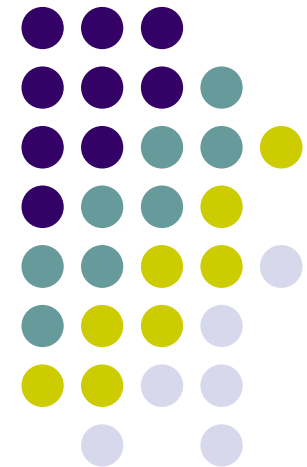


Estimation de Mouvement des Obstacles Mobiles: Une Approche Statistique

Dizan Vasquez

Encadrant:
Thierry Fraichard

Travail réalisée au sein du projet CYBERMOVE
Septembre 12 de 2003



Motivation



- L'estimation de mouvement est fondamentale pour la navigation en environnements dynamiques.



Objectives

Nous cherchons une technique d'estimation de mouvement qui puisse être utilisée avec des piétons et des voitures. Cette technique doit aussi vérifier:

- Elle doit produire des estimations avec un long horizon temporelle.
- Elle doit être si général que possible.
- Elle doit être assez rapide pour pouvoir être utilisée en temps réel.



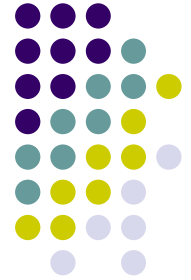
Plan

- I. Motivation
- II. Objectives
- III. Etat de l'art
 - a. Types de Modèles de Mouvement
 - b. Clusterisation de Donnés
 - c. Estimation Basée sur EM (EME)
- IV. Approche Proposée (PWE)
- V. Résultats Expérimentaux
- VI. Conclusions

Types de Modèles De Mouvement



1. Modèles Descriptifs ou Phénoménologiques
 - Représentation explicite.
 - Un modèle représente une seule instance de mouvement.
 - Ne cherchent pas à expliquer les causes du mouvement
2. Modèles Génératifs
 - Représentation Implicite.
 - Un modèle représente un système générateur de mouvement.
 - Un des paramètres est le temps t .



Modèles Génératifs

- Sont basés sur les lois physiques. Exemple, modèle dynamique:

$$\dot{q}(t) = \dot{q}(0) + \int_0^T \ddot{q}(\tau) d\tau$$

$$q(t) = q(0) + \int_0^T \dot{q}(\tau) d\tau$$

- Il est nécessaire d'estimer les valeurs des paramètres.
- Estimations de mouvement déterministes (vitesse instantanée) ou probabilistes [Kalman 60]

Modèles Génératifs: Avantages / Inconvénients

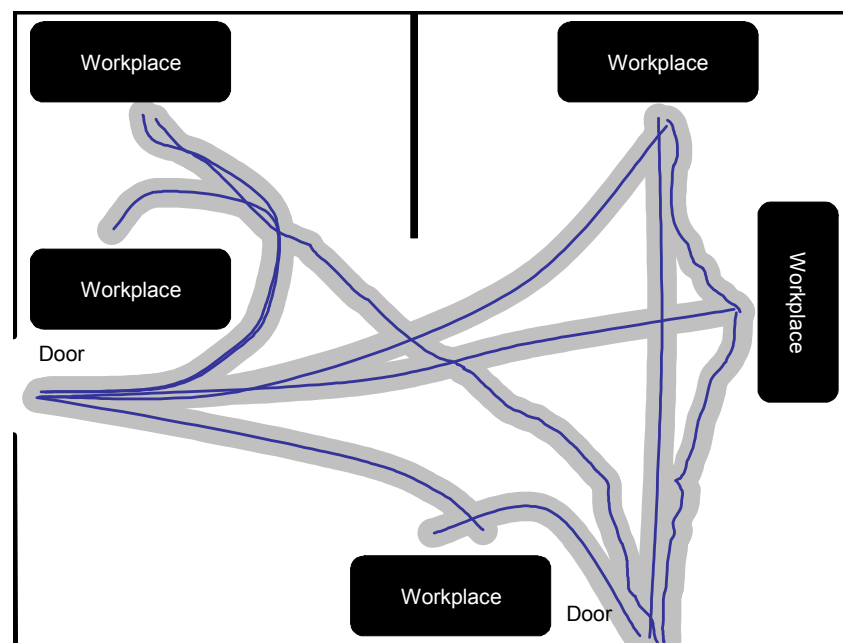


- ✓ Signification Physique.
- ✓ Prédiction précises dans le court terme.
- ✓ Ils prend en compte les contraintes cinématiques et dynamiques de l'objet.
- ✗ Mauvaise performance pour le mouvement intentionnel.
- ✗ En général, modèlent le mouvement comme un modèle de Markov d'ordre 1.



Modèles Descriptifs

- Ils partent d'une hypothèse fondamentale: « Pour une aire donnée, le mouvement peut être décrit en termes de chemins typiques de mouvement: Les objets interagissent avec l'environnement d'une manière bien établi qui peut être observé de façon consistante »
- Ils ont deux étapes: Apprentissage et Estimation



Modèles Descriptifs: Modèles de Grille

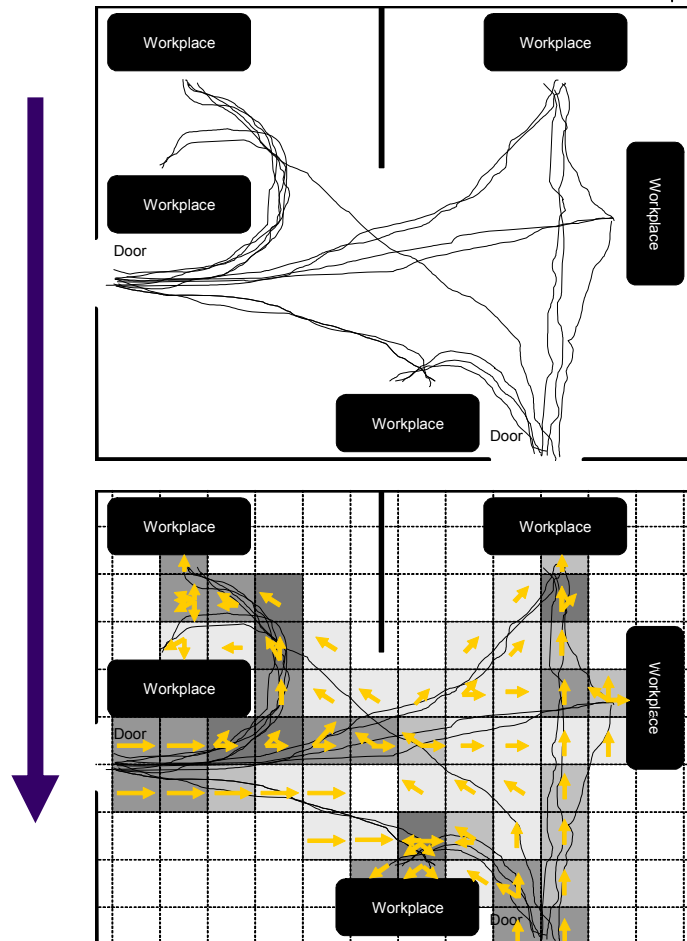


Ils décomposent l'espace en cellules régulières. Un exemple [Kruse 96]:

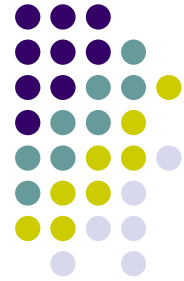
- On calcule pour chaque cellule:

$$P_{occ}(c) = P_{partly}(c) + \sum_{\alpha} P_{\alpha}(c)$$

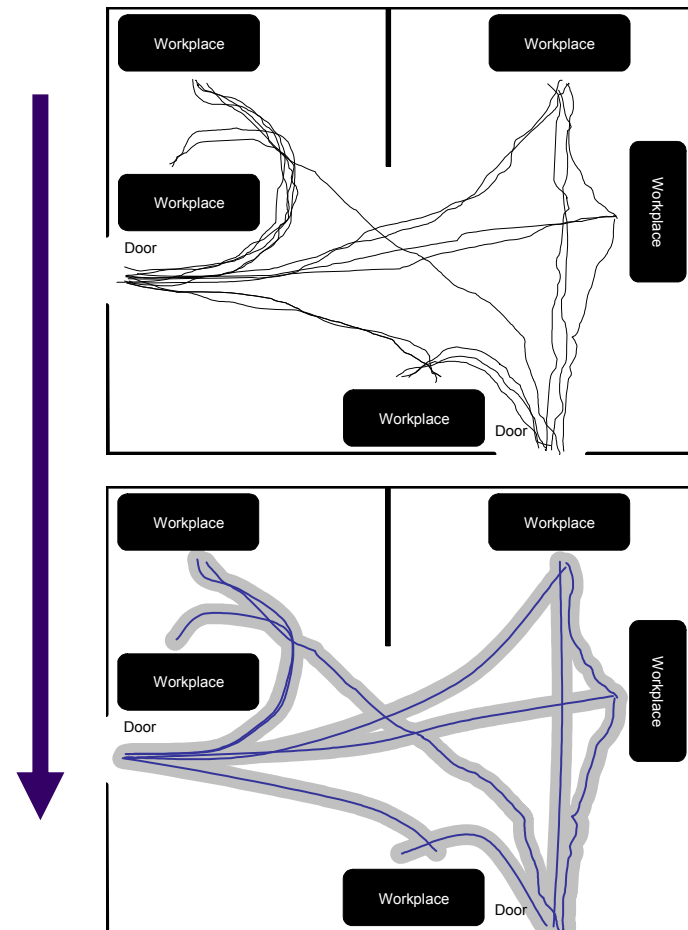
- On estime en utilisant une technique similaire au descente de gradient pour des champs de potentielle.



Modèles Descriptifs: Modèles basés en Clusters



Ils essaient de regrouper trajectoires complètes en Clusters, qui correspondent aux chemins typiques.



Modèles Descriptifs: Avantages / Inconvénients



Modèles de Grille:

- ✓ Simples et Rapides.
- ✓ Capables de prédire trajectoires non observées.
- ✓ Adéquats pour la preplanification.
- ✗ No produisent pas de vrais représentations implicites.
- ✗ Modèles de Markov d'ordre 1.

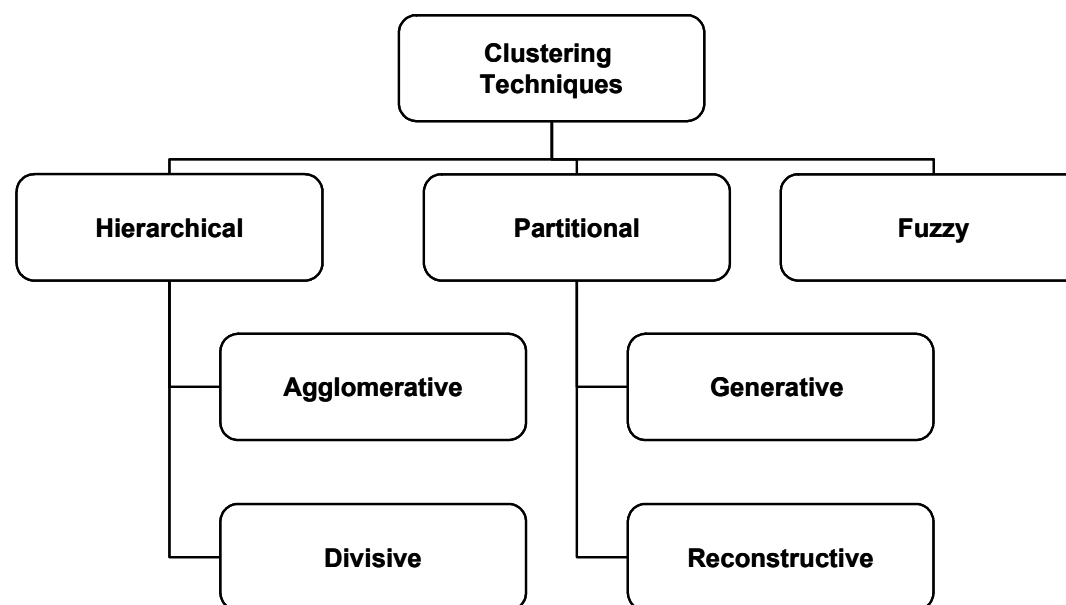
Modèles basés en clusters:

- ✓ Long Horizon Temporelle.
- ✓ Pas de suppositions par rapport a la forme.
- ✓ Utilisent tous les configurations passées.
- ✗ No son pas capables d'estimer trajectoires non observées.
- ✗ Pas bien adaptés aux environnements non structurés



Clusterisation de Donnés

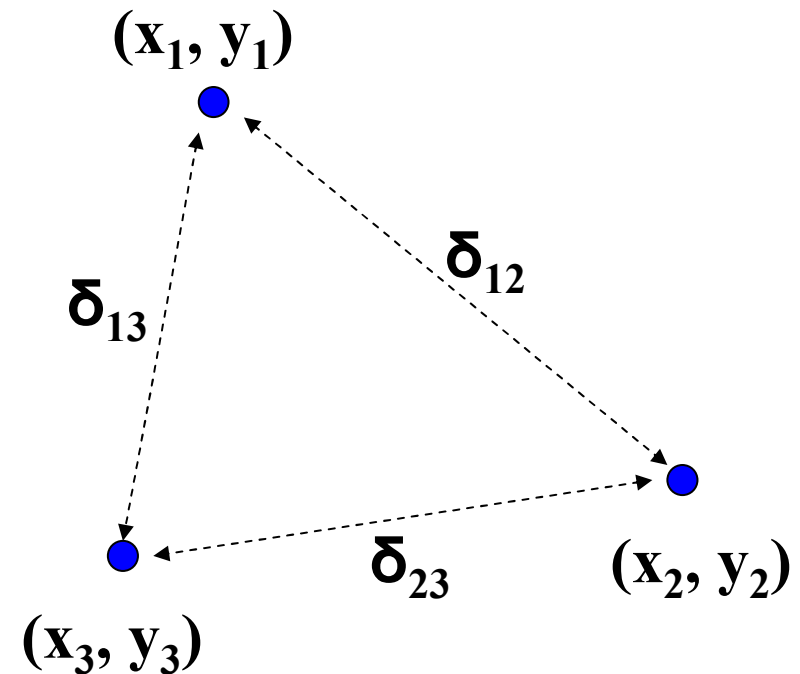
- Chercher structure dans les donnés bruts
- Partitionner les donnés en K clusters
- Beaucoup des algorithmes, mais aucun universellement applicable [Jain 99].



Clusterisation de Données (cont...)



- Deux Modes de Fonctionnement:
 1. Par dissimilitude entre couples de donnés (Pairwise)
 2. Par modèles (Model Based)
- Problème ouvert: Estimer le nombre de clusters K [Fraley]



Clusterisation de Données (cont...)



- Estimer le nombre de clusters K est un problème complexe que reste ouvert [Fraley]
- Algorithmes Hiérarchiques:
 - Calculent tous les possibles valeurs de K dans un Dendogram.
 - Divisives: Du général au particulier, Agglomeratifs: Du particulier au général.
 - Définis par la distance entre clusters: Single-Link [Sneath 73], Complete-Link [King 67]
- Algorithmes Partitionales
 - Travaillent avec une valeur donnée de K
 - Génératives: Maximum de Vraisemblance [Jain 88].
 - Reconstructives: Optimisation d'une fonction de coût [Dubes 89]

Estimation basé sur EM (EME)



Nous considérons cette technique [Bennewitz 02] comme l'état de l'art pour notre problème:

Apprentissage:

- Trouve les groupes et ses représentations (séquences de gaussiennes) simultanément.
- Utilise l'algorithme EM (Expectation-Maximization)
- Trouve le nombre de clusters en utilisant un algorithme incrémental.

Estimation:

- Basé sur le calcul de la vraisemblance d'une trajectoire partielle observé o_{partial} sous chaque un des chemins θ_k

$$P(d_i | \theta_k) = \prod_{t=1}^T P(d_i^t | \theta_i^t)$$

Estimation basé sur EM (EME):

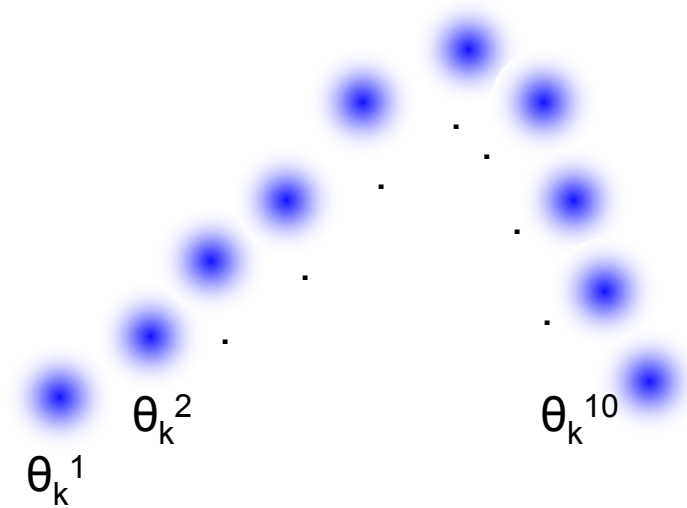
Algorithme EM



Calcule les assignations

c_i^k et les chemins θ_k

1. Expectation: Calcule la valeur espéré $E[c_i^k]$ sous les chemins courants θ_k .
2. Maximization: Assume que $c_i^k = E[c_i^k]$ et calcule des nouveaux chemins θ'_k
3. Fait $\theta_k = \theta'_k$ et recommence

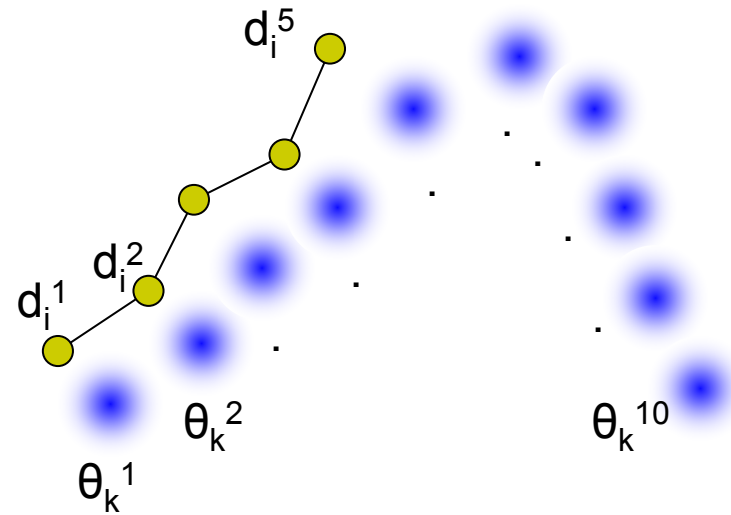


Estimation basé sur EM (EME): Estimation



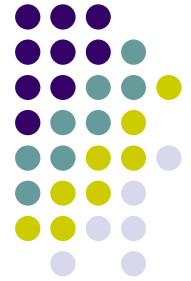
La vraisemblance d'une trajectoire d_i sous un chemin θ_k est:

$$P(d_i | \theta_k) = \prod_{t=1}^T P(d_i^t | \theta_i^t)$$



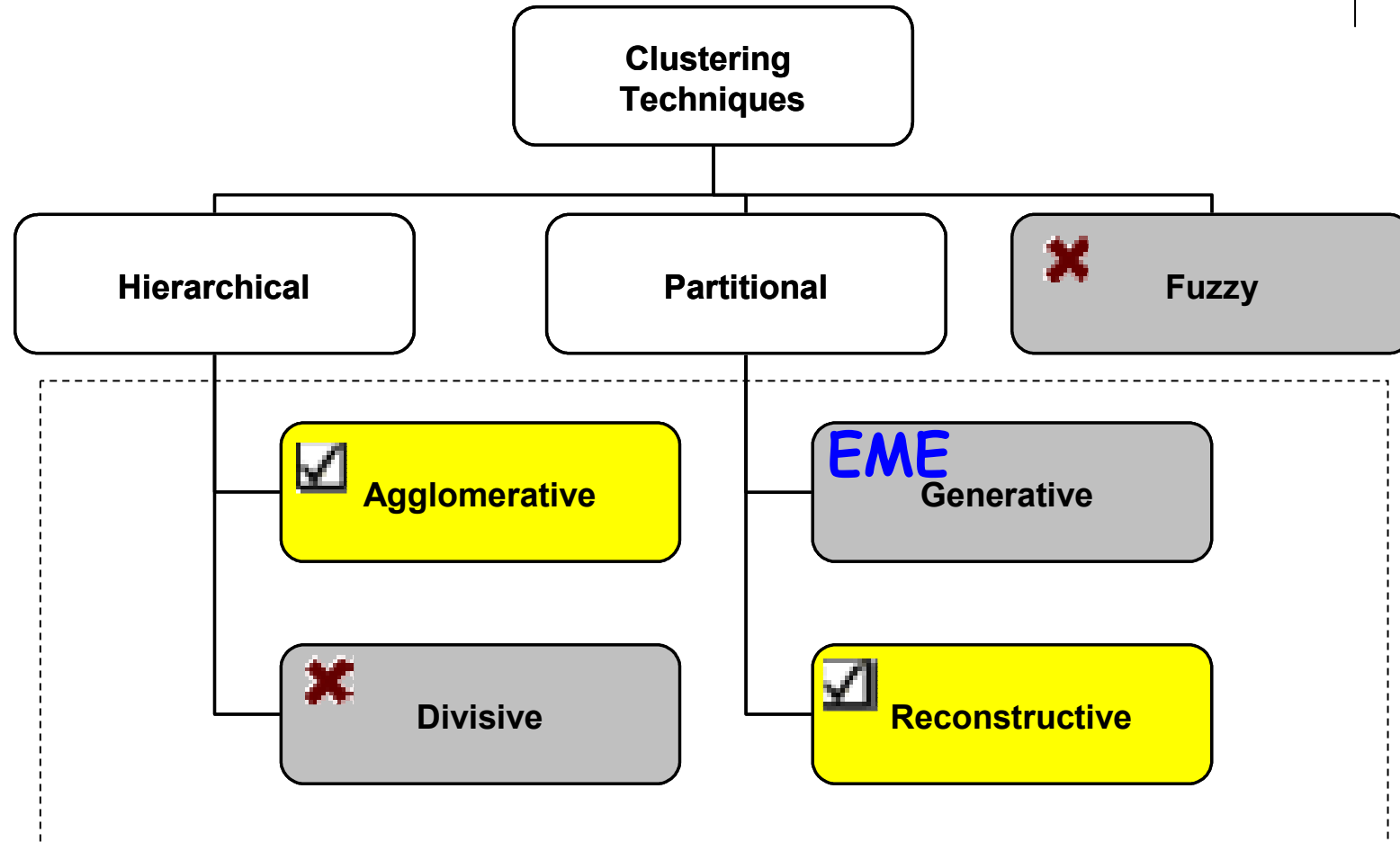
Estimation basé sur EM (EME):

Avantages / Inconvénients



- ✓ Horizons Temporelles Longs
- ✓ Ils ne fait pas de suppositions par rapport a la forme des trajectoires
- ✓ Il estime le nombre de clusters
- ✗ Il n'est pas capable de prédire des trajectoires qu'il n'a jamais observé.

Approche Proposée (PWE): Justification



Approche Proposée (PWE)



Apprentissage:

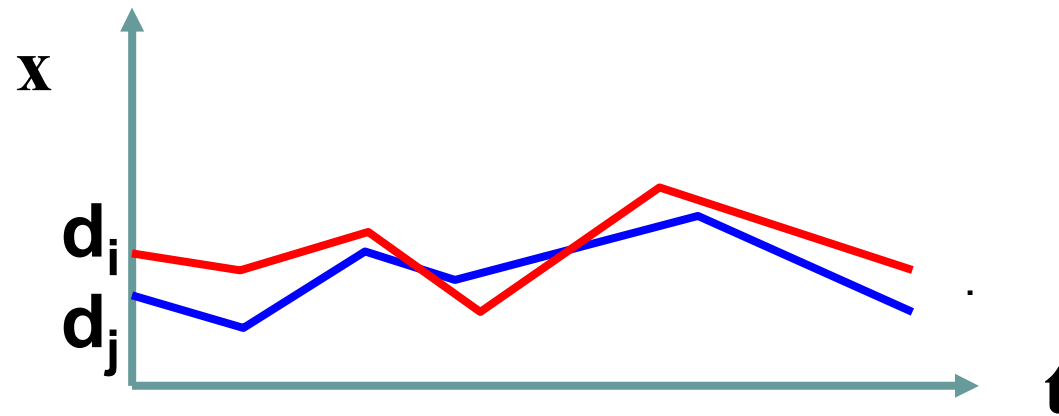
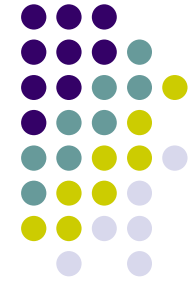
- Trouve les groupes et ses représentations (trajectoires moyennes) en deux pas.
- Peut utiliser tous les algorithmes qui marchent en mode Pairwise (utilisation d'une mesure de dissimilitude).
- Trouve le nombre de clusters en utilisant l'algorithme hiérarchique agglomératif Complete-Link.

Estimation:

- Basé sur le calcul de la vraisemblance d'une trajectoire partielle observé o_{partial} sous chaque un des chemins θ_k

$$P(o_{\text{partial}} | C_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} e^{-\frac{1}{2\sigma_k^2} \delta_{\text{partial}}(o_{\text{partial}}, \mu_k)^2}$$

PWE: Mesure de Dissimilitude



$$\delta(d_i, d_j) = \left(\frac{1}{\max(T_i, T_j)} \int_{t=0}^{\max(T_i, T_j)} (d_i(t) - d_j(t))^2 dt \right)^{1/2}$$

PWE:

Calcul du Nombre de Clusters

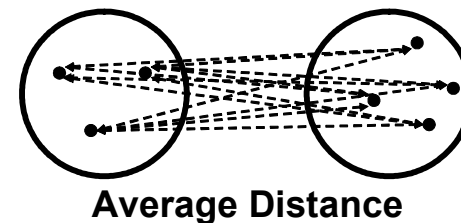
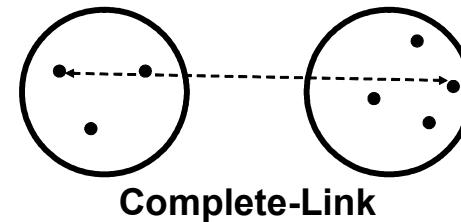
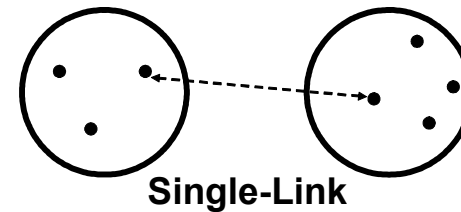


```
WHILE min( $\Delta$ ) < seuil DO
  fusionner la couple de
  clusters ayant la
  moindre distance en  $\Delta$ ;

  effacer les cellules
  de  $\Delta$  qui correspondent
  a la couple fusionné;

  créer des entrées en  $\Delta$ 
  pour le nouveau
  cluster;

END
```



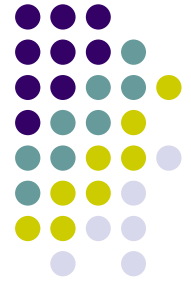
PWE: Deterministic Annealing



La appartenance $\langle M_{iv} \rangle$ dans un cluster est calculée de façon itérative:

```
INITIALISER  $\langle M_{iv} \rangle^0$  et  $\mathcal{E}_{iv}^{*0}$  AU HAZARD;  
température  $T \leftarrow T_0$ ;  
WHILE  $T > T_{\text{final}}$   
   $s \leftarrow 0$ ;  
  REPEAT  
    Estimation: Calculer  $\langle M_{iv} \rangle^{s+1}$  en fonction de  $\mathcal{E}_{iv}^{*s}$  ;  
  
    Maximisation: Calculer  $\mathcal{E}_{iv}^{*s+1}$  a partir de  $\langle M_{iv} \rangle^{s+1}$  ;  
     $s \leftarrow s+1$ ;  
  UNTIL tous (  $\langle M_{iv} \rangle^{s+1}$  ,  $\mathcal{E}_{iv}^{*s+1}$  ) convergent;  
  
   $T \leftarrow \eta T$ ;  $\langle M_{iv} \rangle^0 \leftarrow \langle M_{iv} \rangle^s$  ;  $\mathcal{E}_{iv}^{*0} \leftarrow \mathcal{E}_{iv}^{*s}$  ;  
END;
```

PWE: Calcul des Paramètres des Clusters



- Trajectoire Moyenne d'un cluster:

$$\mu_k(t) = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} d_i(t)$$

- Ecart type d'un cluster:

$$\sigma_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \delta(d_i, \mu_k)$$

PWE: Estimation de Mouvement



- On modele chaque cluster comme un gaussienne:

$$P(o_{partial} | C_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \delta_{partial}(o_{partial}, \mu_k)^2}$$

Ou:

$$\delta_{partial}(d_i, d_j) = \left(\frac{1}{T_{partial}} \int_{t=0}^{T_{partial}} (o_{partial}(t) - d_i(t))^2 dt \right)^{1/2}$$

PWE:

Comparaison avec EME

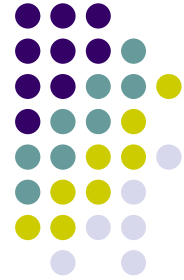


PWE:

- Trouve les groupes et leur représentations en deux pas.
- Calcule la valeur de K avec l'algorithme Complete-Link.
- Peut utiliser tous les algorithmes Pairwise Clustering.
- Représente les clusters avec la trajectoire moyenne.

EME:

- Trouve les groupes et leur représentations simultanément.
- Calcule la valeur de K avec un algorithme incrémental.
- Utilise l'algorithme Expectation-Maximization
- Représente les clusters avec des distributions gaussiennes.



Résultats Expérimentaux

Nous avons implémenté PWE avec CL et DA. Nous avons aussi implémenté EME et réalise un série des comparaisons.

Apprentissage:

- Génération d'un ensemble d'entraînement en utilisant un simulateur de trajectoires.
- Clusterisation avec EME, CL y CL + DA.

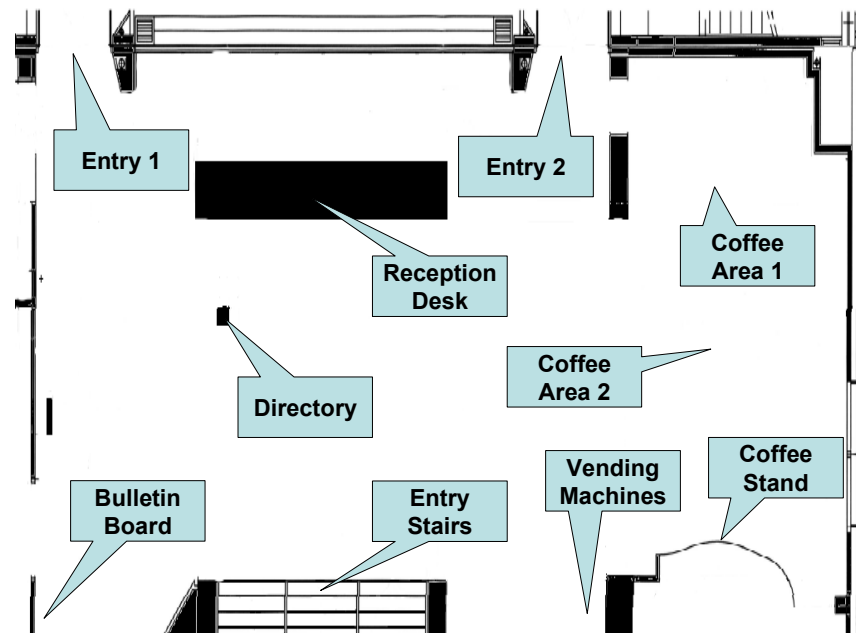
Estimation

- Génération d'un ensemble d'essai en utilisant un simulateur de trajectoires.
- Comparaison de résultats a l'aide d'une mesure de performance.

Résultats Expérimentaux: Génération de l'ensemble d'entraînement

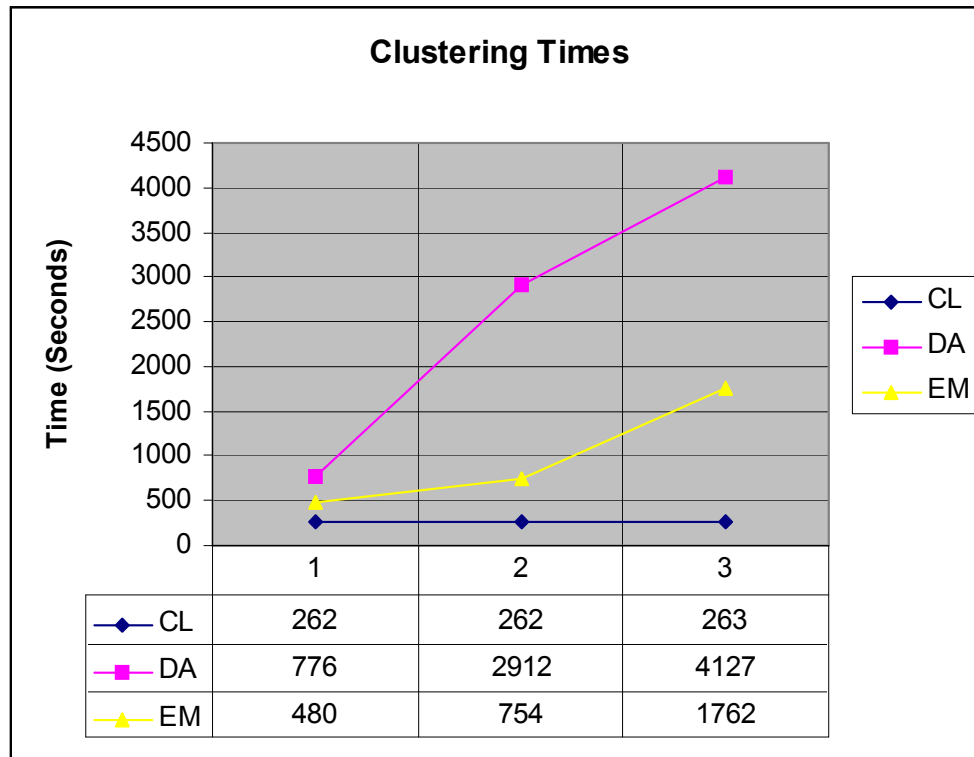


- 32 Prototypes de Trajectoires.
- Chaque prototype a entre 2 et 6 points de control.
- 1000 trajectoires.
- Même processus pour l'ensemble d'essai de 500 trajectoires



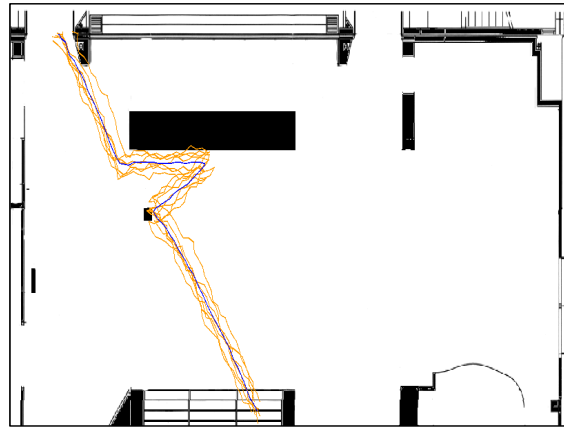
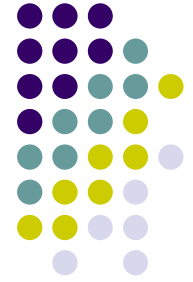
Résultats Expérimentaux:

Resultats de l'apprentissage

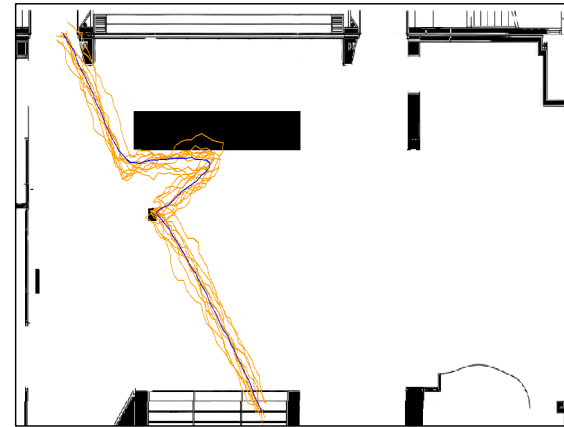


Algo	Paramètre	Nombre Clusters
CL	maxDistance=40cm	59
CL	maxDistance=30cm	101
CL	maxDistance=20cm	205
DA	K=59	59
DA	K=101	99
DA	K=205	138
EM	$\sigma=20\text{cm}$	36
EM	$\sigma=15\text{cm}$	53
EM	$\sigma=10\text{cm}$	133

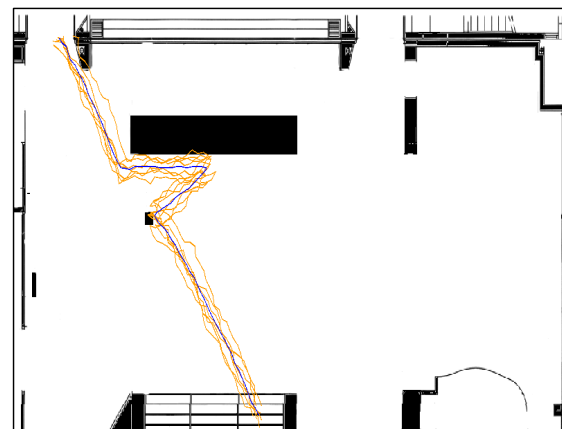
Résultats Expérimentaux: Exemples de Clusters



a) CL



b) DA



c) EM

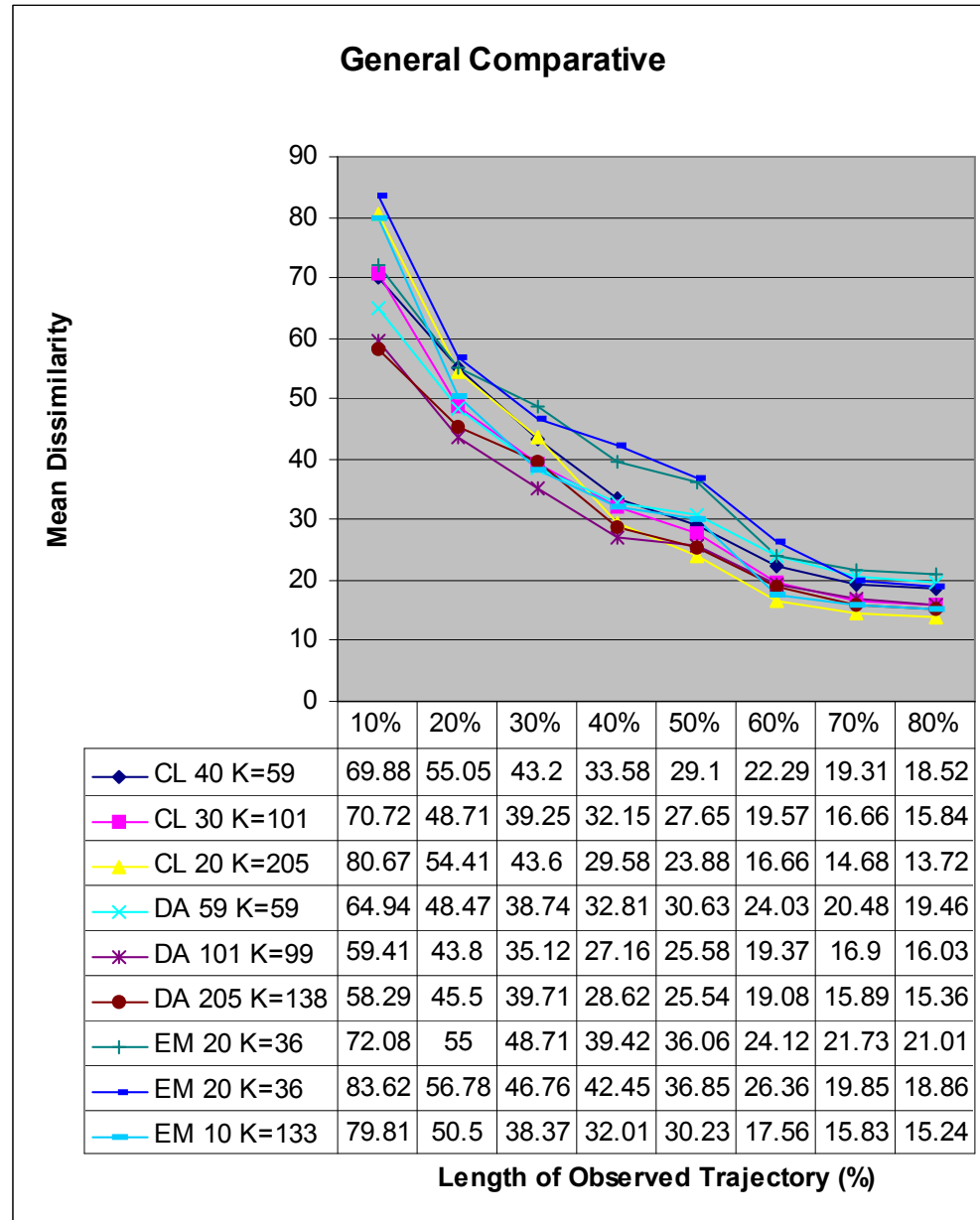
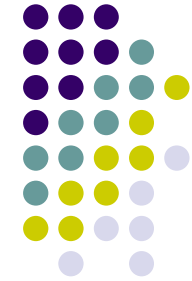
Résultats Expérimentaux: Mesure de Performance



```
Fonction PerformanceMetric(  $\chi, C, \text{percentage}$ )  
  result  $\leftarrow$  0;  
  FOR chaque trajectoire  $\chi_i$  in the test set  $\chi$  DO  
    calculate  $\chi_i^{\text{percentage}}$ ;  
  
    trouver le cluster  $C_k$  ayant la majeure  
      vraisemblance pour  $\chi_i^{\text{percentage}}$ ;  
    result  $\leftarrow$  result +  $\delta(\chi_i, \mu_k)$ ;  
  END FOR  
  result  $\leftarrow$  result /  $N_\chi$ ;
```

Résultats Expérimentaux:

Tableau de Performance





Conclusions

- Ce travail étudie le problème de la prédiction de mouvement en utilisant des connaissances préalables du mouvement d'un objet.

Conclusions:

Contributions



- Nous avons proposé une approche d'estimation de mouvement (PWE) basée sur clusters:
 - Nous avons défini une mesure de dissimilitude qui permet l'utilisation d'algorithmes qui réalisent pairwise clustering.
 - Nous avons proposé une façon de calculer le nombre de clusters en utilisant l'algorithme de clustering hiérarchique agglomératif Complete-Link.
 - Nous avons proposé un algorithme pour calculer la représentation d'un cluster de trajectoires.
 - Nous avons proposé la façon de calculer les paramètres statistiques μ et σ d'un cluster.
 - Nous avons proposé une façon de calculer la vraisemblance d'une trajectoire sous un cluster.

Conclusions:

Contributions (cont...)

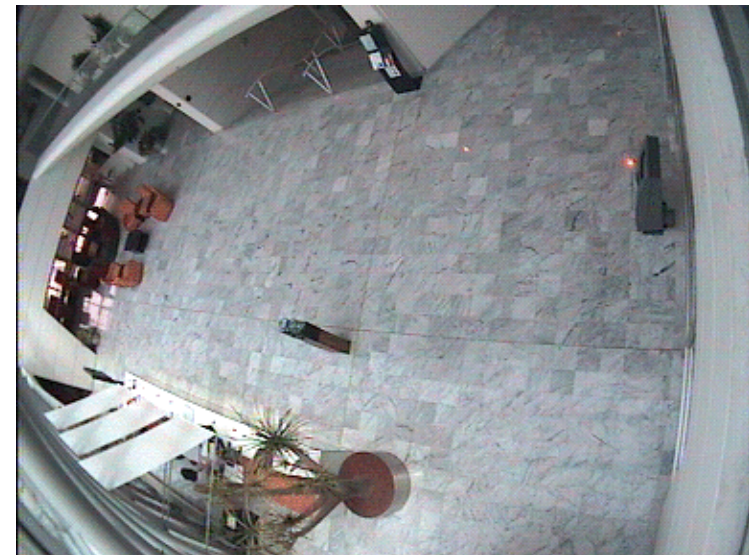
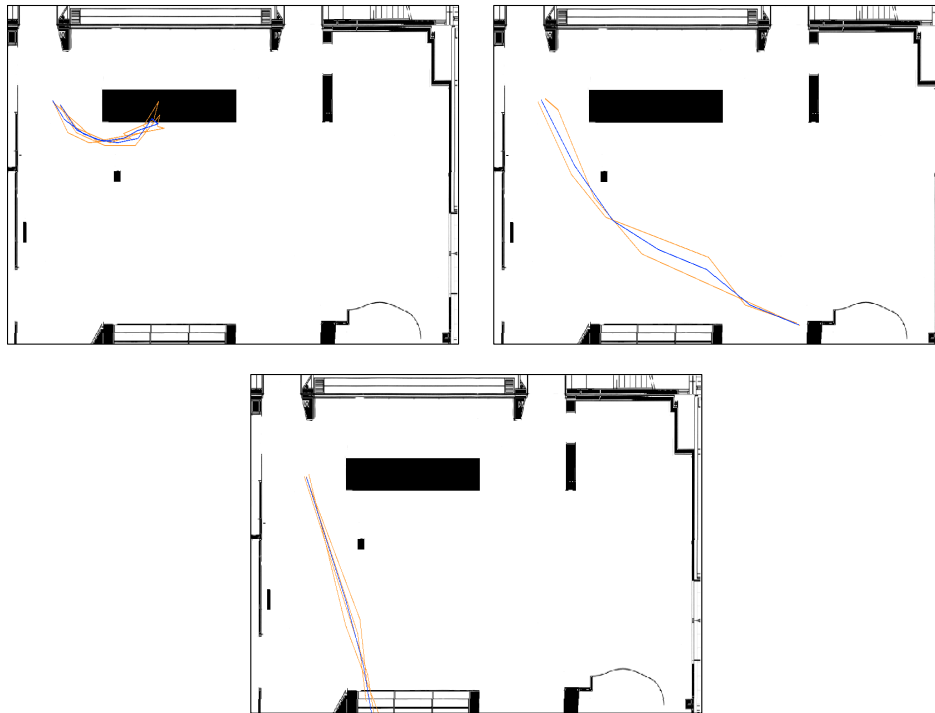


- Nous avons implémenté notre approche, ainsi comme l'approche présenté en [Bennewitz 02]
- Nous avons testé la performance de trois algorithmes de clusterisation (Complete-Link, Deterministic Annealing et Expectation-Maximization) en utilisant un mesure de performance que peut être utilisé pour autres algorithmes.

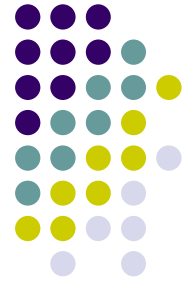
Conclusions: Perspectives



- Implémentation sur une plateforme réelle. Projet Park View en collaboration avec PRIMA.



Conclusions: Perspectives



- Intégration d'information de fréquence.
- Estimation en utilisant plusieurs modèles pondérées par rapport a leur vraisemblance.
- Extension du modèle pour prendre en compte les caractéristiques semi dynamiques de l'environnement.



Merci!

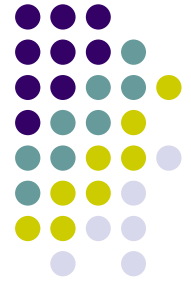
Résultats Expérimentaux:

Génération de l'ensemble d'entraînement (cont...)



1. Les points correspondant aux points de control sont générés en utilisant des distributions gaussiennes avec un écart type fixe.
2. Le mouvement a été simulé en avançant en pas fixes depuis le dernier point de control dans la direction du prochain d'accord a une distribution gaussienne. On considère avoir arrivé dans le prochain point de control quand on est plus près qu'un certain seuil.
3. Le pas 2 es répété jusqu'à on arrive au dernier point de control.

Quelques Concepts Importantes



- Configuration.
- Mouvement.
- Estimation de Mouvement.
- Horizon Temporelle.