

Suivi et Classification d'Objets Multiples : Contribution avec la Théorie des Fonctions de Croyance

Soutenance de thèse

Samir Hachour
samirhachour@yahoo.fr

Faculté des Sciences Appliquées
Université d'Artois
France

05 juin 2015



UNIVERSITÉ D'ARTOIS

Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

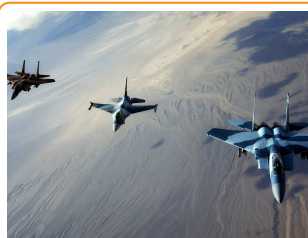
Motivations



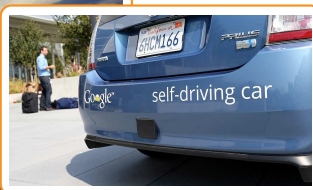
Motivations



Motivations



Motivations



Contexte

Suivi

Contexte

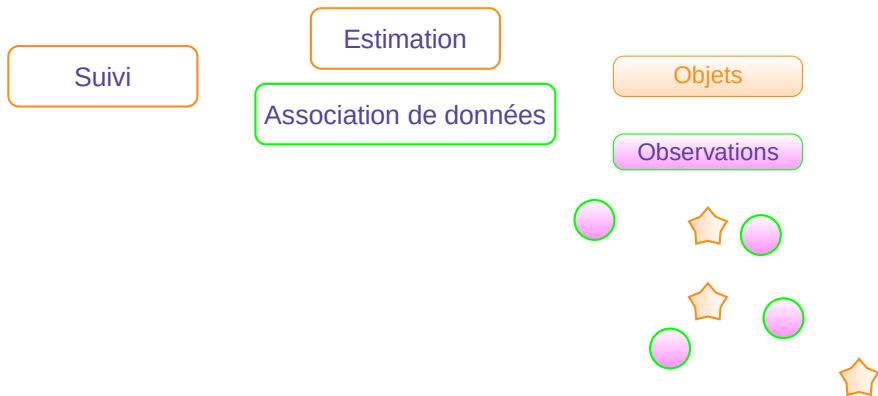
Suivi

Estimation

Objets



Contexte



Contexte

Suivi

Estimation

Association de données

Classification

Données cinématiques

Contexte

Suivi

Estimation

Association de données

Classification

Données cinématiques

Imperfections de capteurs

Fusion d'information

Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
 - Illustration
 - Formalisation
 - Solution proposée
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Illustration 1/2

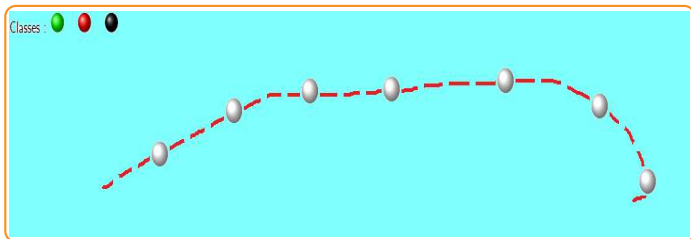
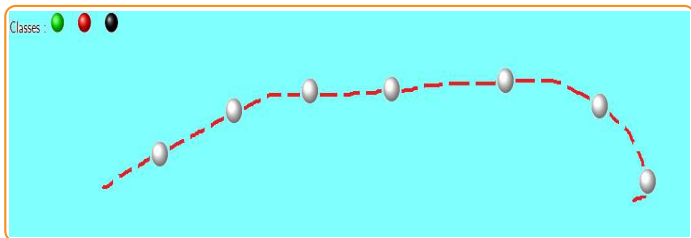


Illustration 1/2



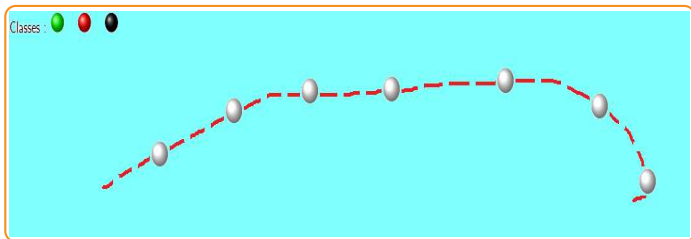
a priori ($k - 1$)

$$P_{k-1}(\text{green})$$

$$P_{k-1}(\text{red})$$

$$P_{k-1}(\text{black})$$

Illustration 1/2



Observation



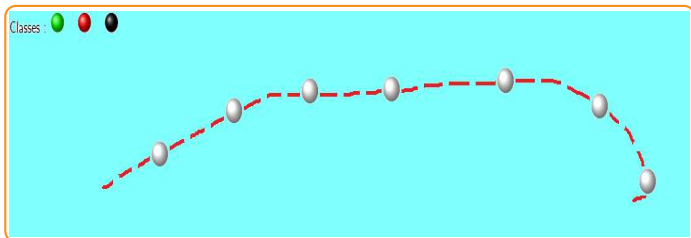
a priori ($k - 1$)

$P_{k-1}(\text{green})$

$P_{k-1}(\text{red})$

$P_{k-1}(\text{black})$

Illustration 1/2



Observation 

a priori ($k - 1$)

$$P_{k-1}(\text{green})$$

$$P_{k-1}(\text{red})$$

$$P_{k-1}(\text{black})$$

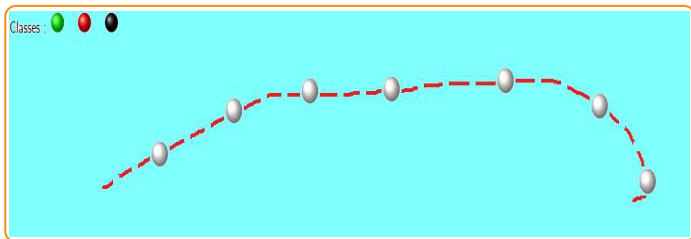
vraisemblances (k)

$$P_k(\text{gray} / \text{green})$$

$$P_k(\text{gray} / \text{red})$$

$$P_k(\text{gray} / \text{black})$$

Illustration 1/2



Observation



a priori ($k - 1$)

$$\begin{aligned} P_{k-1}(\text{green}) \\ P_{k-1}(\text{red}) \\ P_{k-1}(\text{black}) \end{aligned}$$

vraisemblances (k)

$$\begin{aligned} P_k(\text{gray} / \text{green}) \\ P_k(\text{gray} / \text{red}) \\ P_k(\text{gray} / \text{black}) \end{aligned}$$



a posteriori (k)

$$\begin{aligned} P_k(\text{green}) \\ P_k(\text{red}) \\ P_k(\text{black}) \end{aligned}$$

Illustration 2/2

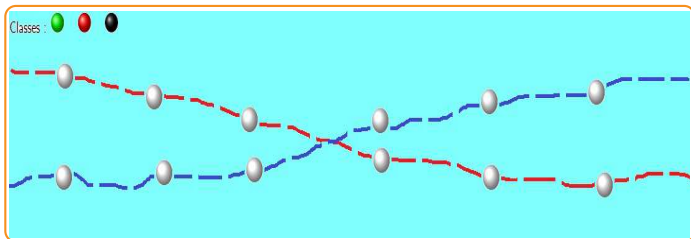
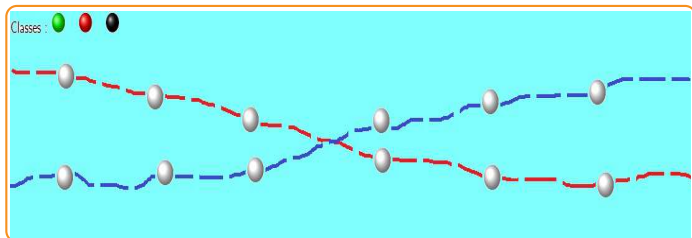


Illustration 2/2



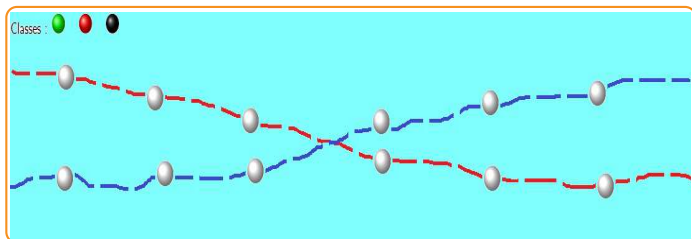
Objet 1

$P_{k-1}(\text{green})$
 $P_{k-1}(\text{red})$
 $P_{k-1}(\text{black})$

Objet 2

$P_{k-1}(\text{green})$
 $P_{k-1}(\text{red})$
 $P_{k-1}(\text{black})$

Illustration 2/2



Observations



Objet 1

 $P_{k-1}(\text{green})$ $P_{k-1}(\text{red})$ $P_{k-1}(\text{black})$

Objet 2

 $P_{k-1}(\text{green})$ $P_{k-1}(\text{red})$ $P_{k-1}(\text{black})$

Illustration 2/2

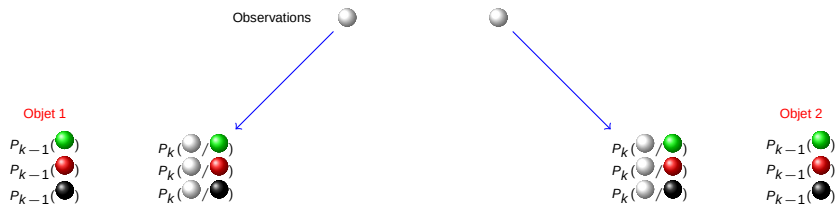
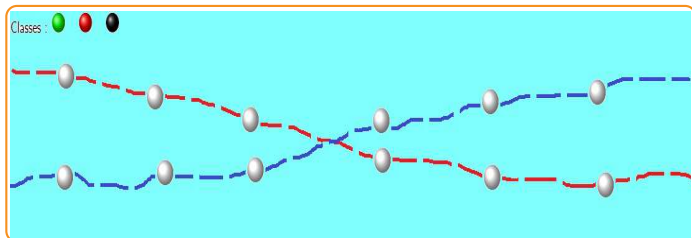


Illustration 2/2

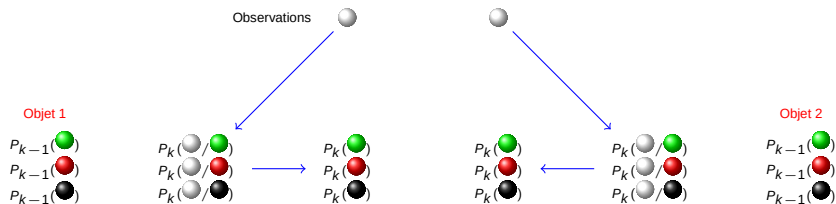
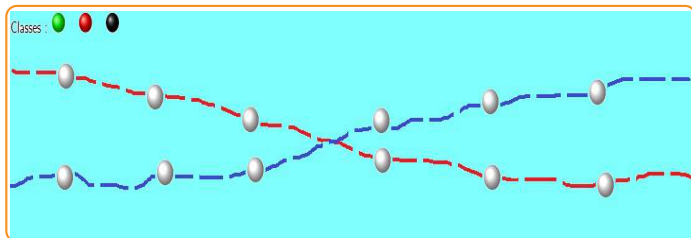


Illustration 2/2

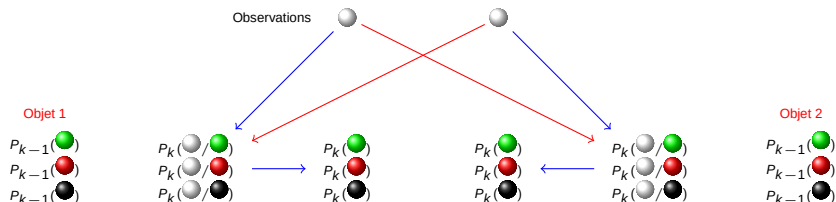
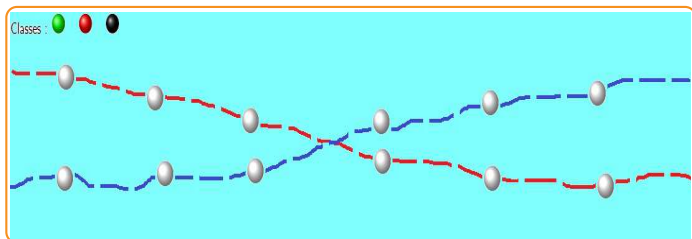
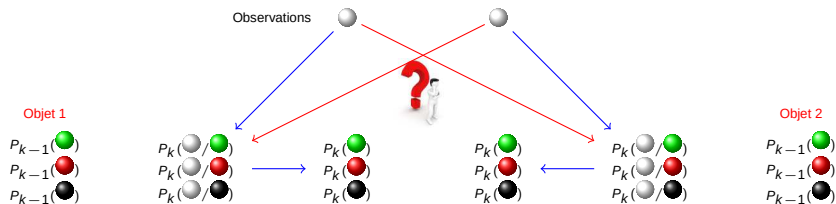
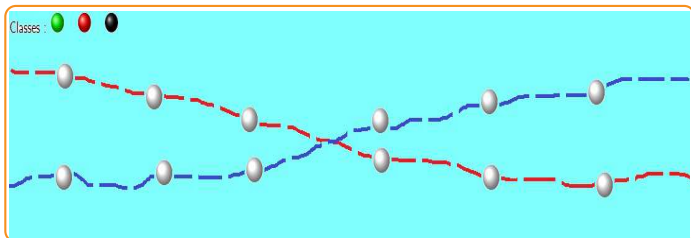


Illustration 2/2



Formalisation

$$\text{À résoudre : } p(x(k)|z(1:k)) = \frac{p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1))}{\int_{x(k)} p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1)) dx(k)}$$

$$p(x(k)|z(1:k-1)) = \int p(x(k)|x(k-1)) p(x(k-1)|z(1:k-1)) dx(k-1)$$

Formalisation

$$\text{À résoudre : } p(x(k)|z(1:k)) = \frac{p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1))}{\int_{x(k)} p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1)) dx(k)}$$

$$p(x(k)|z(1:k-1)) = \int p(x(k)|x(k-1)) p(x(k-1)|z(1:k-1)) dx(k-1)$$

$$\text{Modèle d'observation : } p(z(k)|x(k)) \sim z(k) = h(x(k), v(k))$$

$$\text{Modèle d'état : } p(x(k)|x(k-1)) \sim x(k) = f(x(k-1), w(k-1))$$

Formalisation

$$\text{À résoudre : } p(x(k)|z(1:k)) = \frac{p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1))}{\int_{x(k)} p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1)) dx(k)}$$

$$p(x(k)|z(1:k-1)) = \int p(x(k)|x(k-1)) p(x(k-1)|z(1:k-1)) dx(k-1)$$

$$\text{Modèle d'observation : } p(z(k)|x(k)) \sim z(k) = h(x(k), v(k))$$

$$\text{Modèle d'état : } p(x(k)|x(k-1)) \sim x(k) = f(x(k-1), w(k-1))$$

$$\text{Objectif : } \hat{x}(k) = \min_{x(k)} \int x(k) p(x(k)|z(1:k)) dx(k)$$

Formalisation

$$\text{À résoudre : } p(x(k)|z(1:k)) = \frac{p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1))}{\int_{x(k)} p(z(k)|x(k)) p(x(k)|z(1:k-1)) dx(k)}$$

$$p(x(k)|z(1:k-1)) = \int p(x(k)|x(k-1)) p(x(k-1)|z(1:k-1)) dx(k-1)$$

$$\text{Modèle d'observation : } p(z(k)|x(k)) \sim z(k) = h(x(k), v(k))$$

$$\text{Modèle d'état : } p(x(k)|x(k-1)) \sim x(k) = f(x(k-1), w(k-1))$$

$$\text{Objectif : } \hat{x}(k) = \min_{x(k)} \int x(k) p(x(k)|z(1:k)) dx(k)$$

Apparitions/disparitions

Fausses alarmes

Trajectoires conflictuelles

Approches adoptées

Filtrage Multi-modal interactif

Objectif : $p(x(k)|z(1:k), F_j) = \mathcal{N}(x(k), \hat{x}(k), P(k))$

Modèle d'état : $x(k) = F_j x(k-1) + w(k-1), \mathcal{N}(w, 0, Q)$

Modèle d'observation : $z(k) = Hx(k) + v(k), \mathcal{N}(v, 0, R)$

Approches adoptées

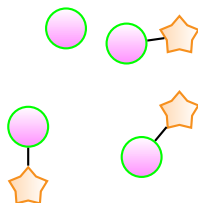
Filtrage Multi-modal interactif

Objectif : $p(x(k)|z(1:k), F_j) = \mathcal{N}(x(k), \hat{x}(k), P(k))$

Modèle d'état : $x(k) = F_j x(k-1) + w(k-1)$, $\mathcal{N}(w, 0, Q)$

Modèle d'observation : $z(k) = Hx(k) + v(k)$, $\mathcal{N}(v, 0, R)$

Association de données mono-scan et déterministe



Objets connus

Observations

Solution proposée

Prédictions

Prédiction Kalman :

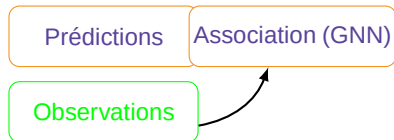
$$\begin{aligned}\bar{x}_{i,j}(k|k-1) &= F_j \hat{x}_{i,j}(k-1|k-1) \\ \bar{P}_{i,j}(k|k-1) &= F_j \hat{P}_{i,j}(k-1|k-1) F_j' + Q\end{aligned}$$

Quantités Globales :

$$\begin{aligned}\bar{x}_i(k|k-1) &= \sum_{j=1}^M \nu_j \bar{x}_{i,j}(k|k-1) \\ \bar{P}_i(k|k-1) &= \sum_{j=1}^M \nu_j \bar{P}_{i,j}(k|k-1)\end{aligned}$$

ν_j : probabilité du mode "j", " $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ "

Solution proposée



Solution proposée

Prédictions

Association (GNN)

Observations

Distances de Mahalanobis :

$$d_{i,j} = \sqrt{(z_j - \bar{z}_i)' S_i (z_j - \bar{z}_i)}, \quad \bar{z}_i = H \bar{x}_i, \quad \bar{S}_i = H \bar{P}_i H' + R$$

Matrice d'association :

	z_1	...	z_m
$\bar{z}_1$	$d_{1,1}$	...	$d_{1,m}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\bar{z}_n$	$d_{n,1}$	...	$d_{n,m}$
$\star_1$	λ	...	∞
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\star_m$	∞	...	λ

Résolution (algorithme Hongrois)

Solution proposée

Prédictions

Association (GNN)

Distances de Mahalanobis :

$$d_{i,j} = \sqrt{(z_j - \bar{z}_i)' S_i (z_j - \bar{z}_i)}, \quad \bar{z}_i = H \bar{x}_i, \quad \bar{S}_i = H \bar{P}_i H' + R$$

Matrice d'association :

λ est déduit de la table de χ^2 :

$$P(d_{i,j} < \lambda) = P(z_j | \bar{z}_i)$$

$\bar{z}_n$	$d_{n,1}$	...	$d_{n,m}$
$\star_1$	λ	...	∞
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\star_m$	∞	...	λ

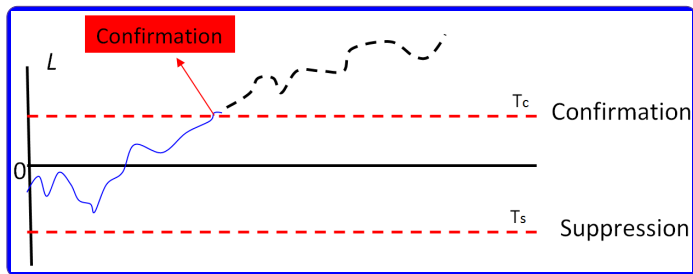
Résolution (algorithme Hongrois)

Solution proposée

Prédictions

Association (GNN)

Fonctions score



Solution proposée

Prédictions

Association (GNN)

Fonctions de coût

Mise à jour

Mise à jour des estimations :

$$\begin{aligned}(\hat{P}_{i,j}(k|k))^{-1} &= (\bar{P}_{i,j}(k|k-1))^{-1} + H' R^{-1} H \\ \hat{x}_{i,j}(k|k) &= \hat{P}_{i,j}(k|k) [(\bar{P}_{i,j}(k|k-1))^{-1} \bar{x}_{i,j}(k|k-1) + H' R^{-1} z(k)]\end{aligned}$$

Solution proposée

Prédictions

Association (GNN)

Fonctions scores

Mise à jour

Classification

Vraisemblances et probabilités des modes :

$$\Lambda_{i,j}(k) \text{ et } \nu_{i,j}(k)$$

Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
 - Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance
 - Classification Bayésienne
 - Classification crédale
 - Application 1 : classification d'objets aériens
 - Application 2 : classification de piétons
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Fonction de masse :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Fonction de masse :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

Affaiblissement d'une fonction de masse :

$$\begin{aligned} {}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A), \quad \forall A \subset \Omega, \\ {}^\alpha m(\Omega) &= (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha \end{aligned}$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Fonction de masse :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

Affaiblissement d'une fonction de masse :

$$\begin{aligned} {}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A), \quad \forall A \subset \Omega, \\ {}^\alpha m(\Omega) &= (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha \end{aligned}$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Fonction de masse :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

Affaiblissement d'une fonction de masse :

$$\begin{aligned} {}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A), \quad \forall A \subset \Omega, \\ {}^\alpha m(\Omega) &= (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha \end{aligned}$$

Fonction de plausibilité :

$$pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), \quad \forall A \subseteq \Omega$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 1/2

Cadre de discernement :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$$

Fonction de masse :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

Transformation pignistique :

$$BetP(\omega) = \sum_{\omega \subseteq A, A \subseteq \Omega} \frac{m(A)}{|A|(1-m(\emptyset))}, \quad \forall \omega \in \Omega,$$

Affaiblissement d'une fonction de masse

$$\begin{aligned} {}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A) \\ {}^\alpha m(\Omega) &= (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha \end{aligned}$$

Fonction de plausibilité :

$$pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), \quad \forall A \subseteq \Omega$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 2/2

Combinaison conjonctive :

$$m_{s_1 \odot s_2}(A) = (m_{s_1} \odot m_{s_2})(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_{s_1}(A_1) m_{s_2}(A_2)$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 2/2

Combinaison conjonctive :

$$m_{s_1 \odot s_2}(A) = (m_{s_1} \odot m_{s_2})(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_{s_1}(A_1) m_{s_2}(A_2)$$

Combinaison disjonctive :

$$m_{s_1 \oslash s_2}(A) = (m_{s_1} \oslash m_{s_2})(A) = \sum_{A_1 \cup A_2 = A} m_{s_1}(A_1) m_{s_2}(A_2)$$

Notions de base sur la théorie des fonctions de croyance 2/2

Combinaison conjonctive :

$$m_{s_1 \odot s_2}(A) = (m_{s_1} \odot m_{s_2})(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_{s_1}(A_1) m_{s_2}(A_2)$$

Combinaison disjonctive :

$$m_{s_1 \uplus s_2}(A) = (m_{s_1} \uplus m_{s_2})(A) = \sum_{A_1 \cup A_2 = A} m_{s_1}(A_1) m_{s_2}(A_2)$$

Théorème de Bayes Généralisé TBG :

$$m[z](A) = \prod_{\omega_j \in A} pl[\omega_j](z) (1 - \prod_{\omega_j \in \bar{A}} (1 - pl[\omega_j](z)))$$

Théorème de Bayes TB :

$$P(\omega_j|z) = \frac{P(\omega_j|z)P(\omega_j)}{\sum_{\omega_j} P(\omega_j|z)P(\omega_j)}$$

Classifieur Bayésien

Vraisemblances sur B

Vraisemblances des comportements $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$l_{b_i}(k) = \sum_{j=1}^{M_{b_i}} \nu^j(k) \mathcal{N}^j(k), \quad i \in \{1, 2, \dots, nb\},$$

Classifieur Bayésien

Vraisemblances sur B

Probabilités sur B

Probabilités sur l'espace des comportements $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$P(b_i|z(k)) = \frac{l_{b_i} P(b_i|z(k-1))}{\sum_{j=1}^{nb} l_{b_j} P(b_j|z(k-1))}$$

Classifieur Bayésien

Vraisemblances sur B

Probabilités sur B

Probabilités sur C

Probabilités sur l'espace des classes $C = \{c_1, c_2, \dots\}$

$$P(C) = T_1 \times P(B)$$

Classifieur crédal

Plausibilités sur B

Plausibilités des comportements $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$pl[b_j](z(k)) = \sum_{j=1}^{M_{b_j}} \nu^j(k) \mathcal{N}(k), \quad i \in \{1, 2, \dots, nb\}$$

Classifieur crédal

Plausibilités sur B

Fonction de masse sur B

Fonctions de masse sur $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$m^B[z(k)](A) = \prod_{b_i \in A} pl[b_i](z(k)) (1 - \prod_{b_i \in \bar{A}} (1 - pl[b_i](z(k))))$$

$$m^B(k) = m^B(k) \odot m^B(k-1)$$

Classifieur crédal

Plausibilités sur B

Fonction de masse sur B

Fonctions de masse sur C

Fonctions de masse sur $C = \{c_1, c_2, \dots\}$

$$m^C = T_2 \times m^B$$

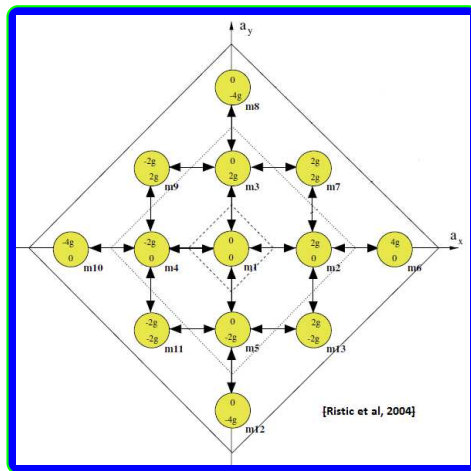
Description

Surveillance de l'espace aérien

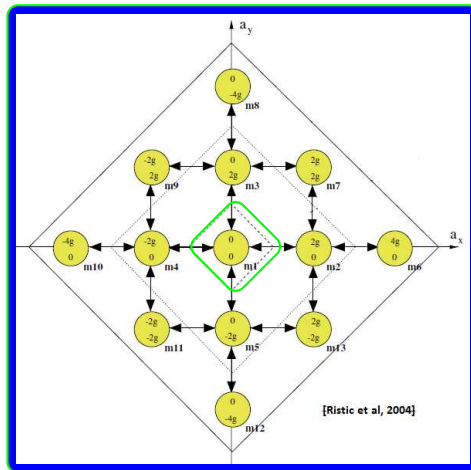


Description

Modes d'accélération

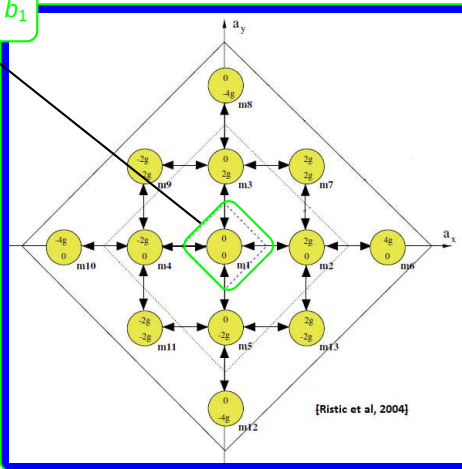


Description



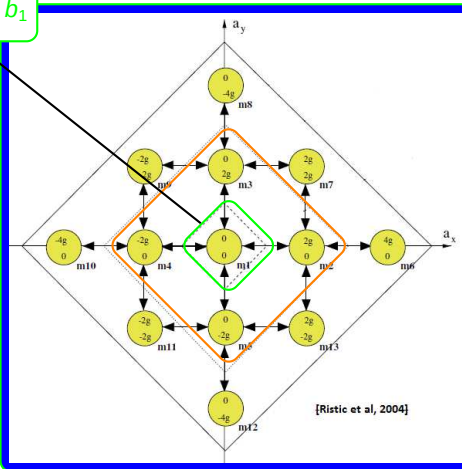
Description

Comportement b_1

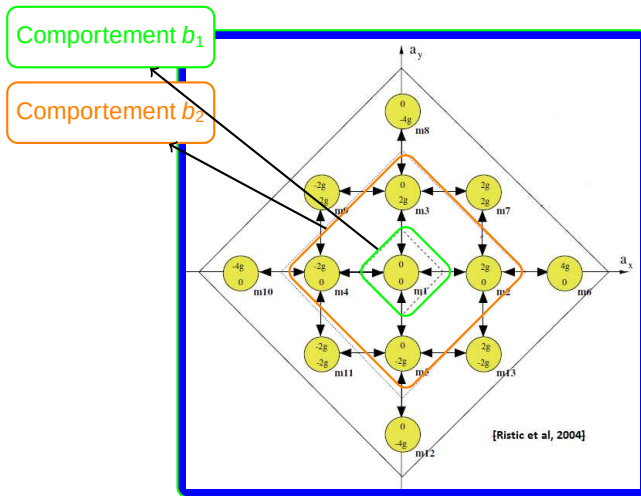


Description

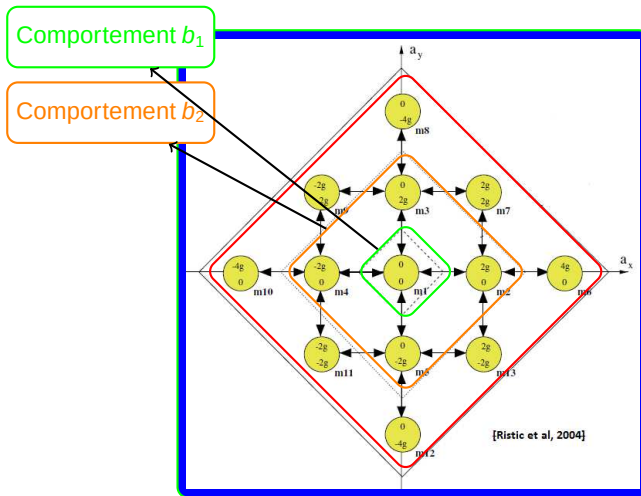
Comportement b_1



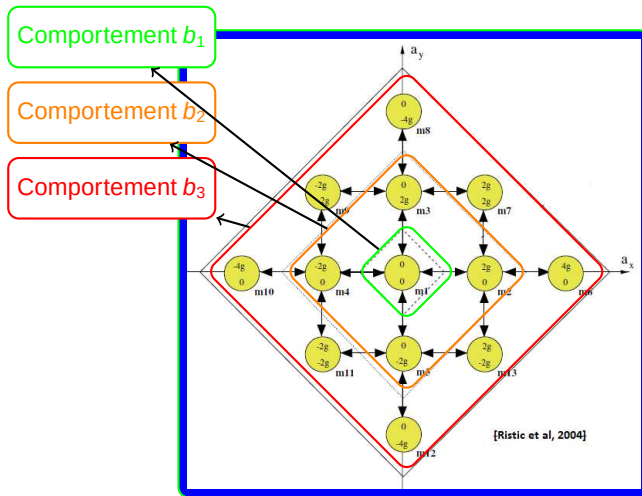
Description



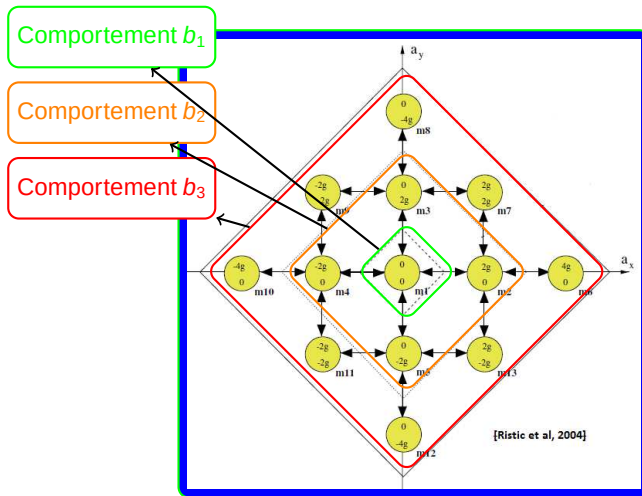
Description



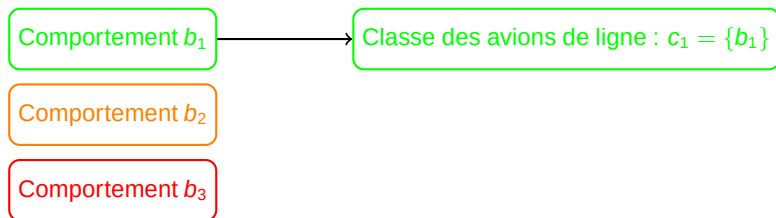
Description



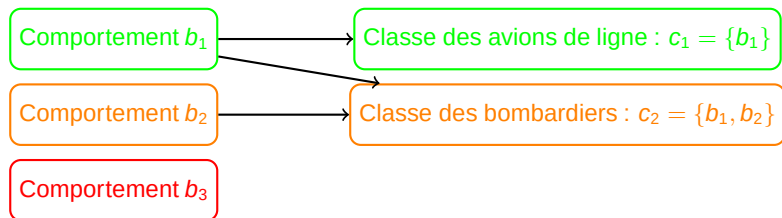
Description



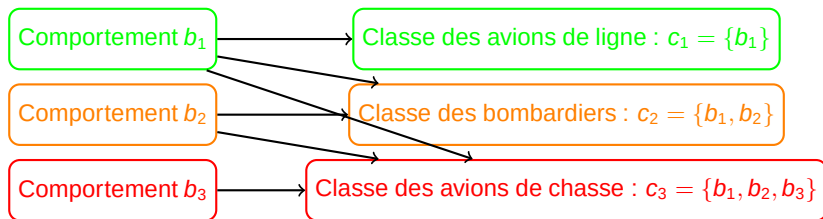
Description



Description

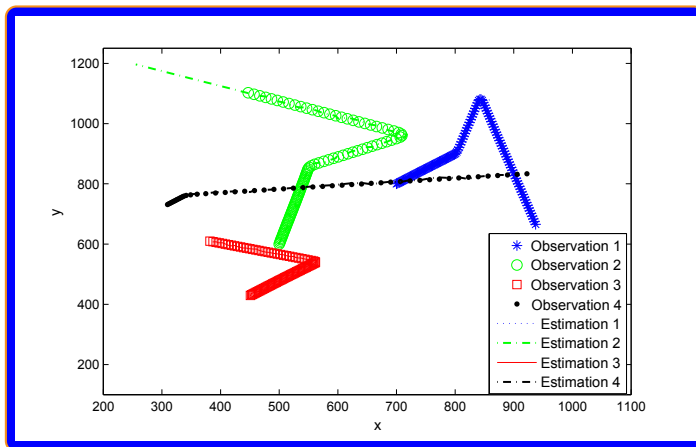


Description



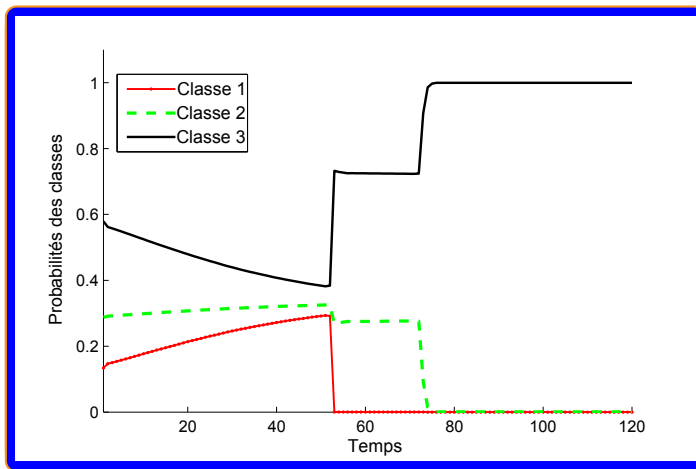
Résultats de simulation

Trajectoires des objets



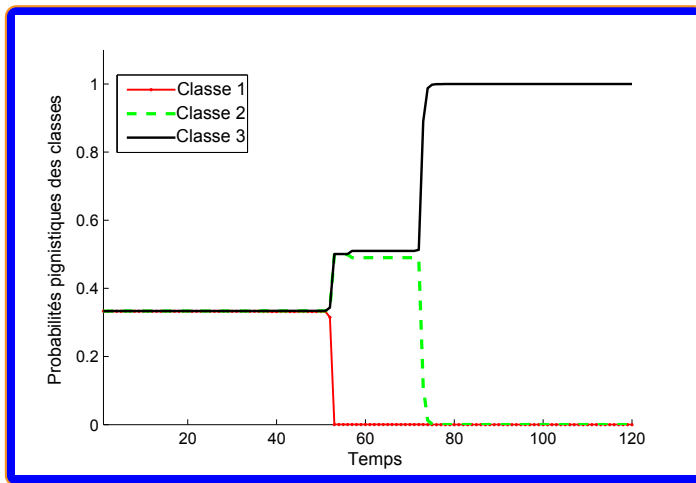
Résultats de simulation

Classification Bayésienne



Résultats de simulation

Classification crédale



Résultats de simulation

Classification Bayésienne

		$P(b_1)$	$P(b_2)$	$P(b_3)$
$T_1 =$	$P(c_1)$	1/3	0	0
	$P(c_2)$	1/3	1/2	0
	$P(c_3)$	1/3	1/2	1

Résultats de simulation

Classification crédale

	$\emptyset$	b_1	b_2	$\{b_1, b_2\}$	b_3	$\{b_1, b_3\}$	$\{b_2, b_3\}$	$\{b_1, b_2, b_3\}$
$T_2 =$	$\emptyset$	1	0	0	0	0	0	0
	c_1	0	0	0	0	0	0	0
	c_2	0	0	0	0	0	0	0
	$\{c_1, c_2\}$	0	0	0	0	0	0	0
	c_3	0	0	0	1	0	0	0
	$\{c_1, c_3\}$	0	0	0	0	0	0	0
	$\{c_2, c_3\}$	0	0	1	0	0	1	0
	$\{c_1, c_2, c_3\}$	0	1	0	1	1	0	1

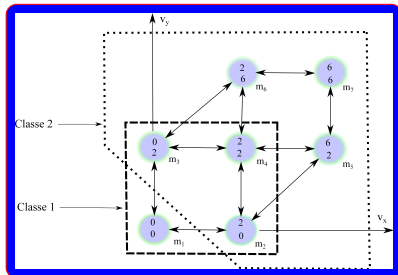
Description

Surveillance de piétons



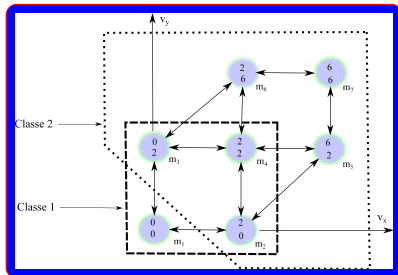
Description

Modes de vitesse



Description

Modes de vitesse



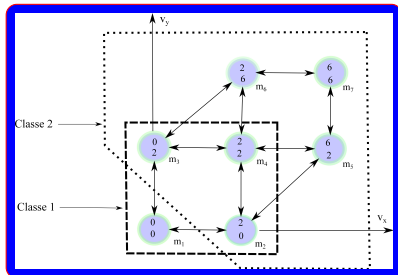
Statique : b_1

Marche : b_2

Course : b_3

Description

Modes de vitesse



Statique : b_1

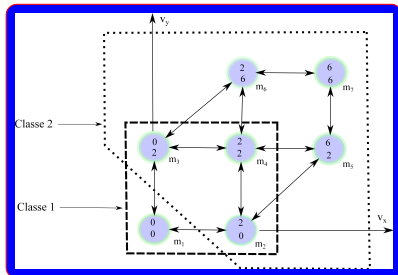
Marche : b_2

Course : b_3

Classe des promeneurs : $c_1 = \{b_1, b_2\}$

Description

Modes de vitesse



Statique : b_1

Marche : b_2

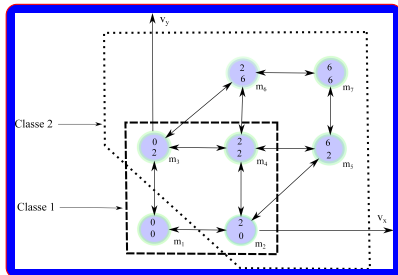
Course : b_3

Classe des promeneurs : $c_1 = \{b_1, b_2\}$

Classe des sportifs : $c_2 = \{b_2, b_3\}$

Description

Modes de vitesse



Statique : b_1

Marche : b_2

Course : b_3

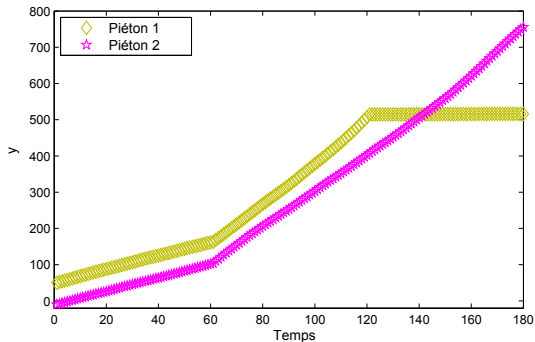
Classe des promeneurs : $c_1 = \{b_1, b_2\}$

Promeneur $\Leftrightarrow$ sportif

Classe des sportifs : $c_2 = \{b_2, b_3\}$

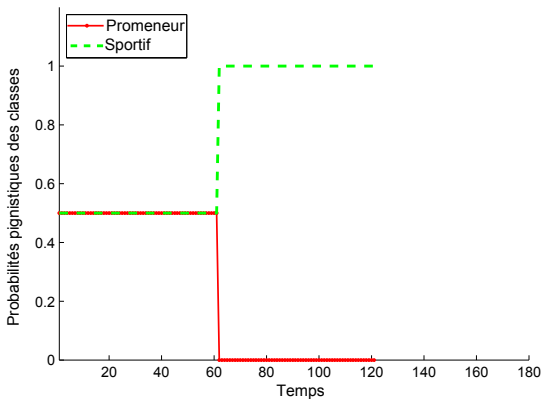
Résultats de simulation

Scénario de deux piétons



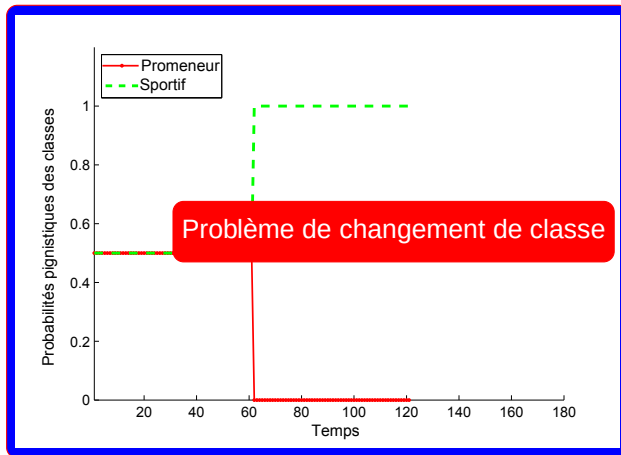
Résultats de simulation

Application du classifieur crédal



Résultats de simulation

Application du classifieur crédal



Résultats de simulation

Plausibilités sur B

Fonctions de masse sur B

Fonctions de masse sur C

Fonctions de masse sur $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$m^B(k) = m^B(k) \odot m^B(k-1)$$

Résultats de simulation

Plausibilités sur B

Fonctions de masse sur B

Fonctions de masse sur C

Fonctions de masse sur $B = \{b_1, b_2, \dots\}$

$$m^B(k) = m^B(k) \odot m^B(k-1)$$

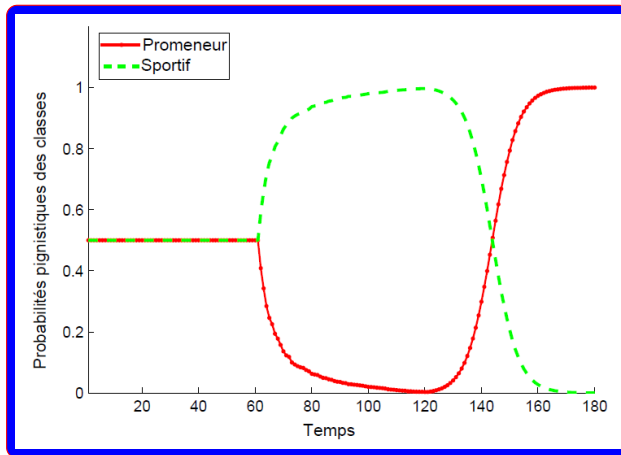


Opération d'affaiblissement
(facteur d'oubli α)

$$\begin{aligned} {}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A), \quad \forall A \subset B, \\ {}^\alpha m(B) &= (1 - \alpha)m(B) + \alpha. \end{aligned}$$

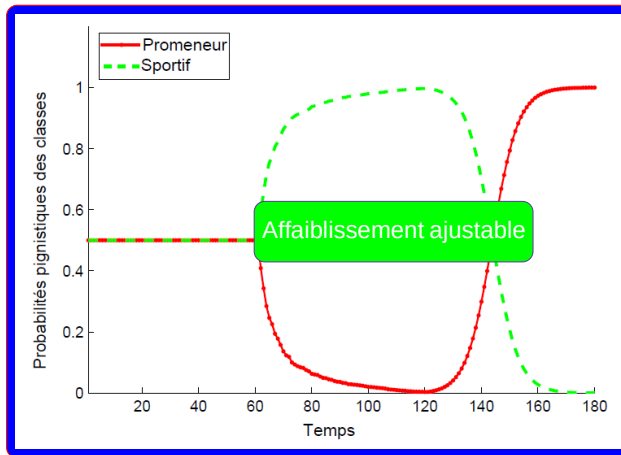
Résultats de simulation

Classification crédal avec affaiblissement



Résultats de simulation

Classification crédal avec affaiblissement

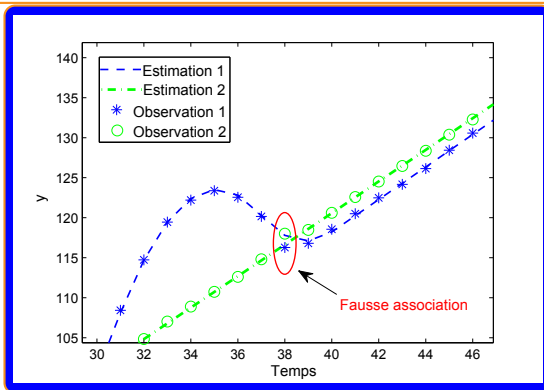


Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
 - Motivations
 - Solutions existantes
 - Solutions proposées
 - Comparaisons des algorithmes
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

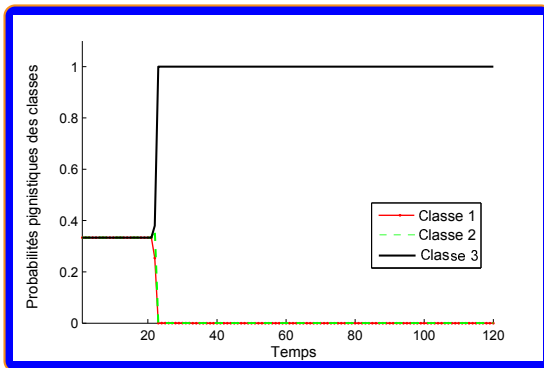
Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Scénario conflictuel : avion de chasse et avion de ligne



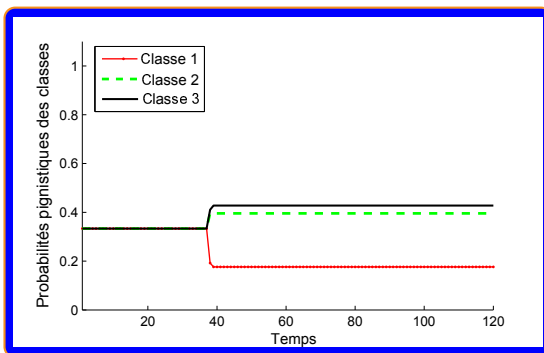
Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Classification de l'avion de chasse



Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Classification de l'avion de ligne



Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Remède : solutions multi-scans et/ou probabilistes

Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Remède : solutions multi-scans et/ou probabilistes

Inconvénient : complexité calculatoire

Pourquoi l'association déterministe crédale ?

Remède : solutions multi-scans et/ou probabilistes

Inconvénient : complexité calculatoire

Motivation : solution mono-scan crédales

Méthodes d'association crédales

Dencœux et al. 2014

Mercier et al. 2011

Lauff. et al. 2013

Fayad et al. 2012

Méthodes d'association crédales

Dencœux et al. 2014

Mercier et al. 2011

Lauff. et al. 2013

Fayad et al. 2012

Calcul des fonctions de masse :

$$\left\{ \begin{array}{lll} m_{i,j}(\{1\}) & = & \alpha_{i,j} \\ m_{i,j}(\{0\}) & = & \beta_{i,j} \\ m_{i,j}(\{0,1\}) & = & 1 - \alpha_{i,j} - \beta_{i,j} \end{array} \right. \quad \begin{array}{lll} = & \sigma \exp(-\gamma d_{i,j}) \\ = & \sigma(1 - \exp(-\gamma d_{i,j})) \\ = & 1 - \sigma \end{array}$$

$$r_{i,j} = \{0,1\} \longrightarrow \{\bar{z}_i, z_j\}$$

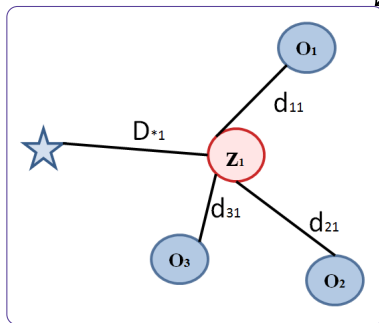
Méthodes d'association crédales

Denœux et al. 2014

Mercier et al. 2011

Lauff. et al. 2013

Fayad et al. 2012



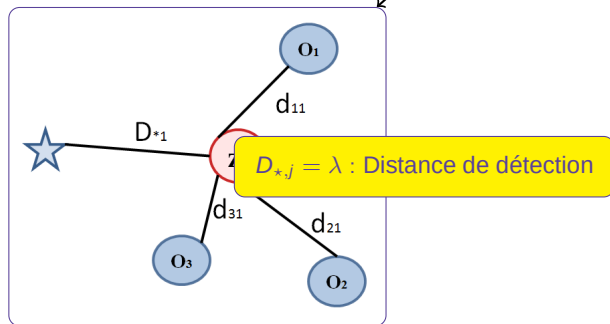
Méthodes d'association crédales

Dencœux et al. 2014

Mercier et al. 2011

Lauff. et al. 2013

Fayad et al. 2012



Mise en relation des solutions existantes

Solution de Dencœux et al.

Solution de Mercier et al.

Solution de Lauffenburger et al.

Dépendent du paramètre : γ

Mise en relation des solutions existantes

Solution de Dencœux et al.
Solution de Mercier et al.
Solution de Lauffenburger et al.

Dépendent du paramètre : γ

Plus proche voisin GNN
Solution de Fayad et Hamadeh

Dépendent du paramètre : λ .

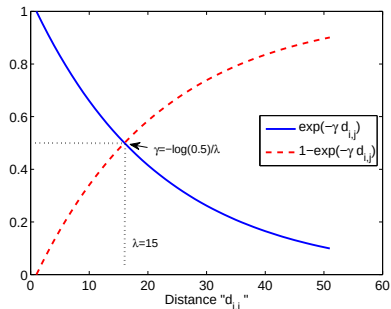
Mise en relation des solutions existantes

Solution de Dencœux et al.
Solution de Mercier et al.
Solution de Lauffenburger et al.

Dépendent du paramètre : γ

Plus proche voisin GNN
Solution de Fayad et Hamadeh

Dépendent du paramètre : λ .



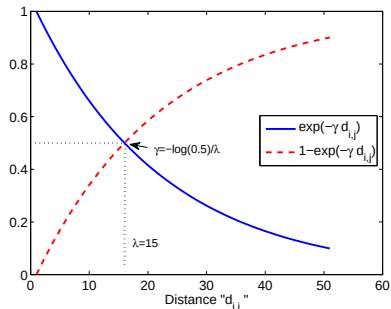
Mise en relation des solutions existantes

Solution de Denœux et al.
Solution de Mercier et al.
Solution de Lauffenburger et al.

Dépendent du paramètre : γ

Plus proche voisin GNN
Solution de Fayad et Hamadeh

Dépendent du paramètre : λ .



$$\alpha_{i,j} = \beta_{i,j} = 0.5$$

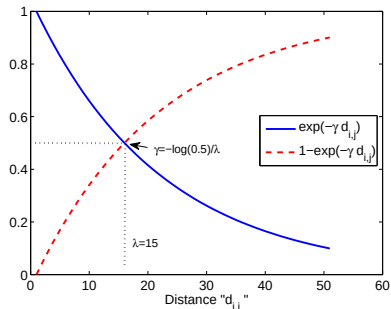
Mise en relation des solutions existantes

Solution de Dencœux et al.
Solution de Mercier et al.
Solution de Lauffenburger et al.

Dépendent du paramètre : γ

Plus proche voisin GNN
Solution de Fayad et Hamadeh

Dépendent du paramètre : λ .



$$\alpha_{i,j} = \beta_{i,j} = 0.5$$

$$\exp(-\gamma\lambda) = 1 - \exp(-\gamma\lambda)$$

$$\gamma = \frac{-\log(0.5)}{\lambda}$$

Idée de base

Information de base sans paramètre

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$p/[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$pl[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

Fonctions de vraisemblance :

$$pl[\bar{z}_i](z_j) = \frac{\exp[-d_{i,j}^2/2]}{\sqrt{(2\pi)^q \det(S_i)}}$$

Ristic et Smets, 2005 :

$$pl[\bar{z}_i](z_j) = \frac{2d_{i,j}}{\sqrt{2\pi}} \exp(-d_{i,j}^2/2) + \operatorname{erfcf}(d_{i,j}/2)$$

Caron et al., 2008 :

$$pl[\bar{z}_i](z_j) = 1 - \operatorname{chi2cdf}(d_{i,j})$$

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$p/[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$pl[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

$$pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j))$$

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$pl[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

$$pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j))$$

Problème : z_j très souvent associées à $\star_j$

Idée de base

Information de base sans paramètre

$$pl[z_j](\bar{z}_i) = f(d_{i,j}) \quad i = 1, \dots, n$$

$$pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j))$$

Problème : z_j très souvent associées à $\star_j$

Solution : introduction d'un paramètre μ

Solution proposée 1

Plausibilités pl

Calcul des plausibilités :

$$\begin{cases} pl[\bar{z}_i](z_j) = f(\mu \times d_{i,j}), \forall i \in \{1, \dots, n\} \forall j \in \{1, \dots, m\} \\ pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j)) \end{cases}$$

Solution proposée 1

Plausibilités $p/$

Fonctions de masse m

Calcul des fonctions de masse :

$$m[z_j](A) = \prod_{i \in A} p/[\bar{z}_i](z_j) \prod_{i \in \bar{A}} (1 - p/[\bar{z}_i](z_j)), \quad \forall A \subseteq \Theta_j$$
$$\Theta_j = \{\bar{z}_1, \dots, \bar{z}_n, \star_j\}$$

Solution proposée 1

Plausibilités $p/$

Fonctions de masse m

Probabilités $Betp$

Probabilités pignistiques :

$$BetP_{i,j} = \sum_{\bar{z}_j \in A} \frac{m[z_j](A)}{|A|(1-m[z_j](\emptyset))}$$

Solution proposée 1

Plausibilités p_l Fonctions de masse m Probabilités $Betp$

Résolution

Problème d'optimisation :

$$\max \sum_i \sum_j BetP_{i,j} r_{i,j}$$

Contraintes :

$$\sum_i r_{i,j} \leq 1$$

$$\sum_j r_{i,j} = 1$$

Solution proposée 2

Plausibilités pl Fonctions de masse m Probabilités $Betp$

Résolution

Calcul des plausibilités (vraisemblances):

$$pl[\bar{z}_i](z_j) = f(d_{i,j}), \forall i \in \{1, \dots, n\} \forall j \in \{1, \dots, m\}$$
$$pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j))$$

Solution proposée 2

Plausibilités pl Fonctions de masse m Probabilités $Betp$

Résolution

Calcul des plausibilités (vraisemblances):

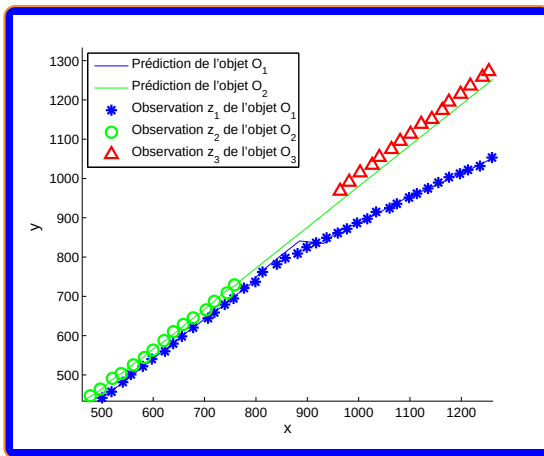
$$pl[\bar{z}_i](z_j) = f(d_{i,j}), \forall i \in \{1, \dots, n\} \forall j \in \{1, \dots, m\}$$
$$pl[\star_j](z_j) = 1 - \max_{i=1, \dots, n} (pl[\bar{z}_i](z_j))$$

$$\mu pl[\bar{z}_i](z_j) = \mu \times pl[\bar{z}_i](z_j) + (1 - \mu), \forall i \in \{1, \dots, n\}$$
$$\mu pl[\star_j](z_j) = \mu \times pl[\star_j](z_j)$$

$\mu \in [0, 1]$: correction par rapport au bruit

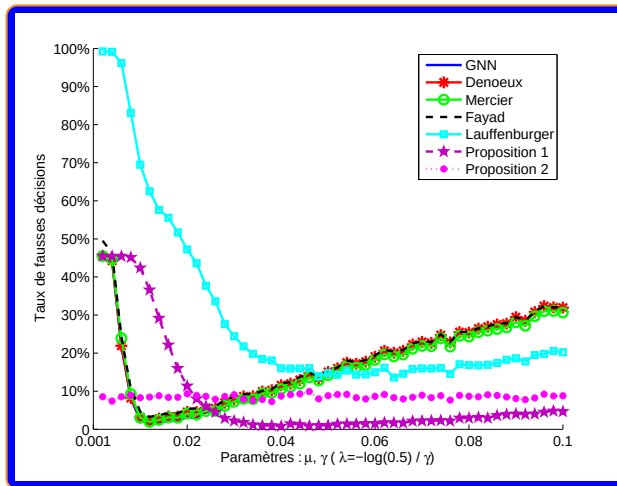
Simulation 1

Trajectoires des objets



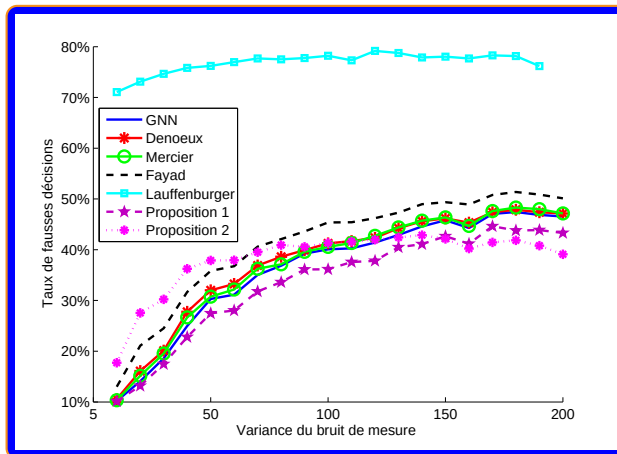
Simulation 1

Performances des algorithmes



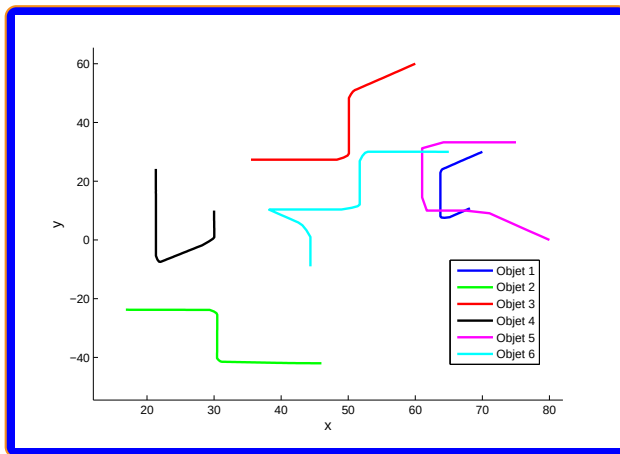
Simulation 1

Test de robustesse



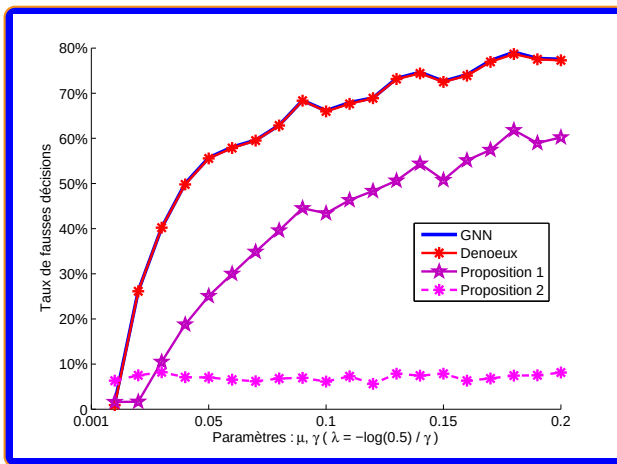
Simulation 2 : exemple de la littérature (1/2)

Scenario de six objets [Blair et al., 1996]



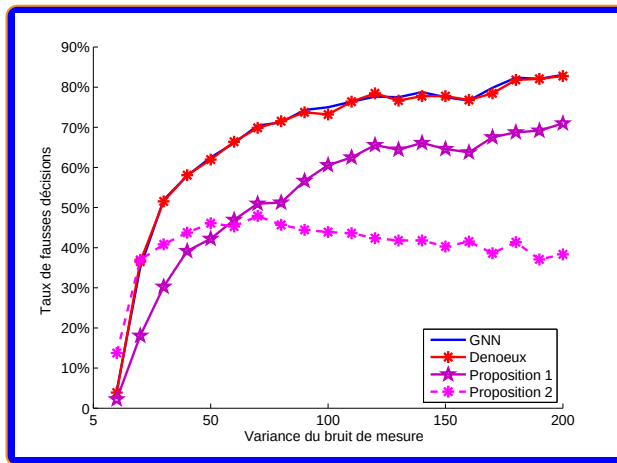
Simulation 2 : exemple de la littérature (1/2)

Performances des algorithmes



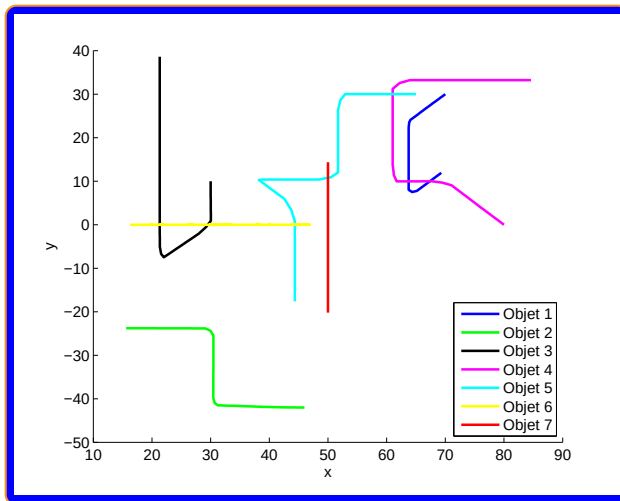
Simulation 2 : exemple de la littérature (1/2)

Test de robustesse



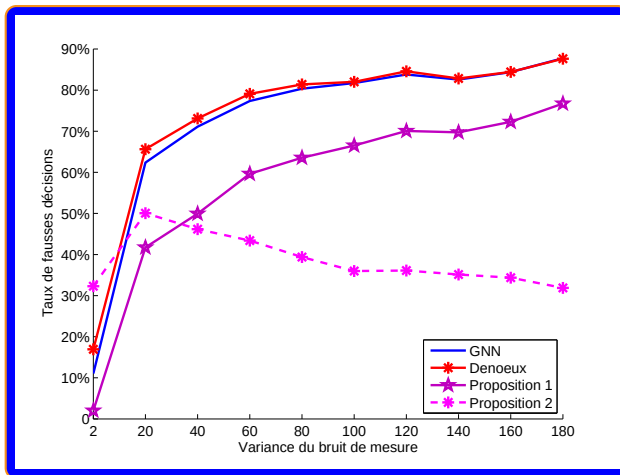
Simulation 2 : exemple de la littérature (2/2)

Scenario de sept objets



Simulation 2 : exemple de la littérature (2/2)

Test de robustesse sans apprentissage de paramètres



Éléments de justification

Relation entre λ et γ

$$\alpha_{i,j} = \alpha_{i,j}$$
$$\gamma = \frac{-\log(0.5)}{\lambda}$$

Éléments de justification

Relation entre λ et γ

$$\alpha_{i,j} = \alpha_{i,j}$$
$$\gamma = \frac{-\log(0.5)}{\lambda}$$

Relation entre λ et μ

$$pI[\{\star_j\}](z_j) = pI[\{\bar{z}_j\}](z_j)$$
$$\mu = \frac{-\log \sqrt{2\pi|\bar{S}_j|}}{\lambda^2}$$

Éléments de justification

Relation entre λ et γ

$$\alpha_{i,j} = \alpha_{i,j}$$

$$\gamma = \frac{-\log(0.5)}{\lambda}$$

Relation entre λ et μ

$$pI[\{\star_j\}](z_j) = pI(\{\bar{z}_j\})(z_j)$$

$$\mu = \frac{-\log \sqrt{2\pi|\bar{S}_j|}}{\lambda^2}$$

Simulation 3 : temps de calcul en secondes pour des associations ($n \times n$)

	GNN	Denœux	Proposition	Lauff.	Mercier	Fayad
$n = 4$	0.039	0.058	0.172	0.114	0.243	0.285
$n = 7$	0.041	0.061	0.225	0.175	643.965	683.966
$n = 10$	0.047	0.068	0.286	0.604	> 2h	> 2h
$n = 13$	0.051	0.070	0.808	4.907	> 2h	> 2h
$n = 16$	0.055	0.071	6.863	85.423	> 2h	> 2h
$n = 19$	0.05	0.072	58.776	$\approx 1h$	> 2h	> 2h
$n = 22$	0.058	0.075	689.101	> 2h	> 2h	> 2h
$n = 25$	0.063	0.076	$\approx 1h$	> 2h	> 2h	> 2h

Simulation 3 : temps de calcul en secondes pour des associations ($n \times n$)

	GNN	Denœux	Proposition	Lauff.	Mercier	Fayad
$n = 4$	0.039	0.058	0.172	0.114	0.243	0.285
$n = 7$	0.041	0.061	0.225	0.175	643.965	683.966
$n = 10$	0.047	0.068	0.286	0.604	> 2h	> 2h
$n = 13$	0.051	0.070	0.808	4.907	> 2h	> 2h
$n = 16$	0.055	0.071	6.863	85.423	> 2h	> 2h
$n = 19$	0.05	0.072	58.776	$\approx 1h$	> 2h	> 2h
$n = 22$	0.058	0.075	689.101	> 2h	> 2h	> 2h
$n = 25$	0.063	0.076	$\approx 1h$	> 2h	> 2h	> 2h

Denœux et al. et GNN : polynomiales $O(n^3)$

Simulation 3 : temps de calcul en secondes pour des associations ($n \times n$)

	GNN	Denœux	Proposition	Lauff.	Mercier	Fayad
$n = 4$	0.039	0.058	0.172	0.114	0.243	0.285
$n = 7$	0.041	0.061	0.225	0.175	643.965	683.966
$n = 10$	0.047	0.068	0.286	0.604	> 2h	> 2h
$n = 13$	0.051	0.070	0.808	4.907	> 2h	> 2h
$n = 16$	0.055	0.071	6.863	85.423	> 2h	> 2h
$n = 19$	0.05	0.072	58.776	$\approx 1h$	> 2h	> 2h
$n = 22$	0.058	0.075	689.101	> 2h	> 2h	> 2h
$n = 25$	0.063	0.076	$\approx 1h$	> 2h	> 2h	> 2h

Denœux et al. et GNN : polynomiales $O(n^3)$

Propositions et Lauffenburger : polynomiales $O(n^f)$, $f > 3$

Simulation 3 : temps de calcul en secondes pour des associations ($n \times n$)

	GNN	Dencœux	Proposition	Lauff.	Mercier	Fayad
$n = 4$	0.039	0.058	0.172	0.114	0.243	0.285
$n = 7$	0.041	0.061	0.225	0.175	643.965	683.966
$n = 10$	0.047	0.068	0.286	0.604	> 2h	> 2h
$n = 13$	0.051	0.070	0.808	4.907	> 2h	> 2h
$n = 16$	0.055	0.071	6.863	85.423	> 2h	> 2h
$n = 19$	0.05	0.072	58.776	$\approx 1h$	> 2h	> 2h
$n = 22$	0.058	0.075	689.101	> 2h	> 2h	> 2h
$n = 25$	0.063	0.076	$\approx 1h$	> 2h	> 2h	> 2h

Dencœux et al. et GNN : polynomiales $O(n^3)$

Propositions et Lauffenburger : polynomiales $O(n^f)$, $f > 3$

Fayad et Hamadeh et Mercier et al. : exponentielles

Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
 - Motivation
 - Solution proposée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Motivation

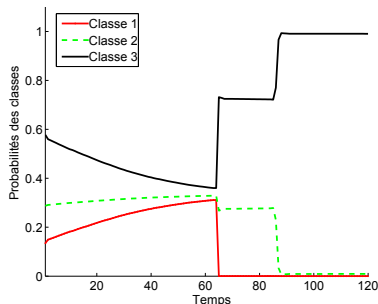
Modèle d'observation : $z(k) = Hx(k) + v(k)$, $v(k) \nearrow$

Motivation

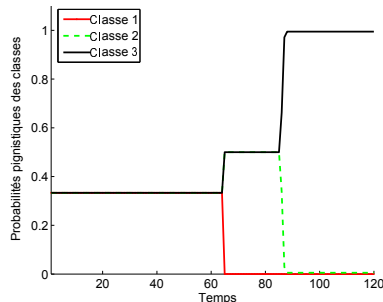
Modèle d'observation : $z(k) = Hx(k) + v(k)$, $v(k) \nearrow$

Capteur fiable

Classification Bayésienne



Classification crédale

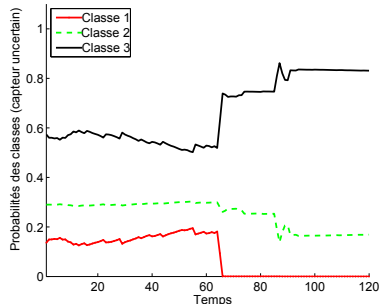


Motivation

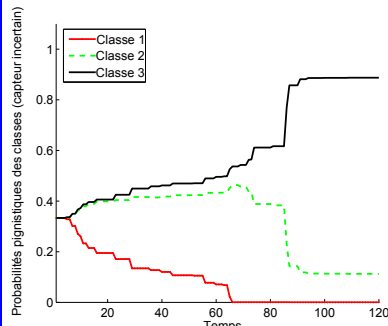
Modèle d'observation : $z(k) = Hx(k) + v(k)$, $v(k) \nearrow$

Capteur non fiable

Classification Bayésienne

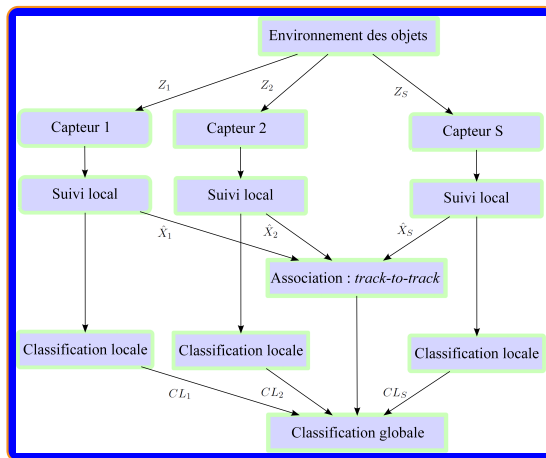


Classification crédale



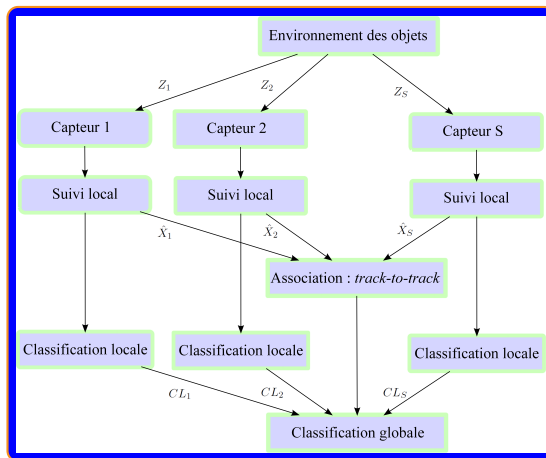
Description

Solution multi-capteurs centralisée



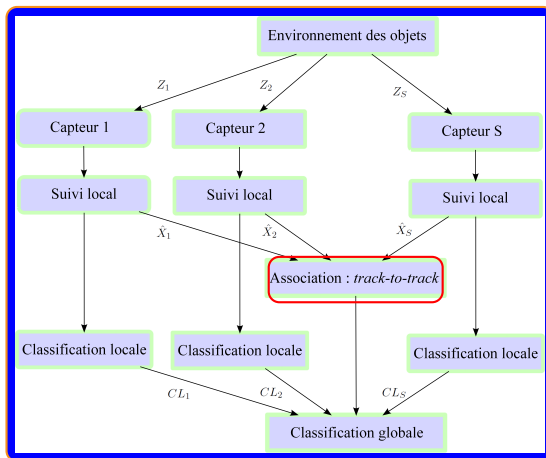
Description

Solution multi-capteurs centralisée



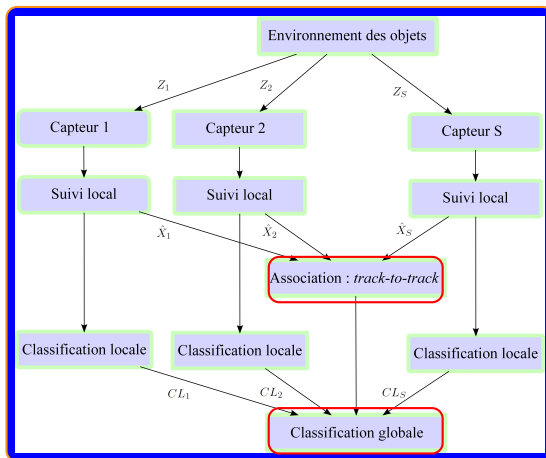
Description

Solution multi-capteurs centralisée



Description

Solution multi-capteurs centralisée



Classification globale

Fusions Bayésiennes

Théorème des probabilités totales :

$$P_{1 \cap 2}(\bar{z}_i | c_j) = \frac{P_1(\bar{z}_i | c_j) P_2(\bar{z}_i | c_j)}{\sum_{c_l \in C} P_1(\bar{z}_i | c_l) P_2(\bar{z}_i | c_l)}$$

Autres lois de fusion :

$$P_{1,2}(\bar{z}_i | c_j) = \Psi(P_1(\bar{z}_i | c_j), P_2(\bar{z}_i | c_j))$$
$$\Psi \in \{\min, \max, \text{moyenne}, \dots\}$$

Classification globale

Fusions Bayésiennes

Théorème des probabilités totales :

$$P_{1 \cap 2}(\bar{z}_i | c_j) = \frac{P_1(\bar{z}_i | c_j) P_2(\bar{z}_i | c_j)}{\sum_{c_l \in C} P_1(\bar{z}_i | c_l) P_2(\bar{z}_i | c_l)}$$

Autres lois de fusion :

$$P_{1,2}(\bar{z}_i | c_j) = \Psi(P_1(\bar{z}_i | c_j), P_2(\bar{z}_i | c_j))$$

$$\Psi \in \{\min, \max, \text{moyenne}, \dots\}$$

Fusions crédales

Fusion conjonctive :

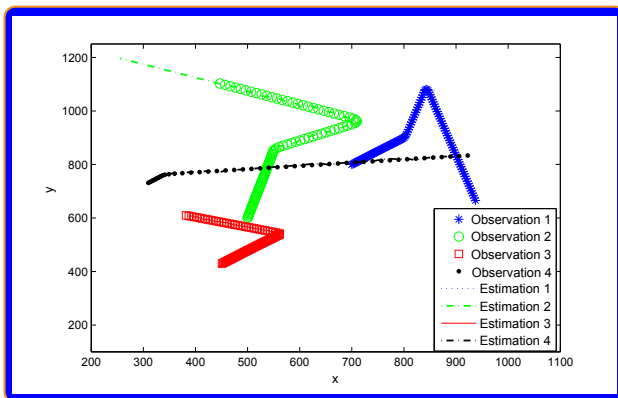
$$m_{1 \odot 2}(A) = \sum_{\substack{A_1 \cap A_2 = A \\ A_1, A_2 \subseteq C}} m_1(A_1) m_2(A_2)$$

Fusion disjonctive :

$$m_{1 \oplus 2}(A) = \sum_{\substack{A_1 \cup A_2 = A \\ A_1, A_2 \subseteq C}} m_1(A_1) m_2(A_2)$$

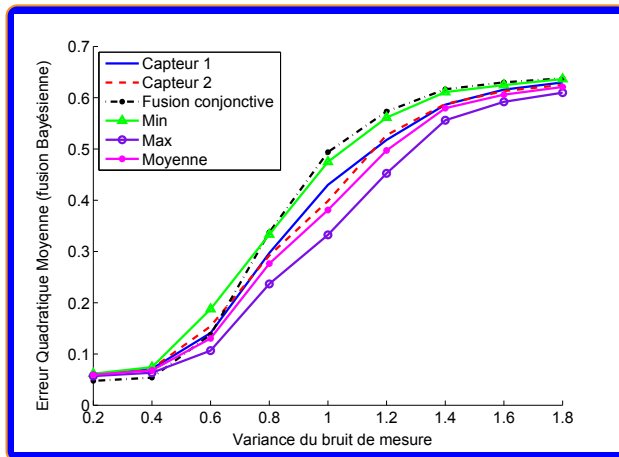
Résultats de simulation

Scénario simulé



Résultats de simulation

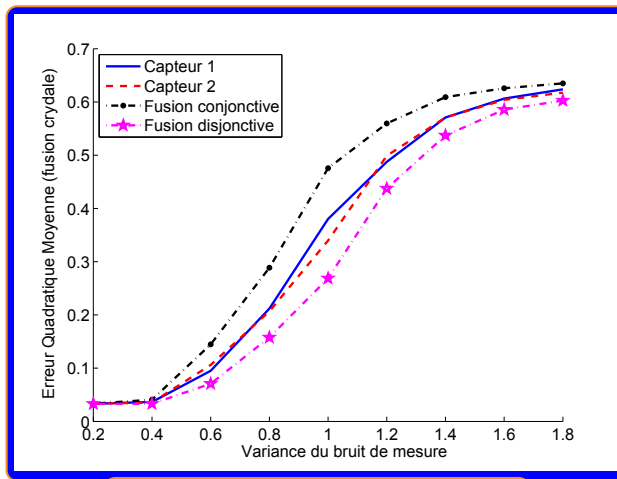
Fusion Bayésienne



$$EQM = (\hat{P} - P)'(\hat{P} - P)$$

Résultats de simulation

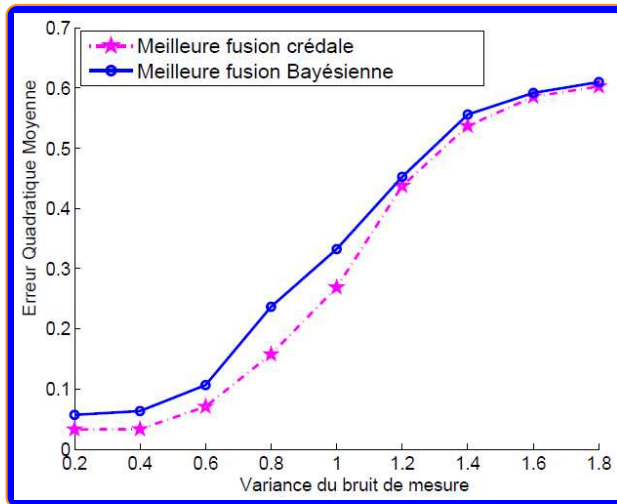
Fusion crédale



$$EQM = (\hat{BetP} - BetP)'(\hat{BetP} - BetP)$$

Résultats de simulation

Meilleures classifications



Éléments de justification

Cadre de discernment : { , ,  }

Éléments de justification

Cadre de discernment : { , ,  }

Fonction de masse (source s_1) :

$$m_{s_1}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.65$$

$$m_{s_1}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.35$$

Fonction de masse (source s_2) :

$$m_{s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.9$$

$$m_{s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.1$$

Éléments de justification

Cadre de discernement : { , ,  }

Fonction de masse (source s_1) :

$$m_{s_1}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.65$$

$$m_{s_1}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.35$$

Fonction de masse (source s_2) :

$$m_{s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.9$$

$$m_{s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.1$$

Combinaison conjonctive :

$$m_{s_1 \odot s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.59$$

$$m_{s_1 \odot s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.41$$

Éléments de justification

Cadre de discernment : { , ,  }

Fonction de masse (source s_1) :

$$m_{s_1}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.65$$

$$m_{s_1}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.35$$

Fonction de masse (source s_2) :

$$m_{s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.9$$

$$m_{s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.1$$

Combinaison conjonctive :

$$m_{s_1} \odot_{s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.59$$

$$m_{s_1} \odot_{s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.41$$

Combinaison disjonctive :

$$m_{s_1} \cup_{s_2}(\{ \text{green}, \text{red}, \text{black} \}) = 0.96$$

$$m_{s_1} \cup_{s_2}(\{ \text{red}, \text{black} \}) = 0.04$$

Plan

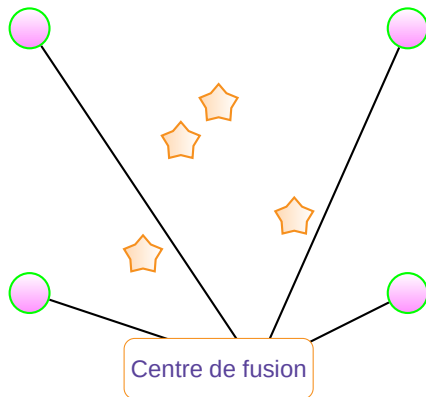
- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
 - Motivation
 - Consensus en temps fini
 - Classification distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Motivation

Système



Motivation



Système

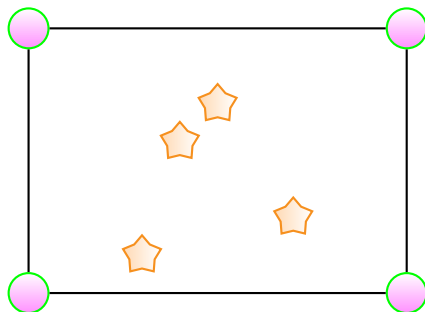
Capteurs

Approches centralisées

- **Approches centralisées:** [Blackman and Popoli, 1999], [Bar-Shalom, 1990]



Motivation



Système

Capteurs

Approches centralisées

Approches distribuées

Centre de fusion

● **Approches centralisées:** [Blackman and Popoli, 1999],
[Bar-Shalom, 1990]

● **Approches distribuées basées sur le consensus:**
[Olfati-Saber, 2007], [Kamal, A.T et al., 2013]



Consensus en temps fini

Consensus en temps fini :

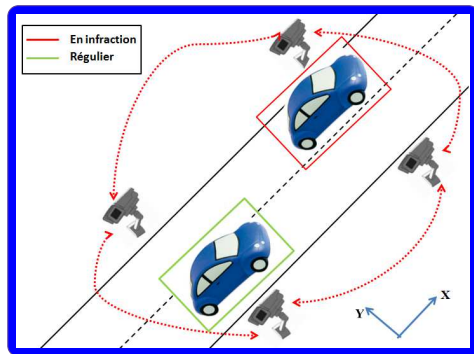
$$y(t+1) = Q(t)y(t)$$

$$\prod_{t=1}^{eig(L)} Q(t) = \frac{1}{N} \mathbf{1}\mathbf{1},$$

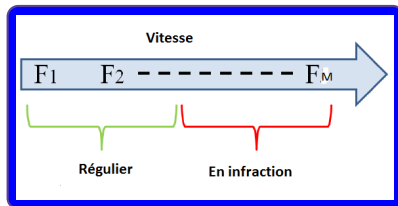
$Q=f(L)$, L : Laplacienne [Kibangou, 2012]

Classification distribuée

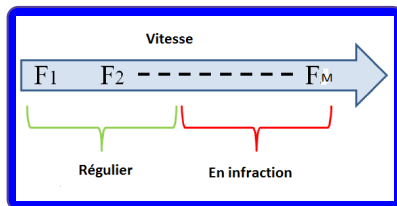
Systeme d'intérêt



Classification distribuée



Classification distribuée

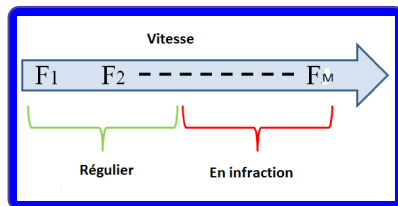


Probabilités des classes

$$p_k(c_j|z(k)) = \alpha p_{k-1}(c_j) \prod_{i=1}^{N^t} \lambda(z_i(k)|c_j)$$

où α est une constante de normalisation

Classification distribuée



Probabilités des classes

$$p_k(c_j|z(k)) = \alpha p_{k-1}(c_j) \prod_{i=1}^{N^t} \lambda(z_i(k)|c_j)$$

où α est une constante de normalisation

$$W = \prod_{i=1}^{N^t} \lambda(z_i(k)|c_j)$$

$$W' = \frac{1}{N} \log(W) = \frac{1}{N^t} \sum_{i=1}^{N^t} \log(\lambda(z_i(k)|c_j))$$

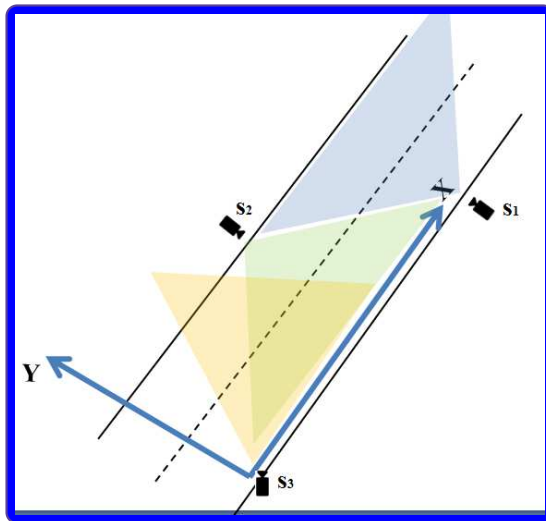
$$W' = \text{ave}(\{\log(\lambda(z_i(k)|c_j))\}_{i=1}^{N^t})$$

Vraisemblances globales

$$W = \exp(N^t W')$$

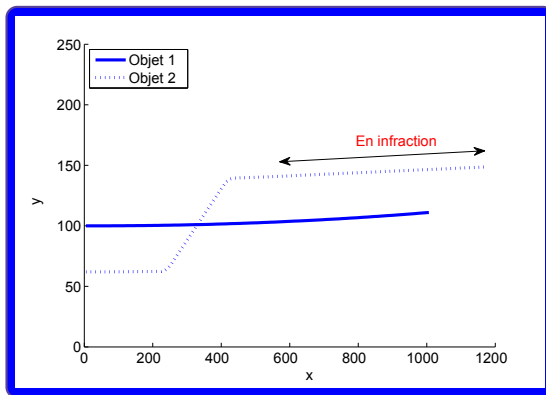
Résultats de simulations

Disposition des capteurs



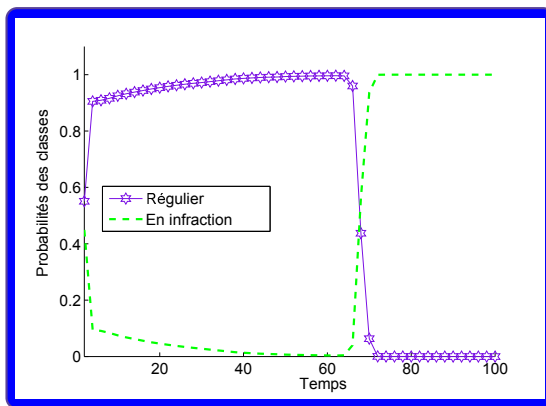
Résultats de simulations

Scénario simulé



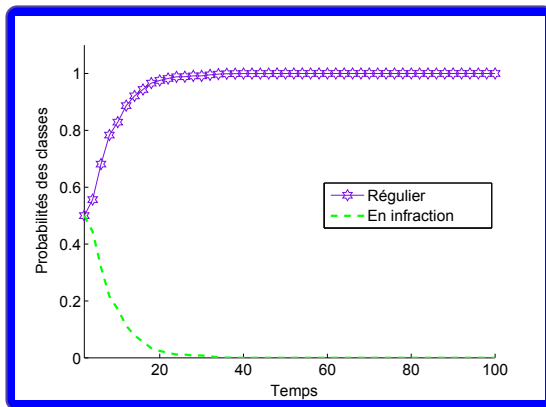
Résultats de simulations

Classification sans consensus : capteur 1 (axe x)



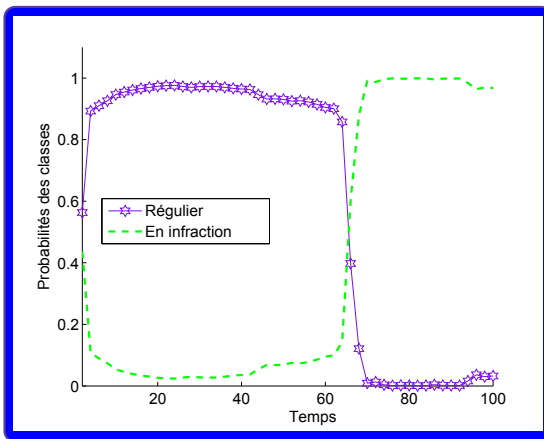
Résultats de simulations

Classification sans consensus : capteur 3 (axe y)



Résultats de simulations

Classification avec consensus : tous les capteurs



Plan

- 1 Motivations & contexte
- 2 Suivi multi-objets
- 3 Classification Bayésienne et crédale multi-objets
- 4 Algorithmes crédaux pour l'association de données
- 5 Solution de suivi et de classification multi-capteurs centralisée
- 6 Solution de suivi et de classification multi-capteurs distribuée
- 7 Conclusions & perspectives

Conclusions

➡ Solution du suivi et de classification d'objets multiples

Conclusions

➡ Solution du suivi et de classification d'objets multiples

➡ Association de données crédale :

Comparaison de solutions existantes

Proposition d'une solution robuste

Conclusions

☞ Solution du suivi et de classification d'objets multiples

☞ Association de données crédale :

Comparaison de solutions existantes
Proposition d'une solution robuste

☞ Fusion multi-capteurs :

Proposition d'une solution centralisée
(Traite les incertitudes de capteurs)

Proposition d'une solution distribuée
(Traite la non observabilité du système)

Publications 1/3

Revue internationale :

S. Hachour, F. Delmotte, D. Mercier, and É. Lefèvre. **Object tracking and credal classification with kinematic data in a multi-target context.** Information Fusion, 20 :174-188.November 2014.

Chapitre de livre :

S. Hachour, F. Delmotte, D. Mercier, **Belief function based multi-sensor multi-target classification solution.** Taylor & Francis, 2015.

Publications 2/3

Conférences internationales :

S. Hachour, F. Delmotte, and D. Mercier. **A new parameterless credal track assignment problem.** In 3rd International Conference on Belief Functions (BELIEF 2014), pages 403-411, Oxford, UK 2014.

S. Hachour, F. Delmotte, and D. Mercier. **A distributed solution for multi-object tracking and classification.** In 17th International Conference on Information Fusion (FUSION 2014). IEEE, Salamanca, Spain 2014.

S. Hachour, F. Delmotte, and D. Mercier. **Comparison of credal assignment algorithms in kinematic data tracking context.** In 15th International conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU 2014), pages 200-211, Montpellier 2014.

S. Hachour, F. Delmotte, D. Mercier, É. Lefèvre. **Multi-sensor multi-target tracking with robust kinematic data based credal classification.** In 8th Sensor Data Fusion : Trends, Solutions, Application (SDF 2013), paper Thu1130, Bonn, Germany 2013.

Publications 3/3

Conférences nationales

S. Hachour, F. Delmotte, D. Mercier, É. Lefèvre. **Fusion d'informations pour la classification multi-capteurs, multi-cibles.** 22e Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2013), pp. 111-118, Reims, France, 10-11 Octobre, 2013.

S. Hachour, F. Delmotte, É. Lefèvre, D. Mercier, J. Klein, J.M. Vannobel. **Classification crédale multi-cibles.** 21e Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2012), pp. 201-208, Compiègne, France, 15-16 Novembre, 2012.

Perspectives



Association crédale multi-scan

Perspectives



Association crédale multi-scan



Association multi-dimensionnelle

Perspectives

➡ Association crédale multi-scan

➡ Association multi-dimensionnelle

➡ Solution distribuée avec un graphe de communication dynamique

Perspectives

➡ Association crédale multi-scan

➡ Association multi-dimensionnelle

➡ Solution distribuée avec un graphe de communication dynamique

➡ Tests sur des données réelles (wifi-bots)

Merci

Merci de votre attention...!