

Fusion de capteurs potentiellement défaillants par filtrage particulaire. Application au positionnement par GPS d'un véhicule terrestre

François Caron, Manuel Davy, Emmanuel Duflos et Philippe
Vanheeghe

Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal
LAGIS, UMR CNRS 8146

10 février 2006



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- 1 Introduction
 - Filtrage Bayésien multicapteur
 - Défaillances des capteurs
- 2 Modèle statistique
- 3 Algorithme
- 4 Application
 - Modèle statistique
 - Simulations
- 5 Conclusion



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien
multicapteur
Défaillances des
capteurs

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- 1 **Introduction**
 - Filtrage Bayésien multicapteur
 - Défaillances des capteurs

- 2 **Modèle statistique**

- 3 **Algorithme**

- 4 **Application**
 - Modèle statistique
 - Simulations

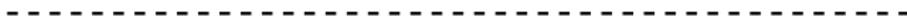
- 5 **Conclusion**



- Objectif : Retrouver un état caché x_t qui n'est pas directement observable à partir de la connaissance :

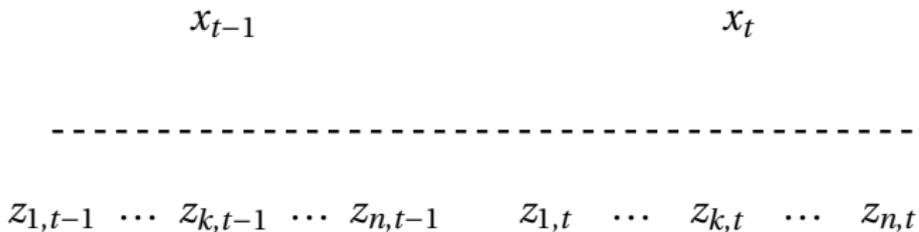
x_{t-1}

x_t

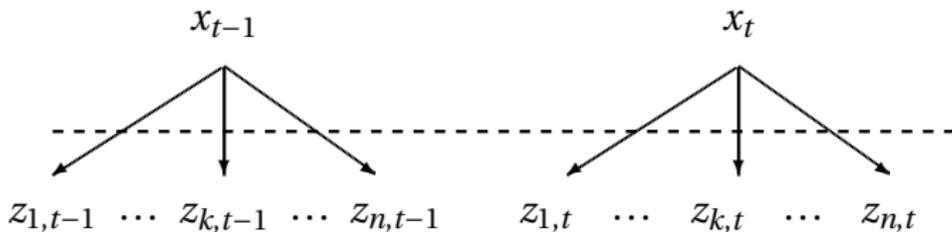




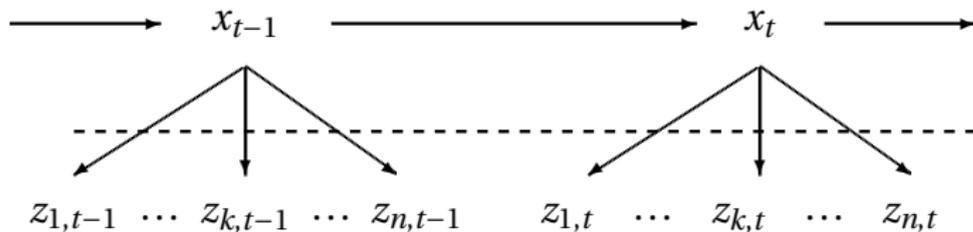
- Objectif : Retrouver un état caché x_t qui n'est pas directement observable à partir de la connaissance :
 - d'observations $z_{k,t}$, $k = 1..n$ obtenues séquentiellement de n capteurs



- Objectif : Retrouver un état caché x_t qui n'est pas directement observable à partir de la connaissance :
 - d'observations $z_{k,t}$, $k = 1..n$ obtenues séquentiellement de n capteurs
 - de lois d'observations $p(z_{k,t}|x_t)$



- Objectif : Retrouver un état caché x_t qui n'est pas directement observable à partir de la connaissance :
 - d'observations $z_{k,t}$, $k = 1..n$ obtenues séquentiellement de n capteurs
 - de lois d'observations $p(z_{k,t}|x_t)$
 - d'une loi d'évolution de l'état $p(x_t|x_{t-1})$





- Les observations sont supposées conditionnellement indépendantes

$$p(z_{1,t}, \dots, z_{n,t} | x_t) = \prod_{k=1}^n p(z_{k,t} | x_t)$$



- Les observations sont supposées conditionnellement indépendantes

$$p(z_{1,t}, \dots, z_{n,t} | x_t) = \prod_{k=1}^n p(z_{k,t} | x_t)$$

- Formule Bayésienne récurrente

$$p(x_{0:t} | z_{1:t}) = p(x_{0:t-1} | z_{1:t-1}) \frac{p(x_t | x_{t-1}) \prod_{k=1}^n p(z_{k,t} | x_t)}{p(z_t | z_{1:t-1})}$$



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien
multicapteur

**Défaillances des
capteurs**

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs



Défaillances des capteurs

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien
multicapteur

Défaillances des
capteurs

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs
- Chaque capteur est conçu pour fonctionner dans des conditions nominales de fonctionnement



Défaillances des capteurs

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien
multicapteur

Défaillances des
capteurs

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs
- Chaque capteur est conçu pour fonctionner dans des conditions nominales de fonctionnement
 - Ex : Caméra par temps clair



Défaillances des capteurs

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien
multicapteur

Défaillances des
capteurs

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs
- Chaque capteur est conçu pour fonctionner dans des conditions nominales de fonctionnement
 - Ex : Caméra par temps clair
- Le fonctionnement d'un capteur peut être fortement altéré par les conditions extérieures, ou du fait du vieillissement du matériel



- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs
- Chaque capteur est conçu pour fonctionner dans des conditions nominales de fonctionnement
 - Ex : Caméra par temps clair
- Le fonctionnement d'un capteur peut être fortement altéré par les conditions extérieures, ou du fait du vieillissement du matériel
 - Ex : Phénomènes de multitrajet et de masquage pour le signal GPS



Défaillances des capteurs

Fusion de capteurs défaillants par filtrage particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Filtrage Bayésien multicapteur

Défaillances des capteurs

Modèle statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Redondance/Complémentarité des données délivrées par les différents capteurs
- Chaque capteur est conçu pour fonctionner dans des conditions nominales de fonctionnement
 - Ex : Caméra par temps clair
- Le fonctionnement d'un capteur peut être fortement altéré par les conditions extérieures, ou du fait du vieillissement du matériel
 - Ex : Phénomènes de multitrajet et de masquage pour le signal GPS
- Nécessité de détecter la défaillance d'un capteur afin de ne pas intégrer d'informations erronées dans l'algorithme



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- 1 Introduction
 - Filtrage Bayésien multicapteur
 - Défaillances des capteurs

- 2 **Modèle statistique**

- 3 Algorithme

- 4 Application
 - Modèle statistique
 - Simulations

- 5 Conclusion



- Définition pour chaque capteur k d'une variable latente binaire $c_{k,t}$

$$c_{k,t} = \begin{cases} 0 & \text{si le capteur est défaillant} \\ 1 & \text{si le capteur est valide} \end{cases}$$



- Définition pour chaque capteur k d'une variable latente binaire $c_{k,t}$

$$c_{k,t} = \begin{cases} 0 & \text{si le capteur est défaillant} \\ 1 & \text{si le capteur est valide} \end{cases}$$

- Si le capteur est défaillant, la mesure $z_{k,t}$ n'est plus reliée à l'état caché x_t . Elle est alors distribuée selon une densité vague $p_0(z_{k,t})$



- Définition pour chaque capteur k d'une variable latente binaire $c_{k,t}$

$$c_{k,t} = \begin{cases} 0 & \text{si le capteur est défaillant} \\ 1 & \text{si le capteur est valide} \end{cases}$$

- Si le capteur est défaillant, la mesure $z_{k,t}$ n'est plus reliée à l'état caché x_t . Elle est alors distribuée selon une densité vague $p_0(z_{k,t})$
- Le modèle de mesure est alors donné par

$$p(z_{k,t}|x_t, c_{k,t}) = c_{k,t}p(z_{k,t}|x_t, c_{k,t} = 1) + (1 - c_{k,t})p_0(z_{k,t})$$



- Définition pour chaque capteur k d'un coefficient de fiabilité $\alpha_{k,t}$

$$\begin{cases} \Pr(c_{k,t} = 1) = \alpha_{k,t} \\ \Pr(c_{k,t} = 0) = 1 - \alpha_{k,t} \end{cases}$$



- Définition pour chaque capteur k d'un coefficient de fiabilité $\alpha_{k,t}$

$$\begin{cases} \Pr(c_{k,t} = 1) = \alpha_{k,t} \\ \Pr(c_{k,t} = 0) = 1 - \alpha_{k,t} \end{cases}$$

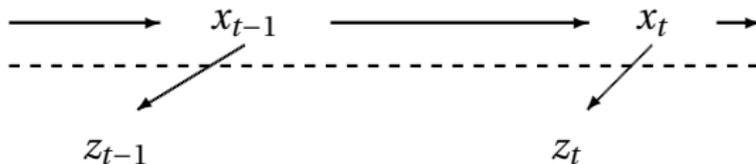
- Les coefficients de fiabilité sont eux-même estimés. On définit le modèle d'évolution suivant sur $\alpha_{k,t}$:

$$\phi(\alpha_{k,t}) = \phi(\alpha_{k,t-1}) + \varepsilon_{k,t}$$

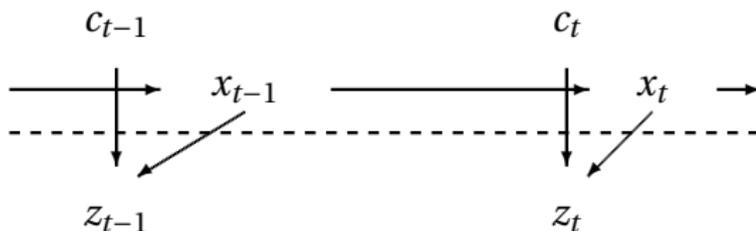
avec

$$\varepsilon_{k,t} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

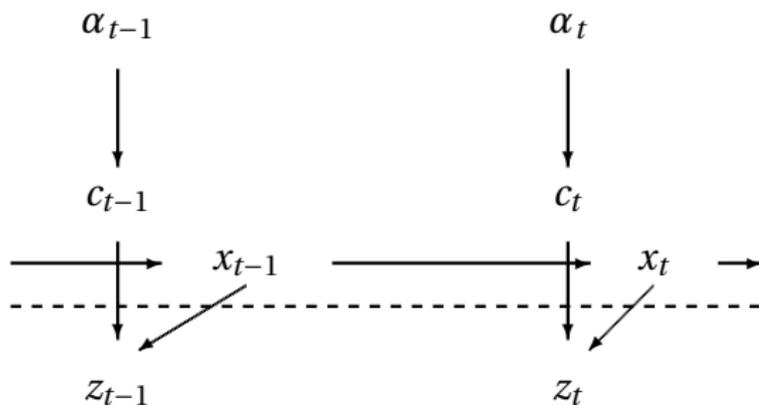
$$\phi(\alpha) = \log\left(\frac{\alpha}{1-\alpha}\right)$$



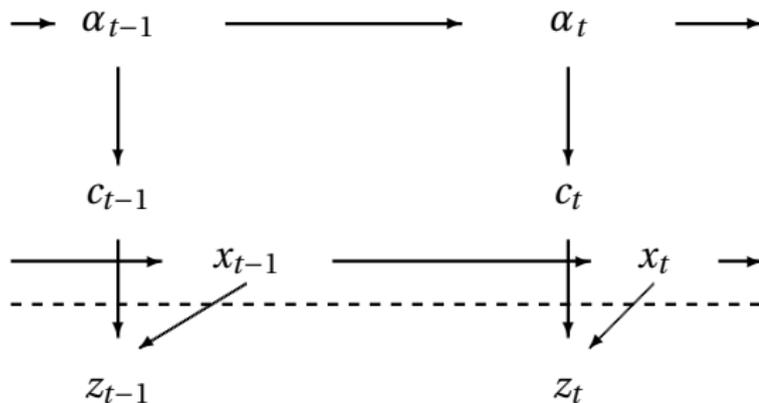
avec $z_t = (z_{1,t}, \dots, z_{n,t})$, $\alpha_t = (\alpha_{1,t}, \dots, \alpha_{n,t})$ et $c_t = (c_{1,t}, \dots, c_{n,t})$.



avec $z_t = (z_{1,t}, \dots, z_{n,t})$, $\alpha_t = (\alpha_{1,t}, \dots, \alpha_{n,t})$ et $c_t = (c_{1,t}, \dots, c_{n,t})$.



avec $z_t = (z_{1,t}, \dots, z_{n,t})$, $\alpha_t = (\alpha_{1,t}, \dots, \alpha_{n,t})$ et $c_t = (c_{1,t}, \dots, c_{n,t})$.



avec $z_t = (z_{1,t}, \dots, z_{n,t})$, $\alpha_t = (\alpha_{1,t}, \dots, \alpha_{n,t})$ et $c_t = (c_{1,t}, \dots, c_{n,t})$.



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- 1 Introduction
 - Filtrage Bayésien multicapteur
 - Défaillances des capteurs
- 2 Modèle statistique
- 3 Algorithme**
- 4 Application
 - Modèle statistique
 - Simulations
- 5 Conclusion



- On cherche à approcher la densité *a posteriori*
 $p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$



Approximation

Fusion de capteurs défaillants par filtrage particulière

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- On cherche à approcher la densité *a posteriori*
 $p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$
- Cette densité peut s'écrire

$$p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t}) = p(x_{0:t} | c_{1:t}, \alpha_{1:t}, z_{1:t}) p(c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$$

- On cherche à approcher la densité *a posteriori*

$$p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$$

- Cette densité peut s'écrire

$$p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t}) = p(x_{0:t} | c_{1:t}, \alpha_{1:t}, z_{1:t}) p(c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$$

- La densité empirique $p(c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$ est approchée à l'aide d'un algorithme de **filtrage particulaire** par la densité empirique

$$P_N(c_{1:t}, \alpha_{1:t}) \simeq \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{\tilde{c}_{1:t}^{(i)}, \tilde{\alpha}_{1:t}^{(i)}}(c_{1:t}, \alpha_{1:t})$$

- On cherche à approcher la densité *a posteriori*

$$p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$$

- Cette densité peut s'écrire

$$p(x_{0:t}, c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t}) = p(x_{0:t} | c_{1:t}, \alpha_{1:t}, z_{1:t}) p(c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$$

- La densité empirique $p(c_{1:t}, \alpha_{1:t} | z_{1:t})$ est approchée à l'aide d'un algorithme de **filtrage particulaire** par la densité empirique

$$P_N(c_{1:t}, \alpha_{1:t}) \simeq \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{\tilde{c}_{1:t}^{(i)}, \tilde{\alpha}_{1:t}^{(i)}}(c_{1:t}, \alpha_{1:t})$$

- Conditionnellement à $\tilde{c}_{1:t}^{(i)}, \tilde{\alpha}_{1:t}^{(i)}$, la pdf $p(x_{0:t} | \tilde{c}_{1:t}^{(i)}, \tilde{\alpha}_{1:t}^{(i)}, z_{1:t})$ va elle être approchée séquentiellement par un **filtre de Kalman sans parfum**

$$p(x_{0:t} | \tilde{c}_{1:t}^{(i)}, \tilde{\alpha}_{1:t}^{(i)}, z_{1:t}) \simeq \mathcal{N}(\hat{x}_{t|t}^{(i)}, \Sigma_{t|t}^{(i)})$$

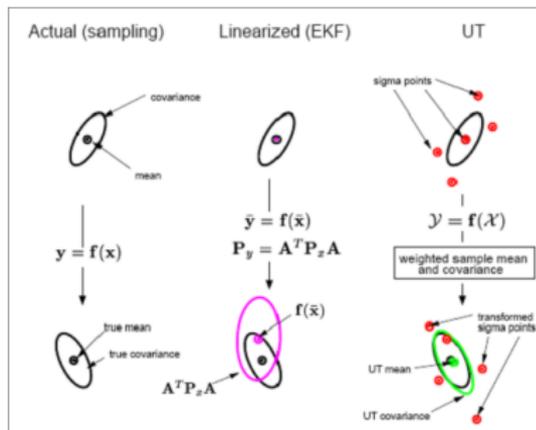


FIG.: Transformée sans parfum (Wan [4])

- Approximation sous-optimale de la densité a posteriori dans les cas non-linéaires et/ou non Gaussien

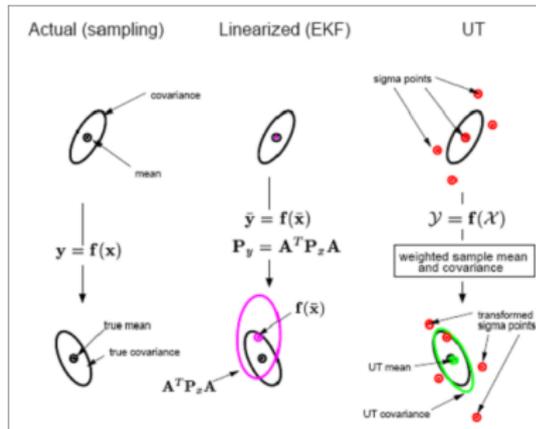


FIG.: Transformée sans parfum (Wan [4])

- Approximation sous-optimale de la densité a posteriori dans les cas non-linéaires et/ou non Gaussien
- Basé sur la transformée sans parfum

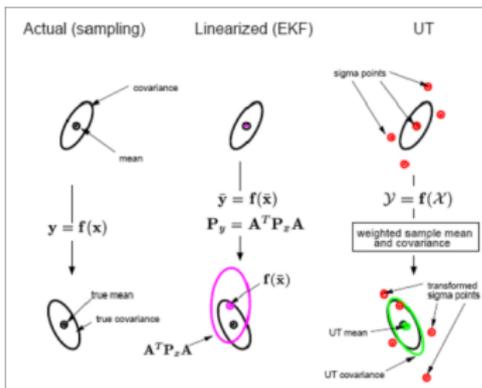


FIG.: Transformée sans parfum (Wan [4])

- Approche à chaque instant t la densité a posteriori $p(x_{0:t}|z_{1:t})$ par une pdf Gaussienne, qui est représentée par un ensemble de points choisis de façon déterministe

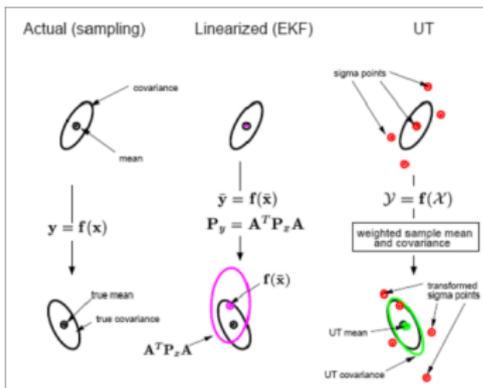


FIG.: Transformée sans parfum (Wan [4])

- Approche à chaque instant t la densité a posteriori $p(x_{0:t}|z_{1:t})$ par une pdf Gaussienne, qui est représentée par un ensemble de points choisis de façon déterministe
- En propageant ces points à l'aide de la transformée sans parfum, on parvient à une approximation de $p(x_{0:t+1}|z_{1:t+1})$



Fusion de capteurs défaillants par filtrage particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

- Sommaire
- Introduction
- Modèle statistique
- Algorithmes**
- Application
- Conclusion

% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\boldsymbol{\alpha}_0^{(i)} \sim p_0(\boldsymbol{\alpha}_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$



% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\boldsymbol{\alpha}_0^{(i)} \sim p_0(\boldsymbol{\alpha}_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$

% Iterations

- For $t=1, 2, \dots$ do



% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\alpha_0^{(i)} \sim p_0(\alpha_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$

% Iterations

- For $t=1, 2, \dots$ do
 - Await the arrival of a new measure $\mathbf{z}_{k,t}$, and, for particles $i = 1, \dots, N$, do
 - Sample the sensor state variable $\tilde{c}_{k,t}^{(i)} \sim q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - Sample the probabilities $\tilde{\alpha}_{k,t}^{(i)} \sim q(\alpha_{k,t} | \alpha_{k,t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)})$
 - Update mean and covariance matrix with an Unscented Kalman filter step $(\hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(i)}, \Sigma_{t|t}^{(i)}) = \text{UKF}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$



% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\alpha_0^{(i)} \sim p_0(\alpha_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$

% Iterations

- For $t=1, 2, \dots$ do
 - Await the arrival of a new measure $\mathbf{z}_{k,t}$, and, for particles $i = 1, \dots, N$, do
 - Sample the sensor state variable $\tilde{c}_{k,t}^{(i)} \sim q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - Sample the probabilities $\tilde{\alpha}_{k,t}^{(i)} \sim q(\alpha_{k,t} | \alpha_{k,t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)})$
 - Update mean and covariance matrix with an Unscented Kalman filter step $(\hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(i)}, \Sigma_{t|t}^{(i)}) = \text{UKF}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - For particles $i = 1, \dots, N$, update the weights

$$\tilde{w}_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_{k,t} | \tilde{\mathbf{c}}_{1:t}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\tilde{\mathbf{c}}_{k,t}^{(i)} | \tilde{\alpha}_{k,t}^{(i)}) p(\tilde{\alpha}_{k,t}^{(i)} | \alpha_{k,t-1}^{(i)})}{q(\tilde{c}_{k,t}^{(i)} | c_{k,t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t}) q(\tilde{\alpha}_{k,t}^{(i)} | \alpha_{k,t-1}^{(i)})}$$



% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\boldsymbol{\alpha}_0^{(i)} \sim p_0(\boldsymbol{\alpha}_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$

% Iterations

- For $t=1, 2, \dots$ do
 - Await the arrival of a new measure $\mathbf{z}_{k,t}$, and, for particles $i = 1, \dots, N$, do
 - Sample the sensor state variable $\tilde{c}_{k,t}^{(i)} \sim q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - Sample the probabilities $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} \sim q(\boldsymbol{\alpha}_{k,t} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)})$
 - Update mean and covariance matrix with an Unscented Kalman filter step $(\hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(i)}, \Sigma_{t|t}^{(i)}) = \text{UKF}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - For particles $i = 1, \dots, N$, update the weights

$$\tilde{w}_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_{k,t} | \tilde{\mathbf{c}}_{1:t}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\tilde{c}_{k,t}^{(i)} | \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)}) p(\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)})}{q(\tilde{c}_{k,t}^{(i)} | c_{k,t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t}) q(\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)})}$$

- Normalize the weights so that $\sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} = 1$

% Initialisation

- For particles $i = 1, \dots, N$ sample $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\hat{\mathbf{x}}_{0|0})$, $\Sigma_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\Sigma_{0|0})$ and $\boldsymbol{\alpha}_0^{(i)} \sim p_0(\boldsymbol{\alpha}_0)$
- Set the initial weights $w_0^{(i)} \leftarrow \frac{1}{N}$

% Iterations

- For $t=1, 2, \dots$ do
 - Await the arrival of a new measure $\mathbf{z}_{k,t}$, and, for particles $i = 1, \dots, N$, do
 - Sample the sensor state variable $\tilde{c}_{k,t}^{(i)} \sim q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - Sample the probabilities $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} \sim q(\boldsymbol{\alpha}_{k,t} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)})$
 - Update mean and covariance matrix with an Unscented Kalman filter step $(\hat{\mathbf{x}}_{t|t}^{(i)}, \Sigma_{t|t}^{(i)}) = \text{UKF}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \tilde{c}_{k,t}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$
 - For particles $i = 1, \dots, N$, update the weights

$$\tilde{w}_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_{k,t} | \tilde{\mathbf{c}}_{1:t}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t-1}) p(\tilde{c}_{k,t}^{(i)} | \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)}) p(\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)})}{q(\tilde{c}_{k,t}^{(i)} | c_{k,t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t}) q(\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{k,t}^{(i)} | \boldsymbol{\alpha}_{k,t-1}^{(i)})}$$

- Normalize the weights so that $\sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} = 1$

% Resampling



- Le choix de la densité d'importance $q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$ va conditionner les performances du filtre particulaire

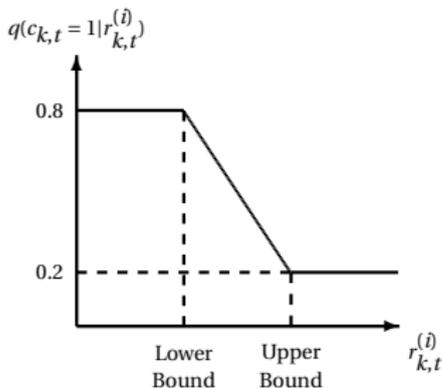


- Le choix de la densité d'importance $q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$ va conditionner les performances du filtre particulaire
- On calcule l'innovation normalisée $r_{k,j,t}^{(i)}$, calculée à l'aide d'un pas de prédiction d'UKF

- Le choix de la densité d'importance

$q(c_{k,t} | \hat{\mathbf{x}}_{t-1|t-1}^{(i)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{k,t})$ va conditionner les performances du filtre particulaire

- On calcule l'innovation normalisée $r_{k,j,t}^{(i)}$, calculée à l'aide d'un pas de prédiction d'UKF
- La densité d'importance est calculée à partir de la règle floue suivante





Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

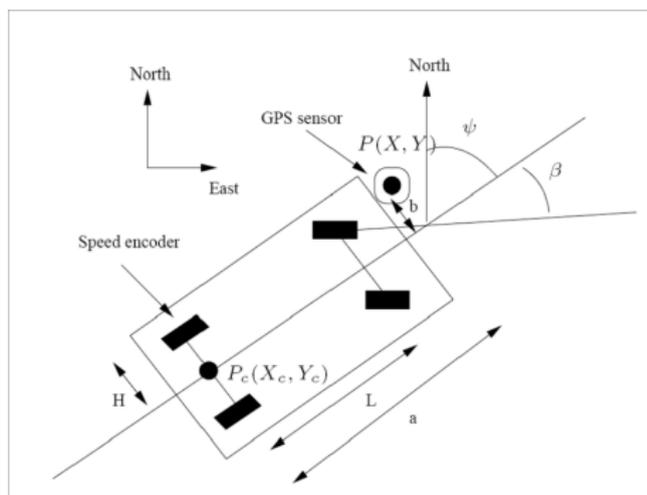
Algorithme

Application

Modèle statistique
Simulations

Conclusion

- 1 Introduction
 - Filtrage Bayésien multicapteur
 - Défaillances des capteurs
- 2 Modèle statistique
- 3 Algorithme
- 4 **Application**
 - **Modèle statistique**
 - **Simulations**
- 5 Conclusion



X, Y	Positions Nord et Est du véhicule au point P
V	Vitesse du véhicule au point P_C
ψ	Cap
β	Angle de braquage
T	Période d'échantillonnage



Fusion de capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Les équations différentielles gouvernant la cinématique du véhicule au point P_c sont basées sur un modèle simplifié de bicyclette

$$\begin{cases} \dot{X}_c(t) = V(t) \cos \psi(t) \\ \dot{Y}_c(t) = V(t) \sin \psi(t) \\ \dot{\psi}(t) = \frac{V(t)}{L} \tan \beta(t) \end{cases}$$



- Les équations différentielles gouvernant la cinématique du véhicule au point P_c sont basées sur un modèle simplifié de bicyclette

$$\begin{cases} \dot{X}_c(t) = V(t) \cos \psi(t) \\ \dot{Y}_c(t) = V(t) \sin \psi(t) \\ \dot{\psi}(t) = \frac{V(t)}{L} \tan \beta(t) \end{cases}$$

- Ce qui donne le modèle discret suivant

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= X_t + T \left[V_t \cos \psi_t + (-a \sin \psi_t + b \cos \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right] \\ Y_{t+1} &= Y_t + T \left[V_t \sin \psi_t + (a \cos \psi_t + b \sin \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right] \\ V_{t+1} &= V_t + T \dot{V}_t \\ \psi_{t+1} &= \psi_t + T \frac{V_t}{L} \tan(\beta_t) \\ \beta_{t+1} &= \beta_t + T \dot{\beta}_t \\ \dot{\beta}_{t+1} &= \dot{\beta}_t + T \ddot{\beta}_t \end{aligned}$$



- Ce qui donne le modèle discret suivant

$$X_{t+1} = X_t + T \left[V_t \cos \psi_t + (-a \sin \psi_t + b \cos \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right]$$

$$Y_{t+1} = Y_t + T \left[V_t \sin \psi_t + (a \cos \psi_t + b \sin \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right]$$

$$V_{t+1} = V_t + T \dot{V}_t$$

$$\psi_{t+1} = \psi_t + T \frac{V_t}{L} \tan(\beta_t)$$

$$\beta_{t+1} = \beta_t + T \dot{\beta}_t$$

$$\dot{\beta}_{t+1} = \dot{\beta}_t + T \ddot{\beta}_t$$



- Ce qui donne le modèle discret suivant

$$X_{t+1} = X_t + T \left[V_t \cos \psi_t + (-a \sin \psi_t + b \cos \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right]$$

$$Y_{t+1} = Y_t + T \left[V_t \sin \psi_t + (a \cos \psi_t + b \sin \psi_t) \frac{V_t}{L} \tan \beta_t \right]$$

$$V_{t+1} = V_t + T \dot{V}_t$$

$$\psi_{t+1} = \psi_t + T \frac{V_t}{L} \tan(\beta_t)$$

$$\beta_{t+1} = \beta_t + T \dot{\beta}_t$$

$$\dot{\beta}_{t+1} = \dot{\beta}_t + T \ddot{\beta}_t$$

- Ces équations sont réécrites sous la forme du modèle d'état non linéaire

$$\mathbf{x}_{t+1} = f_1(\mathbf{x}_t) + f_2(\mathbf{x}_t) \cdot \mathbf{v}_t$$

où f_1 est la fonction de transition d'état, f_2 est la fonction de transfert du bruit d'état, and the state vector is

$\mathbf{x}_t = [X_t, Y_t, V_t, \psi_t, \beta_t, \dot{\beta}_t]^T$ and $\mathbf{v}_t = [\dot{V}_t, \ddot{\beta}_t]^T$. The state noise \mathbf{v}_t is assumed zero mean white Gaussian with known covariance matrix $Q_t = E[\mathbf{v}_t \mathbf{v}_t^T]$.



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Le véhicule est équipé de trois capteurs



- Le véhicule est équipé de trois capteurs
 - Un récepteur GPS délivrant des données à 5Hz

$$\mathbf{z}_{1,t} = h_1(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_{1,t} = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \end{pmatrix} + \mathbf{w}_{1,t}$$



- Le véhicule est équipé de trois capteurs

- Un récepteur GPS délivrant des données à 5Hz

$$\mathbf{z}_{1,t} = h_1(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_{1,t} = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \end{pmatrix} + \mathbf{w}_{1,t}$$

- Un capteur de vitesse et un capteur d'angle de braquage délivrant des données à 40 Hz

$$z_{2,t} = h_2(\mathbf{x}_t) + w_{2,t} = (1 + \tan(\beta_t) \frac{H}{L}) v_t + w_{2,t}$$

$$z_{3,t} = h_3(\mathbf{x}_t) + w_{3,t} = \beta_t + w_{3,t}$$



Défaillance du récepteur GPS

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Le récepteur GPS, du fait des phénomènes de multitrajets, de diffraction et de masquage est supposé potentiellement défaillant.



Défaillance du récepteur GPS

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Le récepteur GPS, du fait des phénomènes de multitrajets, de diffraction et de masquage est supposé potentiellement défaillant.
- On définit donc la variable $c_{1,t}$ prenant la valeur 0 si le signal GPS est corrompu, 1 sinon



Défaillance du récepteur GPS

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Le récepteur GPS, du fait des phénomènes de multitrajets, de diffraction et de masquage est supposé potentiellement défaillant.
- On définit donc la variable $c_{1,t}$ prenant la valeur 0 si le signal GPS est corrompu, 1 sinon
 - Si $c_{1,t}=1$, la donnée GPS suit le modèle d'observation défini plus haut



Défaillance du récepteur GPS

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique
Simulations

Conclusion

- Le récepteur GPS, du fait des phénomènes de multitrajets, de diffraction et de masquage est supposé potentiellement défaillant.
- On définit donc la variable $c_{1,t}$ prenant la valeur 0 si le signal GPS est corrompu, 1 sinon
 - Si $c_{1,t}=1$, la donnée GPS suit le modèle d'observation défini plus haut
 - Si $c_{1,t}=0$, la donnée GPS suit une densité vague $p_0(z_{1,t})$



Défaillance du récepteur GPS

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- Le récepteur GPS, du fait des phénomènes de multitrajets, de diffraction et de masquage est supposé potentiellement défaillant.
- On définit donc la variable $c_{1,t}$ prenant la valeur 0 si le signal GPS est corrompu, 1 sinon
 - Si $c_{1,t}=1$, la donnée GPS suit le modèle d'observation défini plus haut
 - Si $c_{1,t}=0$, la donnée GPS suit une densité vague $p_0(z_{1,t})$
- On définit également le coefficient de fiabilité du GPS $\alpha_{1,t}$



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion

- **Données réelles provenant d'expérimentations menées sur un véhicule terrestre**



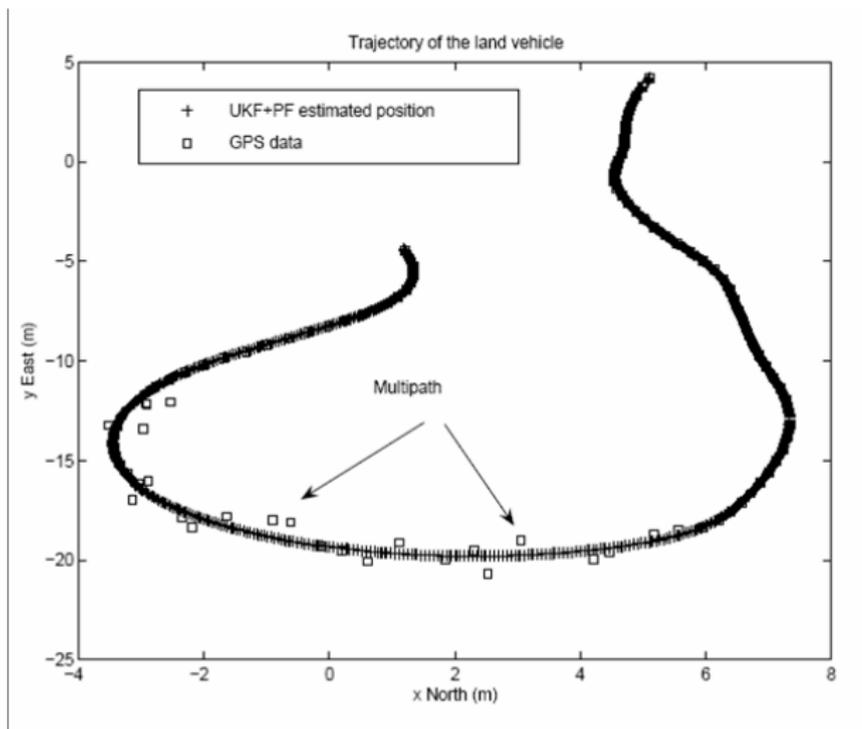
- Données réelles provenant d'expérimentations menées sur un véhicule terrestre
- Simulation de **multi-trajets** par ajout d'un biais aléatoire au signal réel GPS pendant les intervalles $T_1 = [50, 60]$, $T_2 = [62, 68]$ et $T_3 = [75, 80]$.



- Données réelles provenant d'expérimentations menées sur un véhicule terrestre
- Simulation de **multi-trajets** par ajout d'un biais aléatoire au signal réel GPS pendant les intervalles $T_1 = [50, 60]$, $T_2 = [62, 68]$ et $T_3 = [75, 80]$.
- Simulation d'un **dérage** du véhicule, en remplaçant les données réelles d'angle de braquage par des données erronées pendant l'intervalle $T_4 = [12, 14]$



- Données réelles provenant d'expérimentations menées sur un véhicule terrestre
- Simulation de **multi-trajets** par ajout d'un biais aléatoire au signal réel GPS pendant les intervalles $T_1 = [50, 60]$, $T_2 = [62, 68]$ et $T_3 = [75, 80]$.
- Simulation d'un **dérage** du véhicule, en remplaçant les données réelles d'angle de braquage par des données erronées pendant l'intervalle $T_4 = [12, 14]$
- Comparaison de l'algorithme proposé avec un UKF (avec rejet de données)





Simulations

Fusion de capteurs défaillants par filtrage particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle statistique

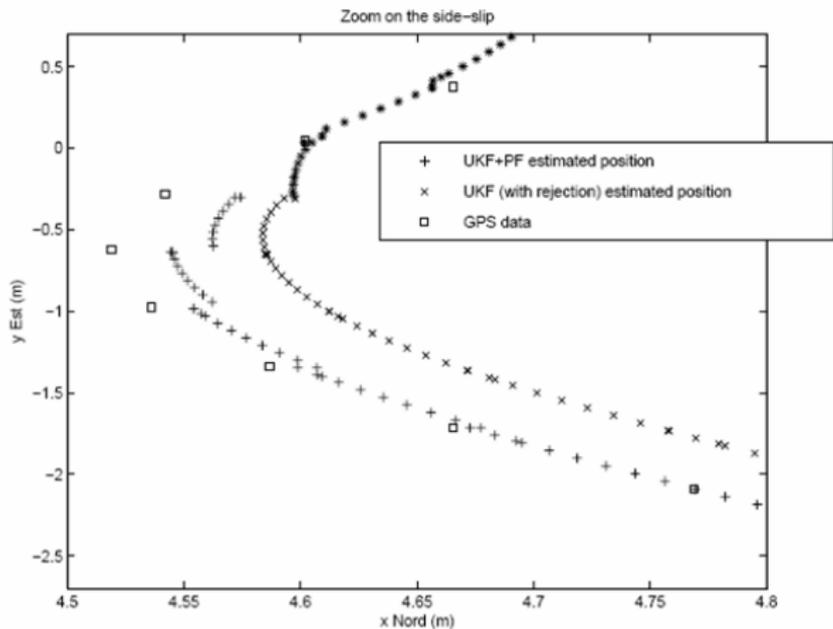
Algorithme

Application

Modèle statistique

Simulations

Conclusion



Fusion de capteurs défaillants par filtrage particulière

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

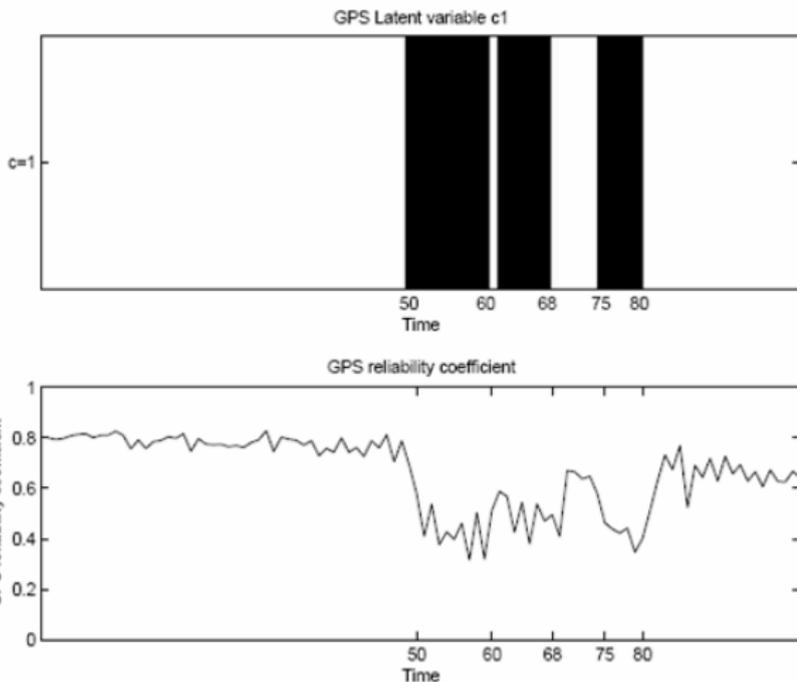
Modèle statistique

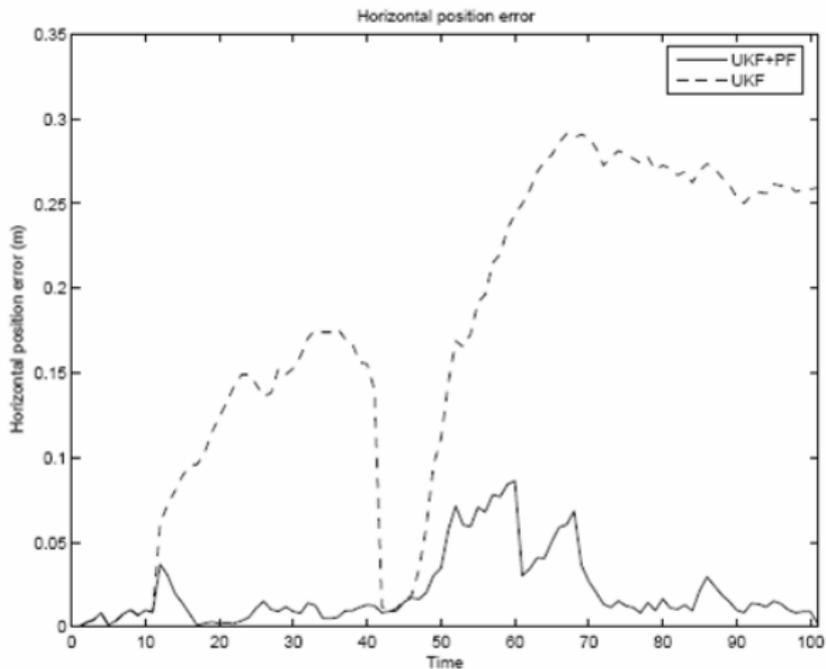
Algorithme

Application

Modèle statistique
Simulations

Conclusion







Conclusion

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Algorithme permettant de détecter les défaillances éventuelles de capteurs



Conclusion

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Algorithme permettant de détecter les défaillances éventuelles de capteurs
- Augmentation de la fiabilité des systèmes



Conclusion

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Algorithme permettant de détecter les défaillances éventuelles de capteurs
- Augmentation de la fiabilité des systèmes
- Application à la localisation d'un véhicule terrestre



Conclusion

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Algorithme permettant de détecter les défaillances éventuelles de capteurs
- Augmentation de la fiabilité des systèmes
- Application à la localisation d'un véhicule terrestre
 - Détection des périodes où le signal est dégradé



Conclusion

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

- Algorithme permettant de détecter les défaillances éventuelles de capteurs
- Augmentation de la fiabilité des systèmes
- Application à la localisation d'un véhicule terrestre
 - Détection des périodes où le signal est dégradé
 - Amélioration de la localisation



Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion



F. Caron, M. Davy, E. Duflos et P. Vanheeghe

Fusion de capteurs potentiellement défaillants par filtrage particulaire,
Colloque GRETSI, Louvain-La-Neuve, 2005.



F. Caron, M. Davy, E. Duflos et P. Vanheeghe

Particle filtering for multisensor data fusion with switching observation
models. Application to land vehicle positioning,
Soumis, 2005.



A. Doucet, N. de Freitas et N. Gordon

Sequential Monte Carlo methods in practice,
Springer-Verlag, 2001.



E. Wan et R. Van der Merwe

The Unscented Kalman filter for nonlinear estimation,
Proc. of IEEE Symposium 2000, Alberta, Canada, 2000.



This is the end

Fusion de
capteurs
défaillants par
filtrage
particulaire

F. Caron
M. Davy
E. Duflos
P. Vanheeghe

Sommaire

Introduction

Modèle
statistique

Algorithme

Application

Conclusion

Merci pour votre attention !!