

Filtre particulaire : suivi multi-objets dans des séquences multimodales

Nicolas Widynski

Lip6 / Télécom ParisTech

Directrices : Séverine Dubuisson (Lip6) et
Isabelle Bloch (Télécom ParisTech)

Contexte



Contexte



Contexte



Filtre particulière

Qu'est-ce que c'est ?

- Variables aléatoires d'observations : $y_{1:t}$, v.a. système : $x_{1:t}$.
- Méthode de Monte Carlo séquentielle.
- Processus stochastique (estimation en ligne).
- Objectif : approximation de la pdf *a posteriori* $p(x_t|y_{1:t})$.
- Deux étapes clés : la prédiction $q(x_t|y_t, x_{t-1})$ et la correction $p(y_t|x_t)$.

Filtre particulaire

Qu'est-ce que c'est ?

- Variables aléatoires d'observations : $y_{1:t}$, v.a. système : $x_{1:t}$.
- Méthode de Monte Carlo séquentielle.
- Processus stochastique (estimation en ligne).
- Objectif : approximation de la pdf *a posteriori* $p(x_t|y_{1:t})$.
- Deux étapes clés : la prédiction $q(x_t|y_t, x_{t-1})$ et la correction $p(y_t|x_t)$.

Mais à quoi ça sert ?

- Estimer l'état d'un système à un instant donné en fonction des observations passées et courantes.
- Divers domaines : finance, signal, imagerie...

Multi-objets et multimodalités

Qu'est-ce que ça change ?

- $x_t = (x_t^1, \dots, x_t^k)$ pour k objets.
- Multimodalité = multi-observations + multi-capteurs.
- Nécessite un nombre de particules (= simulations) plus élevé.

Multi-objets et multimodalités

Qu'est-ce que ça change ?

- $x_t = (x_t^1, \dots, x_t^k)$ pour k objets.
- Multimodalité = multi-observations + multi-capteurs.
- Nécessite un nombre de particules (= simulations) plus élevé.

Difficultés...

- Apparition / Disparition : nombre variable d'objets.
- Fausses alarmes / Non détection.
- Occultation.
- Association des données aux objets.

Association des données aux objets [2/2]

Plusieurs approches

- Hypothèse 1 : “une mesure peut provenir d'un objet ou être une fausse alarme” .
- Hypothèse 2 : “à un instant donné, un objet peut être à l'origine d'aucune ou d'au plus une mesure” .
- Hypothèse 2' : “à un instant donné, un objet peut être à l'origine d'aucune ou de plusieurs mesures” .
- Estimation de $p(x_t, k_t | y_{1:t})$, ou de $p(x_t | y_{1:t}) = \sum_{k_t} p(x_t, k_t | y_{1:t})$.

Association des données aux objets [2/2]

Plusieurs approches

- Hypothèse 1 : “une mesure peut provenir d'un objet ou être une fausse alarme” .
- Hypothèse 2 : “à un instant donné, un objet peut être à l'origine d'aucune ou d'au plus une mesure” .
- Hypothèse 2' : “à un instant donné, un objet peut être à l'origine d'aucune ou de plusieurs mesures” .
- Estimation de $p(x_t, k_t | y_{1:t})$, ou de $p(x_t | y_{1:t}) = \sum_{k_t} p(x_t, k_t | y_{1:t})$.

Difficultés

- Estimation du vecteur d'association complexe et coûteuse.
- Nécessite généralement plusieurs approximations.
- De nombreux modèles déjà présentés.
- Pas forcément adapté au suivi en image...

Une alternative... l'étude de la visibilité d'un objet [1/2]



Une alternative... l'étude de la visibilité d'un objet [2/2]

L'approche

- Modélisation du fond.
- Étude de la visibilité d'un objet par rapport aux autres objets, l'environnement (ex : occultation).
- Utilisation d'une vraisemblance conjointe entre les objets et le fond (ex : occultation partielle).

Une alternative... l'étude de la visibilité d'un objet [2/2]

L'approche

- Modélisation du fond.
- Étude de la visibilité d'un objet par rapport aux autres objets, l'environnement (ex : occultation).
- Utilisation d'une vraisemblance conjointe entre les objets et le fond (ex : occultation partielle).

Conséquences

- Pas de fausses alarmes.
- Pas de non détection.
- Estimation de la visibilité d'un objet.

Les autres pistes...

- Raisonnement spatial flou pour l'occultation d'objets.
- Raisonnement spatio-temporel flou pour l'estimation en ligne des modèles dynamiques.
- Apprentissage de la dépendance des données délivrées par les capteurs.
- Utilisation de la spécificité de chaque capteur : modèle *a priori*.