


Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

localisation indoor

Améliorations des performances

Outils de prédiction

 Consulting

© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Le bruit - Comment lutter contre le bruit ?

Des erreurs instantanées importantes à cause du bruit

Trajectoire incohérente au cours du temps

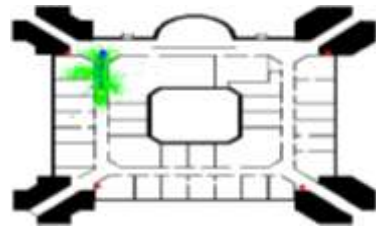
Phénomène de saut d'une position de la base de données à une autre

Comment limiter l'impact de ce bruit ?

Utilisation d'un filtre moyennneur sur les mesures

Utilisation d'un filtre de Kalman

Utilisation d'un filtre particulaire


 Consulting

© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Les estimateurs

Utilisation de Filtres permettant d'estimer l'état optimal d'un système en fonction de mesures réelles

Le Filtrage se déroule généralement en deux étapes

1) Etape de prédiction de l'état suivant du vecteur d'état

$$\tilde{X}_k = A \cdot X_k + \omega_k$$

2) Etape de mise à jour par une observation

$$Z_k = H \cdot \tilde{X}_k + v_k$$

- Le **filtre de Kalman** estime un processus gaussien
Déroulement séquentiel, déterministe, opérations matricielles simples.
- Le **filtre particulière** estime un processus à p.d.f quelconque
non déterministe, chaînes de Markov et simulations de Monte-Carlo

Le filtrage de Kalman

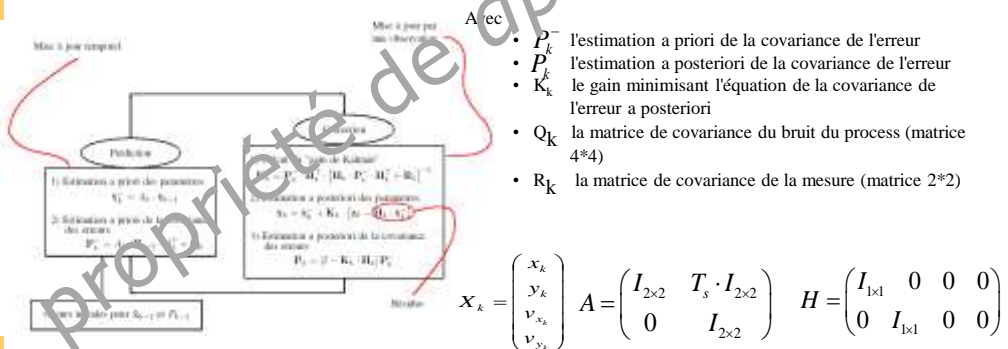
Filtre cherchant à minimiser la covariance de l'erreur a posteriori

Déroulement séquentiel

Opérations matricielles simples sur l'état du système

Contraintes linéarités sur les lois d'évolution

Linéarisation possible (développement de Taylor) \Rightarrow filtre de Kalman Etendu (Dégradation du modèle)



Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Le filtrage particulaire (1/.)

Filtre particulaire est plus générique que le filtre de Kalman

- Modélisation de processus ayant une densité de probabilité non gaussienne
- Modélisation de phénomènes non linéaires
- Agrégation aisée de différentes informations de natures homogènes/hétérogènes

Filtre cherchant à obtenir la meilleure approximation de la densité de probabilité suivante :

$$\Pr [x_k | x_{0:k-1}, z_{0:k}]$$

Densité de probabilité quelconque

Calcul complexe

Discrétisation de cette densité par des masses de Dirac

Relation de récurrence nécessaire (chaînes de Markov d'ordre 1)

 Consulting

© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

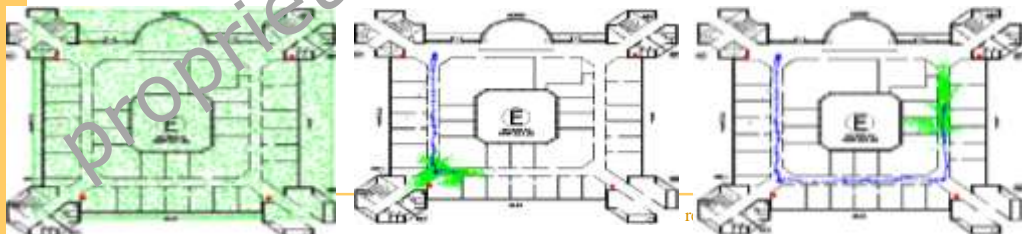
Le filtrage particulaire (2/.)

Filtre composé d'un ensemble de particules qui vont explorer l'espace dans lequel évolue le mobile

Affectation d'une probabilité (ou poids w_k^i) de présence pour que le mobile se trouve à la position occupée par la particule dans l'espace des possibles

Le Poids des particules tient compte de :

- L'historique des positions de la particule
- L'architecture du bâtiment (les murs)
- La mesure des puissances captées par le mobile
- Autres données : accéléromètres, compas, ...



L'étape de prédiction

- Prédiction de la position suivante de chacune des particules

Utilisation de la loi du mouvement

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ V_{x_k} \\ V_{y_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ V_{x_{k-1}} \\ V_{y_{k-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T_s^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_{x_k} \\ \mu_{y_k} \\ \mu_{x_k} \\ \mu_{y_k} \end{bmatrix}$$

où (μ_{x_k}, μ_{y_k}) sont des bruits sur l'accélération des particules

Partie aléatoire du filtre

Ici, choix d'un bruit gaussien $N(0,d)$ avec d une accélération moyenne

- Vérification du mouvement des particules (traversée des murs – mouvements impossibles pour une personne)

$\Pr[x_k | x_{k-1}] = P_m$ si une particule a traversé un mur

$\Pr[y_k | y_{k-1}] = 1 - P_m$ si une particule n'a pas traversé de mur

Ici, nous avons retenu $P_m=0$

L'étape de mise à jour par une observation

- Mise à jour à la réception d'une mesure

Réception d'une mesure

Recherche dans la base de données de la position correspondant à la mesure (finger printing)

- Mise à jour de la vraisemblance de la position de la particule par rapport à la mesure

$$\Pr[z_k | x_k] = N(z_k, d_c)$$

Choix d'une loi gaussienne

z_k : position retournée par le finger printing

d_c : variance de la loi gaussienne (confiance faite à la mesure)

- Mise à jour du poids de chacune des particules

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot \Pr[x_k^i | x_{k-1}^i] \Pr[z_k | x_k^i]$$

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Le ré-échantillonnage

Disparition de particules à chaque itération

Certaines particules explorent de mauvaises pistes

Diminution de leur poids \Rightarrow évanouissement

Problème :

dégénérescence du filtre

Certaines particules excentrées par rapport à la zone d'intérêt, vont avoir un poids très faible, voire nul

Emergence d'un petit groupe de particules avec un poids élevé

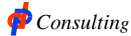
Solution :

rééchantillonner

Ramène les particules dans la zone où se trouve probablement le mobile

Conséquence

perte de diversité

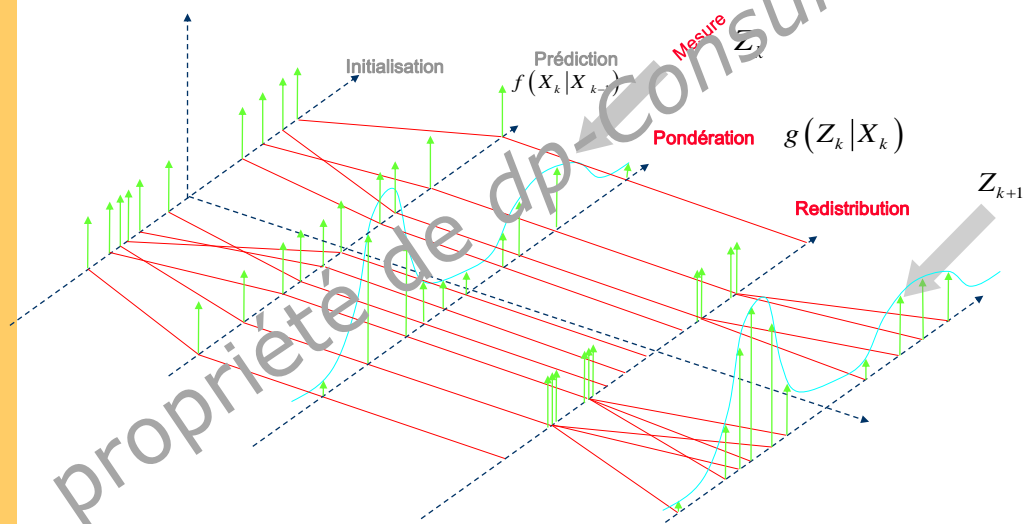


© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Fonctionnement du filtrage particulaire



© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Intérêt de l'association des technos

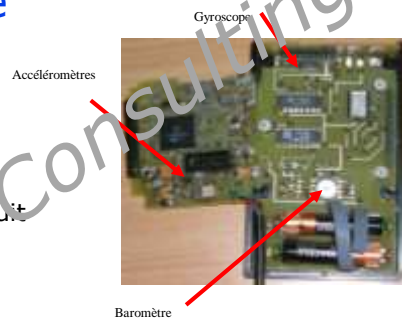
- Aucune technologie n'est parfaite pour la géo localisation indoor
- L'association de technologies limite les inconvénients d'une technologie quand elle est utilisée seule.

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

La coopération intelligente

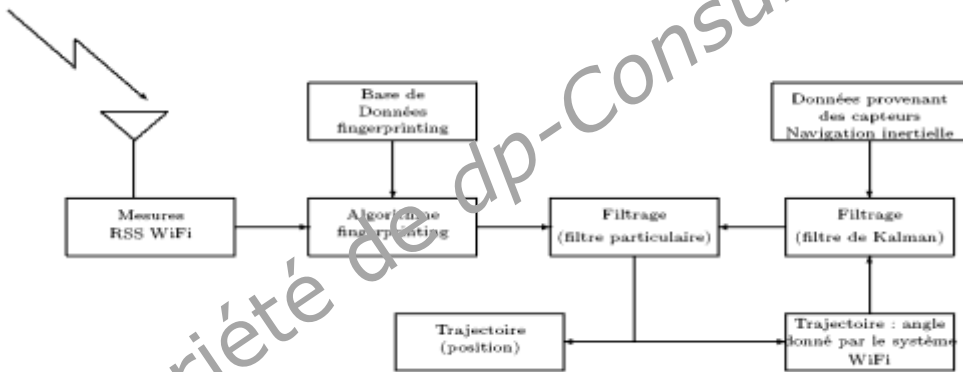
- **La navigation inertielle**
Dégradations au cours du temps
Intégration des mesures et donc du bruit
- **La localisation par WiFi**
Retard lors des changements de direction
Pas de position fixe lorsque le mobile est statique
- **Utilisation du filtre particulaire**
Guidage du comportement des particules par la navigation INS
Correction de la navigation INS par la trajectoire obtenue par le WiFi



Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Exemple de coopération intelligente



Consulting

© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Dominique Paret

Jessica Cap'Tronic

Conclusions

- Les performances des systèmes de localisation

Environ 15 à 50 cm en UWB

Entre 1.5 m et 2 m en WiFi (avec des outils de filtrage)

Entre 1 m et 1.5 m en WiFi + INS ⇒ amélioration de la justesse

- La localisation par WiFi

Infrastructure peu coûteuse et solvée : déjà disponible

Mise en place du système contraignante à cause de la base de données

Grande portée : couverture d'un bâtiment avec 4 à 6 points d'accès

- La localisation par UWB

Fortes contraintes matérielles

Faible portée des équipements prévus pour la norme 802.15.4a

Très bonne précision

- L'hybridation

Amélioration de la couverture du service de localisation

Amélioration de la précision de la localisation

Collaboration entre technologies pour qu'elles se corrigent mutuellement

Consulting

© 2013 - toute reproduction, même partielle est interdite

Les perspectives

- Diminution de l'effort nécessaire pour réaliser la base de données

Utilisation de données non labélisées

Utilisation d'un ensemble réduit de données labélisées

Utilisation d'un modèle de propagation et d'une représentation de l'environnement

- Etudes sur une borne d'erreur

Filtrage particulière sous contrainte

Détermination d'un indice de confiance comme en GPS

- Réduction de la complexité du système de localisation par UWB

Réseaux de capteurs : localisation de proche en proche

- Pourquoi pas bientôt l'IPS (Indoor positioning System) ?

Système dédié à la localisation à l'intérieur des bâtiments

Infrastructure dimensionnée exclusivement pour cette application