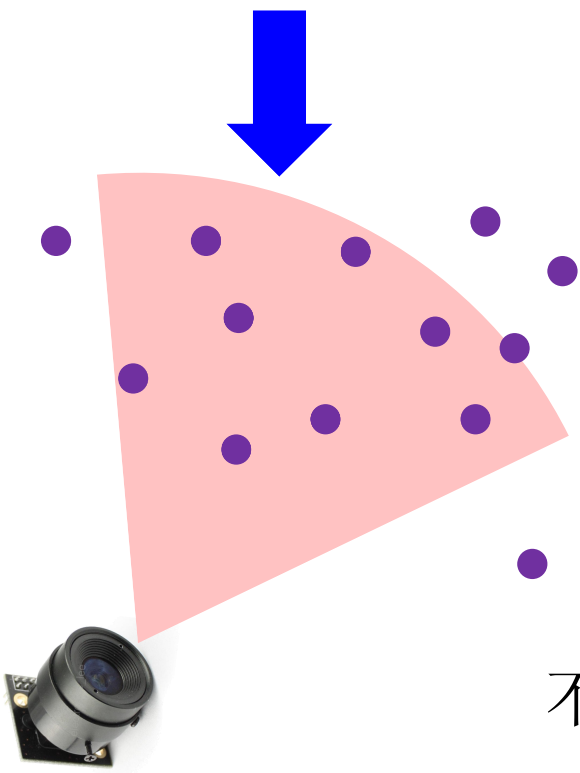


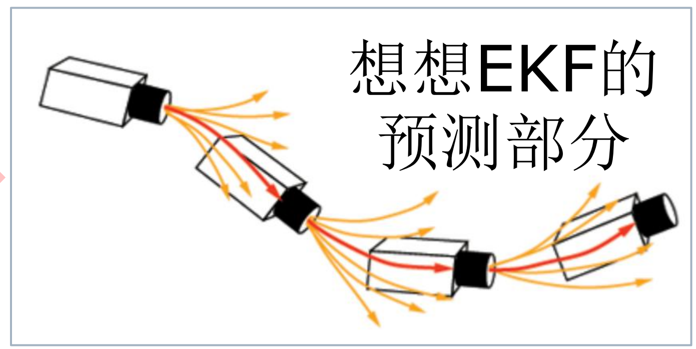
$$P(y_{1:M} \mid x_{0:t}, z_{1:t}) = \prod_{i=1}^{M} p(y_i \mid x_{0:t}, z_{1:t})$$

粒子滤波器作用

$$p(x_{1:t}, m \mid z_{1:t}, u_{0:t-1}) =$$

$$p(m \mid x_{1:t}, z_{1:t})\, p(x_{1:t} \mid z_{1:t}, u_{0:t-1})$$



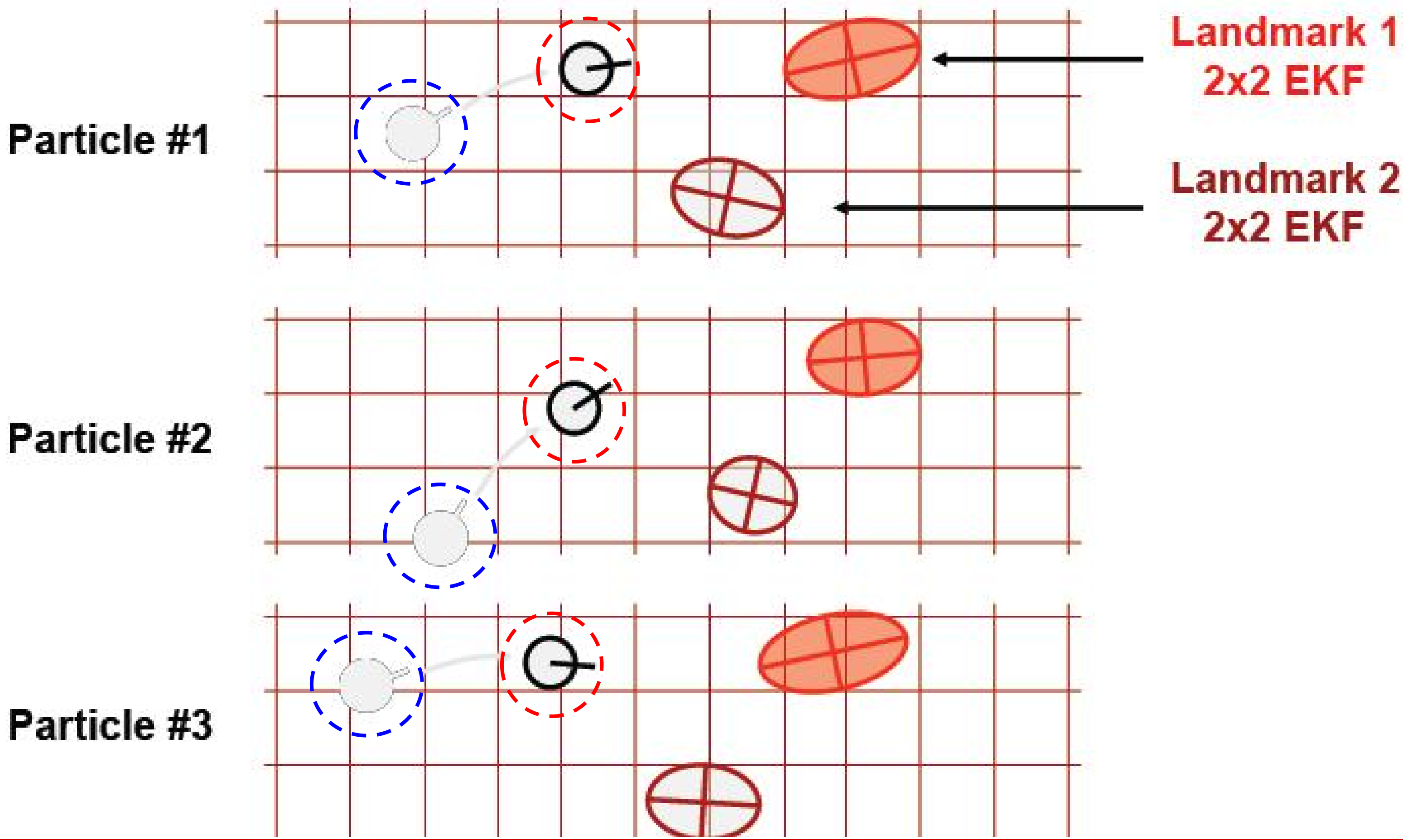


不要联合状态，直接用估计 $x_t = (x, y, \theta)$

粒子滤波器

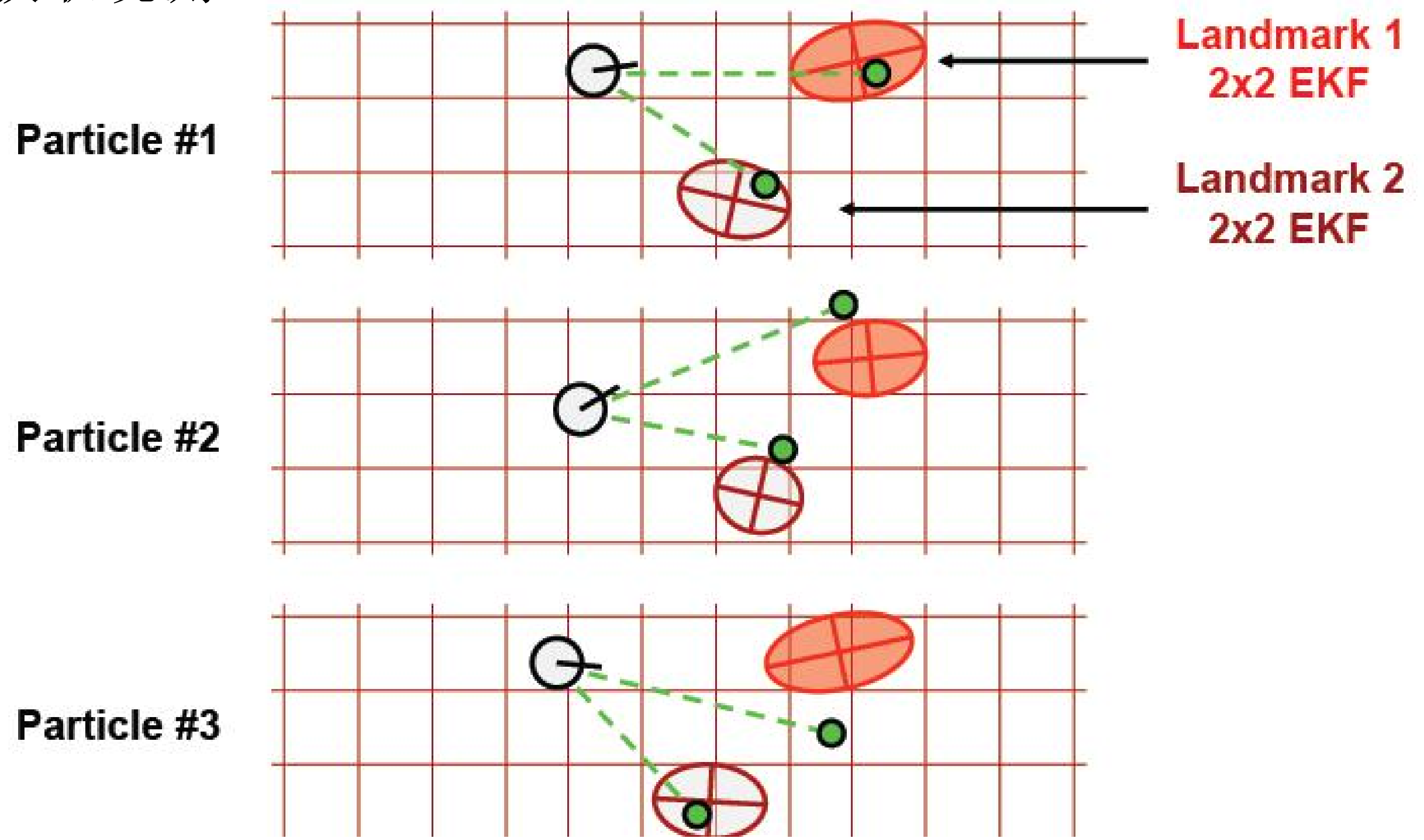
起始撒点

运动模型（预测部分）



粒子滤波器

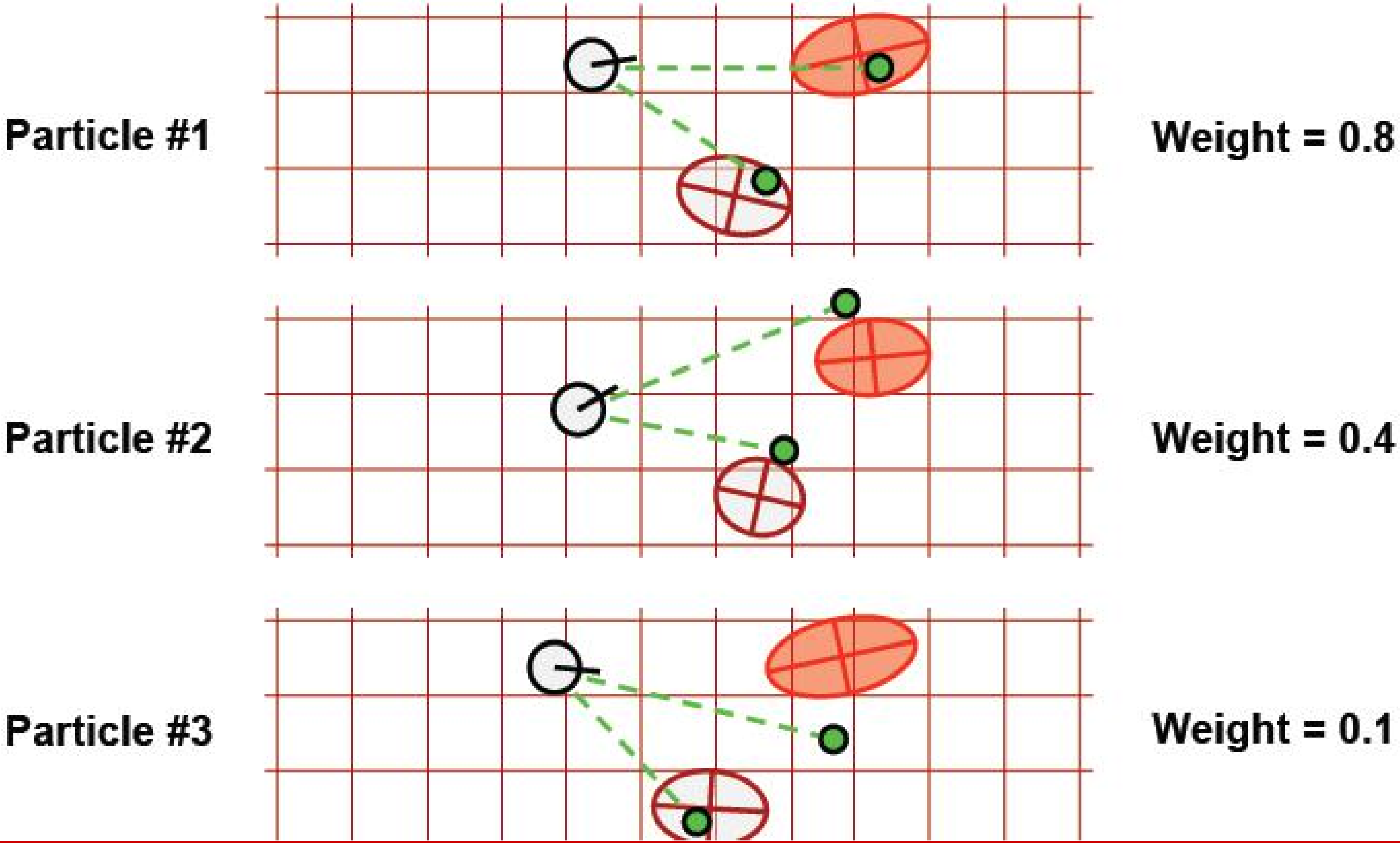
获取观测：



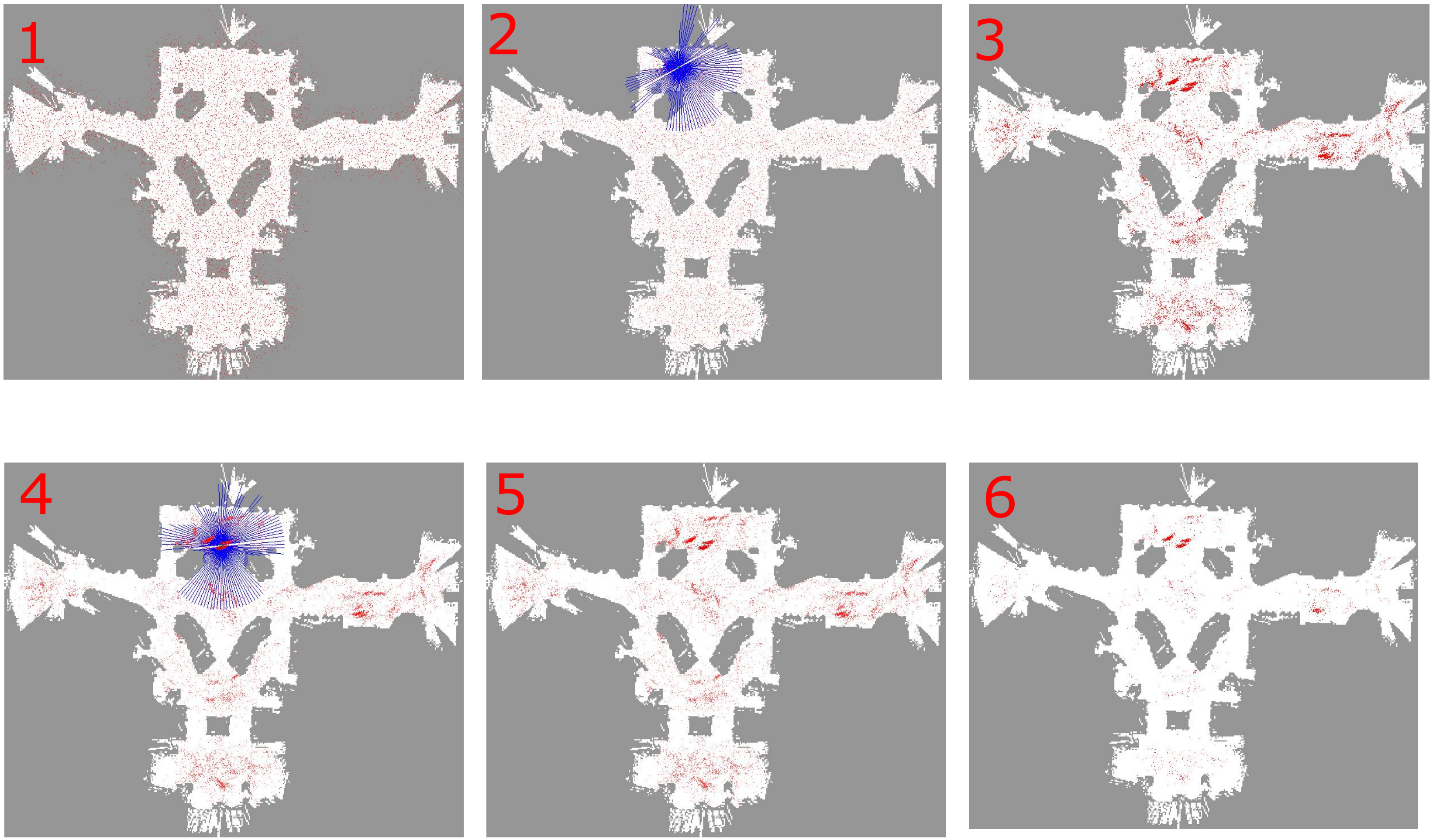
Landmark 1
2x2 EKF
Landmark 2
2x2 EKF
Particle #1
Particle #2
Particle #3

粒子滤波器

基于观测更新权重，进而更新每个标志的不确定性：

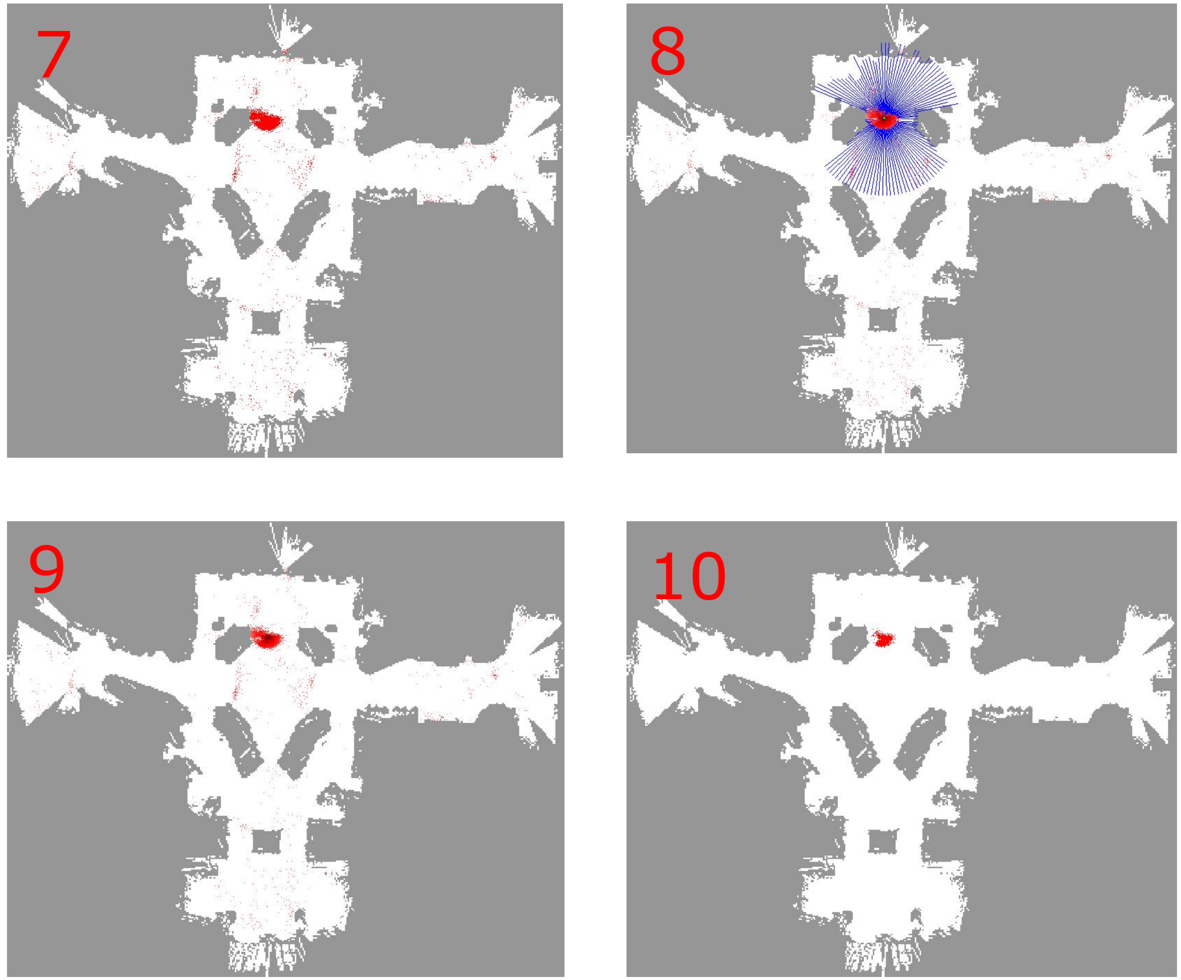


粒子滤波器



粒子滤波器

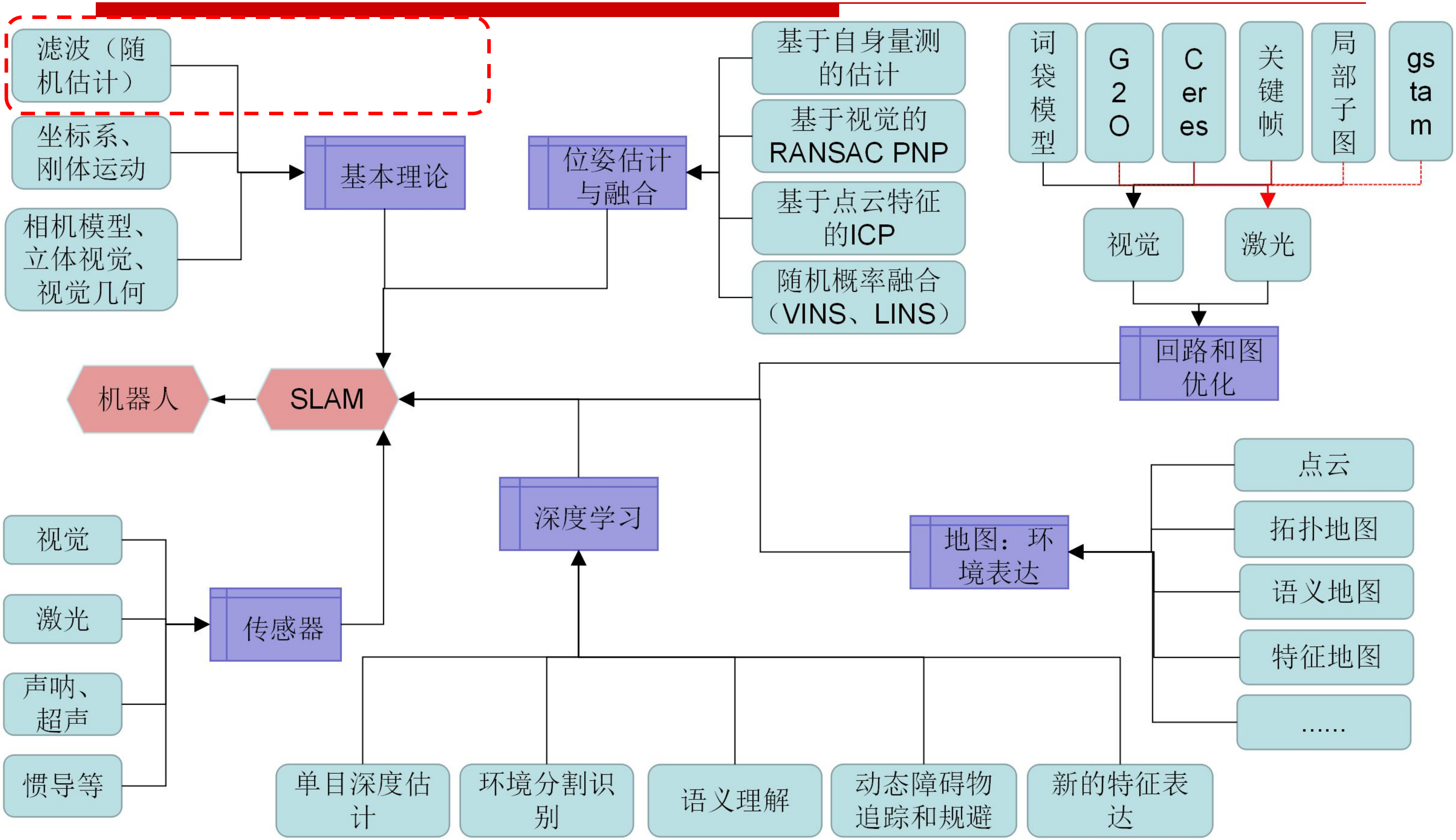
运动模型：预测
观测：更新



提纲

- 随机状态和估计
- 卡尔曼滤波器
- 扩展卡尔曼滤波器和SLAM
- 粒子滤波器和SLAM
- 实例：基于卡尔曼滤波器的SLAM实例

总结



滤波（随机估计）
坐标系、刚体运动
相机模型、立体视觉、视觉几何
基本理论
位姿估计与融合
基于自身量测的估计
基于视觉的RANSAC PNP
基于点云特征的ICP
随机概率融合（VINS、LINS）
词袋模型
G2O
Ceres
关键帧
局部子图
gstam
视觉
激光
回路和图优化
机器人
SLAM
深度学习
地图：环境表达
点云
拓扑地图
语义地图
特征地图
……
视觉
激光
声呐、超声
惯导等
传感器
单目深度估计
环境分割识别
语义理解
动态障碍物追踪和规避
新的特征表达

Q&A