



Robotique autonome

Estimation d'état

Francis Colas

Introduction

Perception

- interprétation des valeurs des capteurs ;
- inférence sur l'environnement ;
- inférence sur l'état du robot ;
- construction d'une représentation interne.

Introduction

Perception

- interprétation des valeurs des capteurs ;
- inférence sur l'environnement ;
- inférence sur l'état du robot ;
- construction d'une représentation interne.

Objectif de la séance

- présentation de différents types de capteurs ;
- introduction à l'estimation d'état ;

Introduction

Perception

- interprétation des valeurs des capteurs ;
- inférence sur l'environnement ;
- inférence sur l'état du robot ;
- construction d'une représentation interne.

Objectif de la séance

- présentation de différents types de capteurs ;
- introduction à l'estimation d'état ;
- (introduction à la localisation.)

1

Capteurs

Définition

Capteur

- dispositif matériel,
- qui mesure un phénomène physique,
- dans une zone particulière de l'espace.

Définition

Capteur

- dispositif matériel,
- qui mesure un phénomène physique,
- dans une zone particulière de l'espace.

Caractéristiques

- angle de vue, portée,
- fréquence,
- précision, répétabilité,
- dérive, saturation,
- poids, consommation...

Définition

Capteur

- dispositif matériel,
- qui mesure un phénomène physique,
- dans une zone particulière de l'espace.

Caractéristiques

- angle de vue, portée,
- fréquence,
- précision, répétabilité,
- dérive, saturation,
- poids, consommation...

Deux types

- proprioceptif : mesure relative au robot lui-même ;
- extéroceptif : mesure de l'environnement.

Capteurs de distance

Sonar

- temps de vol d'une impulsion dans l'ultrason (40–68kHz);
- portée de quelques mètres, angle de quelques dizaines de degrés;
- 10–25Hz (~ 18 ms pour 3 m A/R);
- perçoit mal le tissu...



Devantech SRF02

Capteurs de distance

Sonar

- temps de vol d'une impulsion dans l'ultrason (40–68kHz) ;
- portée de quelques mètres, angle de quelques dizaines de degrés ;
- 10–25Hz (~ 18 ms pour 3 m A/R) ;
- perçoit mal le tissu...



Devantech SRF02

Infrarouge

- intensité ou angle de retour d'une impulsion dans l'infrarouge (800–900 nm) ;
- portée de l'ordre du mètre, ouverture de quelques degrés ;
- ~ 20 Hz ;
- perçoit mal les surfaces noires mates.



Sharp GP2Y0A21YK0F

Capteurs de distance

Laser monodirectionnel

- temps de vol d'une impulsion laser ;
- dizaine de mètres, très directif ;
- $\sim 20\text{Hz}$;
- problème avec les surfaces réfléchissantes mal orientées.



Lightwave SF02

Capteurs de distance

Laser monodirectionnel

- temps de vol d'une impulsion laser ;
- dizaine de mètres, très directif ;
- $\sim 20\text{Hz}$;
- problème avec les surfaces réfléchissantes mal orientées.



Lightwave SF02

Scanner laser

- temps de vol, capteur rotatif (miroir) ;
- $180\text{--}270^\circ$ d'ouverture avec $360\text{--}1080$ points, $4\text{--}80\text{ m}$;
- $20\text{--}50\text{Hz}$;
- cher, assez lourd.



Hokuyo UTM30-LX

Capteurs de distance

Laser rotatif

- temps de vol laser ;
- ~ 100 m, 360° horizontal, $\sim 30^\circ$ vertical en plusieurs canaux (16, 32, 64) ;
- ~ 1000000 pts/s, ~ 10 tr/s ;
- gros, cher, lourd.



Velodyne HDL-64E

Capteurs de distance

Laser rotatif

- temps de vol laser ;
- ~ 100 m, 360° horizontal, $\sim 30^\circ$ vertical en plusieurs canaux (16, 32, 64) ;
- ~ 1000000 pts/s, ~ 10 tr/s ;
- gros, cher, lourd.



Velodyne HDL-64E

Caméras à temps de vol

- temps de vol d'un signal IR avec une matrice de pixels ;
- quelques mètres de portée ;
- 30–60Hz ;
- problèmes en extérieur.



Mesa Imaging SR4000

Caméras

Caméra couleur

- quantité de lumière sur chaque récepteur ;
- portée non contrainte ;
- petit, léger, faible consommation, pas cher ;
- difficulté d'étalonnage.



Camera quelconque
(VC0706 UART VGA)

Caméras

Caméra couleur

- quantité de lumière sur chaque récepteur ;
- portée non contrainte ;
- petit, léger, faible consommation, pas cher ;
- difficulté d'étalonnage.



Camera quelconque
(VC0706 UART VGA)

Caméras omnidirectionnelles

- plusieurs caméras ;
- lentilles ;
- miroir ;
- difficulté d'étalonnage.



Immersive
Media Dodeca
2360



Kodak Pixro
SP360



O-360
Panoramic
Optic

Caméras de profondeur

Caméras stéréo

- disparité entre deux images ;
- précision décroissante avec la distance ;
- problèmes avec des textures uniformes.



PointGrey Bumblebee2

Caméras de profondeur

Caméras stéréo

- disparité entre deux images ;
- précision décroissante avec la distance ;
- problèmes avec des textures uniformes.



PointGrey Bumblebee2

Caméra RGB-D

- caméra plus profondeur ;
- stéréo avec projecteur ou temps de vol ;
- étalonnage entre RGB et D.



Asus Xtion Pro

Centrale inertielle

Accéléromètre

- mesure l'accélération propre suivant un axe ;
- centaine de Hz ;
- dérive en fonction des conditions et dans le temps ;
- petit, pas cher, faible consommation.



Sparkfun ADXL335

Centrale inertielle

Accéléromètre

- mesure l'accélération propre suivant un axe ;
- centaine de Hz ;
- dérive en fonction des conditions et dans le temps ;
- petit, pas cher, faible consommation.



Sparkfun ADXL335

Gyroscope

- vitesse de rotation angulaire ;
- centaine de Hz ;
- dérive ;
- peut être petit, pas cher.



Sparkfun ITG-3200

Autres capteurs

Autres capteurs

- encodeurs (souvent intégrés aux moteurs) ;
- force ;
- interrupteur ;
- température ;
- humidité ;
- pression...

2

Estimation d'état

Estimation d'état

Estimation d'état

- calculer une estimée de l'état du robot,
- à partir des valeurs mesurées par les capteurs ;
- sous-problème de la perception ;
- nécessite un modèle des capteurs ;
- nécessite aussi un modèle du robot.

Estimation d'état

Estimation d'état

- calculer une estimée de l'état du robot,
- à partir des valeurs mesurées par les capteurs ;
- sous-problème de la perception ;
- nécessite un modèle des capteurs ;
- nécessite aussi un modèle du robot.

Approches

- traitement du signal ;
- filtrage bayésien ;
- filtre de Kalman.

Filtre de Kalman

Rappels du filtre de Kalman

- distributions de probabilité gaussiennes ;
- modèles de transition et d'observation linéaires.

Filtre de Kalman

Rappels du filtre de Kalman

- distributions de probabilité gaussiennes ;
- modèles de transition et d'observation linéaires.

Variables

- vecteur d'état : \mathbf{x}_k
- vecteur d'observation : \mathbf{z}_k
- commande : \mathbf{u}_k

Filtre de Kalman

Rappels du filtre de Kalman

- distributions de probabilité gaussiennes ;
- modèles de transition et d'observation linéaires.

Variables

- vecteur d'état : \mathbf{x}_k
- vecteur d'observation : \mathbf{z}_k
- commande : \mathbf{u}_k

Modèles

Transition

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

Observation

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

Filtre de Kalman

Rappels du filtre de Kalman

- distributions de probabilité gaussiennes ;
- modèles de transition et d'observation linéaires.

Variables

- vecteur d'état : \mathbf{x}_k
- vecteur d'observation : \mathbf{z}_k
- commande : \mathbf{u}_k

Modèles

Transition

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

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \mathcal{N}(\mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k, \mathbf{Q}_k)$$

Observation

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

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \mathcal{N}(\mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \mathbf{R}_k)$$

Filtre bayésien

Modèle

$$p(\mathbf{x}_{0:T}, \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}) = p(\mathbf{x}_0) \prod_{k=1}^T p(\mathbf{u}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Filtre bayésien

Modèle

$$p(\mathbf{x}_{0:T}, \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}) = p(\mathbf{x}_0) \prod_{k=1}^T p(\mathbf{u}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Inférence

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$

Filtre bayésien

Modèle

$$p(\mathbf{x}_{0:T}, \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}) = p(\mathbf{x}_0) \prod_{k=1}^T p(\mathbf{u}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Inférence

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$
$$p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k+1}) = \sum_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{k+1}) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$

Filtre bayésien

Modèle

$$p(\mathbf{x}_{0:T}, \mathbf{z}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}) = p(\mathbf{x}_0) \prod_{k=1}^T p(\mathbf{u}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Inférence

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$
$$p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k+1}) = \sum_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{k+1}) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$
$$p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{z}_{1:k+1}, \mathbf{u}_{1:k+1}) \propto p(\mathbf{z}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k+1})$$

Inférence dans le filtre de Kalman

Principe

- inférence exacte en forme close ;
- calcul des moyennes et matrices de covariance : $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, $\mathbf{P}_{k|k}$

Inférence dans le filtre de Kalman

Principe

- inférence exacte en forme close ;
- calcul des moyennes et matrices de covariance : $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, $\mathbf{P}_{k|k}$

Prédiction

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

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

Inférence dans le filtre de Kalman

Principe

- inférence exacte en forme close ;
- calcul des moyennes et matrices de covariance : $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, $\mathbf{P}_{k|k}$

Prédiction

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

Mise à jour

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$
$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$$
$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}$$
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k$$
$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

Estimation d'état

Exemple

- ballon dont on souhaite connaître l'altitude,
- avec un sonar.

Variables

- \mathbf{x} : altitude ;
- \mathbf{z} : distance mesurée par le sonar.

Paramètres

- $\forall k, \mathbf{F}_k = \mathbf{F} = 1,$
- $\forall k, \mathbf{Q}_k = \mathbf{Q} = 0.01^2 \text{ m}^2,$
- $\forall k, \mathbf{H}_k = \mathbf{H} = 1,$
- $\forall k, \mathbf{R}_k = \mathbf{R} = 0.05^2 \text{ m}^2.$

Exemple de déroulement

Valeurs initiales

$$\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{0|0} = 0.2^2 \text{ m}^2$$

Exemple de déroulement

Valeurs initiales

$$\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{0|0} = 0.2^2 \text{ m}^2$$

Prédiction

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

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

Exemple de déroulement

Valeurs initiales

$$\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{0|0} = 0.2^2 \text{ m}^2$$

Prédiction

$$\hat{\mathbf{x}}_{1|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{1|0} = 0.0401$$

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

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

Exemple de déroulement

Prédiction

$$\hat{\mathbf{x}}_{1|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{1|0} = 0.0401$$

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

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

Mise à jour : $\mathbf{z}_1 = 0.8$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

Exemple de déroulement

Prédiction

$$\hat{\mathbf{x}}_{1|0} = 1$$

$$\mathbf{P}_{1|0} = 0.0401$$

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

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

Mise à jour : $\mathbf{z}_1 = 0.8$

$$\tilde{\mathbf{y}}_1 = -0.2$$

$$\mathbf{S}_1 = 0.0426$$

$$\mathbf{K}_1 = 0.9413$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{1|1} = 0.8117$$

$$\mathbf{P}_{1|1} = 0.0024$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

Exemple de déroulement

Mise à jour : $z_1 = 0.8$

$$\begin{aligned}\tilde{y}_1 &= -0.2 \\ \mathbf{S}_1 &= 0.0426 \\ \mathbf{K}_1 &= 0.9413 \\ \hat{\mathbf{x}}_{1|1} &= 0.8117 \\ \mathbf{P}_{1|1} &= 0.0024\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\tilde{y}_k &= z_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \mathbf{S}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{y}_k \\ \mathbf{P}_{k|k} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}\end{aligned}$$

Prédiction

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{2|1} &= 0.8117 \\ \mathbf{P}_{2|1} &= 0.0025\end{aligned}$$

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

Exemple de déroulement

Prédiction

$$\hat{\mathbf{x}}_{2|1} = 0.8117$$

$$\mathbf{P}_{2|1} = 0.0025$$

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

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

Mise à jour : $\mathbf{z}_2 = 0.85$

$$\tilde{\mathbf{y}}_2 = 0.0383$$

$$\mathbf{S}_2 = 0.0050$$

$$\mathbf{K}_2 = 0.4953$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{2|2} = 0.8307$$

$$\mathbf{P}_{2|2} = 0.0012$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

Estimation d'état

Conclusion

- estimation de la moyenne ;
- estimation de l'incertitude ;
- intégration du modèle d'observation et de transition.

Estimation d'état

Conclusion

- estimation de la moyenne ;
- estimation de l'incertitude ;
- intégration du modèle d'observation et de transition.

Limites

- cas non linéaires : Extended Kalman Filter, Unscented Kalman Filter, Particle Filter ;
- bruit non gaussien : Particle Filter ;
- problèmes d'observabilité.

3

Localisation

Localisation

Définition

- trouver la pose du robot dans un environnement donné ;
- à partir d'une carte connue.

Localisation

Définition

- trouver la pose du robot dans un environnement donné ;
- à partir d'une carte connue.

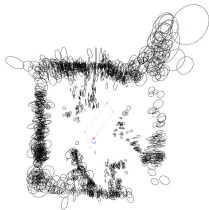
Approches

- estimation d'état ;
- résolution de contraintes géométriques ;
- optimisation d'erreur...

Cartes

Différentes cartes

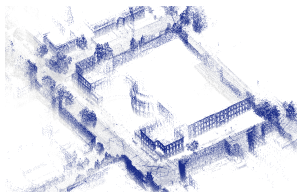
- carte d'amers ;
- grille d'occupation ;
- nuages de points ;
- reconstruction géométrique...



Amers visuels [Se et al., IJRR 2002]



Grille d'occupation



Nuage de points

Markov Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- état discrétisé.

Markov Localization

Principe

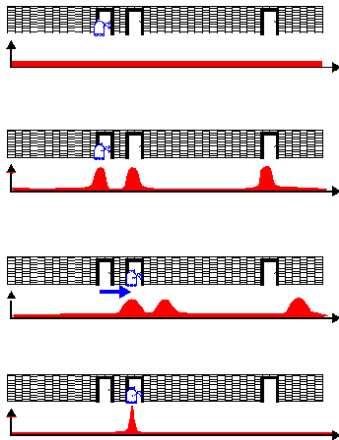
- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- état discrétisé.

Inférence

$$p(\mathbf{x}_k \mid \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$
$$p(\mathbf{x}_{k+1} \mid \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k+1}) = \sum_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_{k+1} \mid \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{k+1}) p(\mathbf{x}_k \mid \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k})$$
$$p(\mathbf{x}_{k+1} \mid \mathbf{z}_{1:k+1}, \mathbf{u}_{1:k+1}) \propto p(\mathbf{z}_{k+1} \mid \mathbf{x}_{k+1}) p(\mathbf{x}_{k+1} \mid \mathbf{z}_{1:k}, \mathbf{u}_{1:k+1})$$

Markov Localization

Illustration



Exemple de *Markov Localization* (D. Fox)

Monte Carlo Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- **filtre à particules.**

Monte Carlo Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- **filtre à particules.**

Fonctionnement

$$\left\{ \left(x_k^{(i)}, w_k^{(i)} \right)_i \right\}$$

Monte Carlo Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- **filtre à particules.**

Fonctionnement

$$\left\{ \left(x_k^{(i)}, w_k^{(i)} \right)_i \right\}$$
$$x_{k+1}^{(i)} \sim p(x_{k+1} \mid x_k^{(i)}, u_{k+1})$$

Monte Carlo Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- **filtre à particules.**

Fonctionnement

$$\left\{ \left(x_k^{(i)}, w_k^{(i)} \right)_i \right\}$$
$$x_{k+1}^{(i)} \sim p(x_{k+1} \mid x_k^{(i)}, u_{k+1})$$
$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} \times p(z_{k+1} \mid x_{k+1}^{(i)})$$

Monte Carlo Localization

Principe

- estimation de la pose,
- odométrie et observations ;
- filtre bayésien,
- **filtre à particules.**

Fonctionnement

$$\left\{ \left(x_k^{(i)}, w_k^{(i)} \right)_i \right\}$$
$$x_{k+1}^{(i)} \sim p(x_{k+1} | x_k^{(i)}, u_{k+1})$$
$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} \times p(z_{k+1} | x_{k+1}^{(i)})$$

ré-échantillonnage

Conclusion

Capteurs

- différents capteurs avec des caractéristiques différentes ;
- importance du processus physique.

Conclusion

Capteurs

- différents capteurs avec des caractéristiques différentes ;
- importance du processus physique.

Estimation d'état

- inférence sur l'état du robot ;
- algorithmes à complexité constante ;
- importance du modèle du capteur.

Conclusion

Capteurs

- différents capteurs avec des caractéristiques différentes ;
- importance du processus physique.

Estimation d'état

- inférence sur l'état du robot ;
- algorithmes à complexité constante ;
- importance du modèle du capteur.

Localisation

- estimation de la pose ;
- différentes sortes de cartes ;
- importance du capteur.

Bibliographie

Localisation

- Fox *et al.*, *Markov localization for mobile robots in dynamic environments*, JAIR, 1999.
- Thrun *et al.*, *Robust Monte Carlo localization for mobile robots*, AI, 2001.

Livres

- Thrun *et al.*, *Probabilistic Robotics*, MIT Press, 2005.
- Siegwart *et al.*, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, MIT Press, 2011.
- Siciliano *et al.*, *Springer Handbook of Robotics*, Springer, 2016.

Merci de votre attention.

Des questions ?