

# Fusion de données et SLAM

## Suivi multipistes multicapteurs

C. BLANC  
[www.christophe-blanc.info](http://www.christophe-blanc.info)

LASMEA  
Université Blaise Pascal

Master Informatique et Systèmes Spécialité MSIR

# Plan de la présentation

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

# Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- Observation constante de l'environnement
- Evaluation permanente de la situation
- Prises de décision
  - accélérer
  - freiner
  - dépasser
  - ralentir...



Objectifs : aider le conducteur à percevoir et à rassembler l'information quelles que soient les circonstances

# Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- Observation constante de l'environnement
- Evaluation permanente de la situation
- Prises de décision
  - accélérer
  - freiner
  - dépasser
  - ralentir...



**Objectifs : aider le conducteur à percevoir et à rassembler l'information quelles que soient les circonstances**

## Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- Le danger fait principalement appel à la notion de la durée avant l'impact. Ainsi, il est admis qu'un conducteur automobile, dans des conditions favorables pour lui et son environnement, a un temps de réaction minimal d'une seconde. Cette durée minimale correspond à un réflexe d'urgence qui peut être effectué par le conducteur, par exemple en freinant sévèrement lorsqu'un danger survient.

## Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- La latence du réflexe du conducteur doit être augmentée par la durée de l'action réflexe. On considère donc qu'un intervalle de sécurité d'au moins deux secondes est requis entre la position courante du véhicule et la position de l'obstacle. La durée de l'intervalle de sécurité donne une distance de sécurité lorsque l'on fait intervenir la vitesse du véhicule.

Exemple : vibration pédale d'accélérateur quand  $TTC^1 < 2s$

---

<sup>1</sup>Time To Collision

## Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- La latence du réflexe du conducteur doit être augmentée par la durée de l'action réflexe. On considère donc qu'un intervalle de sécurité d'au moins deux secondes est requis entre la position courante du véhicule et la position de l'obstacle. La durée de l'intervalle de sécurité donne une distance de sécurité lorsque l'on fait intervenir la vitesse du véhicule.

Exemple : vibration pédale d'accélérateur quand  $TTC^1 < 2s$

---

<sup>1</sup>Time To Collision

## Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- La latence du réflexe du conducteur doit être augmentée par la durée de l'action réflexe. On considère donc qu'un intervalle de sécurité d'au moins deux secondes est requis entre la position courante du véhicule et la position de l'obstacle. La durée de l'intervalle de sécurité donne une distance de sécurité lorsque l'on fait intervenir la vitesse du véhicule.

Exemple : vibration pédale d'accélérateur quand  $TTC^2 < 2s$



## Fil conducteur : application à la détection/suivi d'obstacles pour les véhicules routiers intelligents

- La latence du réflexe du conducteur doit être augmentée par la durée de l'action réflexe. On considère donc qu'un intervalle de sécurité d'au moins deux secondes est requis entre la position courante du véhicule et la position de l'obstacle. La durée de l'intervalle de sécurité donne une distance de sécurité lorsque l'on fait intervenir la vitesse du véhicule.

Exemple : vibration pédale d'accélérateur quand  $TTC^2 < 2s$

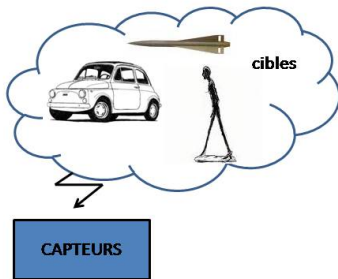
## Système de surveillance... Le pistage

- Traitement des mesures issues d'une cible afin d'estimer et maintenir son état courant.



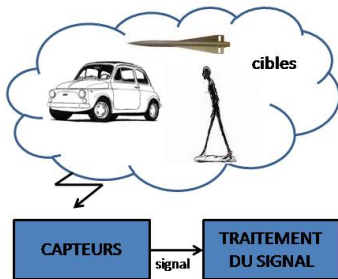
## Système de surveillance... Le pistage

- Traitement des mesures issues d'une cible afin d'estimer et maintenir son état courant.



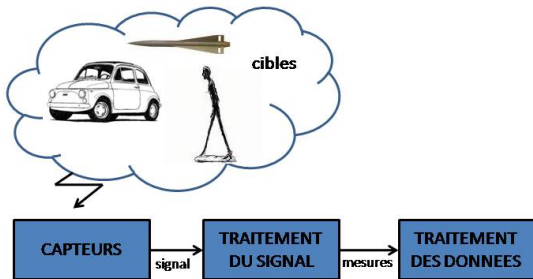
## Système de surveillance... Le pistage

- Traitement des mesures issues d'une cible afin d'estimer et maintenir son état courant.



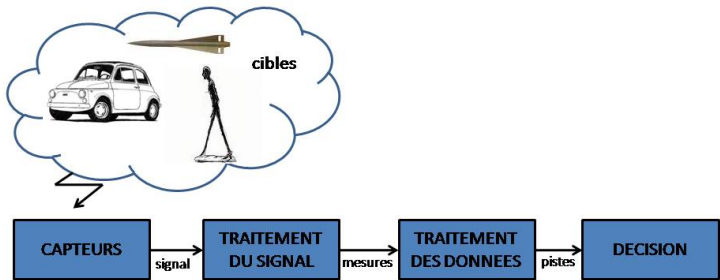
## Système de surveillance... Le pistage

- Traitement des mesures issues d'une cible afin d'estimer et maintenir son état courant.



## Système de surveillance... Le pistage

- Traitement des mesures issues d'une cible afin d'estimer et maintenir son état courant.



# Les capteurs extéroceptifs utiles à la perception de l'environnement

## Télémétrie laser



## Radar



## Vision



# Complémentarités et redondances des capteurs

	CAMERA	TELEMETRE	RADAR	CAMERA IR
CAMERA	<p><u>Sensibilité aux conditions atmosphériques et environnementales</u></p> <p>ombres (ponts par exemple), lumière éblouissante, pluie, neige, brouillard, nuit, tunnels</p>	<p>rapidité acquisition / pas d'interférences entre véhicules équipés/bas coût / équipement compacte / données moins bruitées / complémentarités si contraste entre obstacle et alentour faible / redondance si détection obstacle avec ces 2 capteurs dans conditions normales / intégration plus aisée / localisation chausmée</p>	<p>champ de vue plus large / meilleur résolution latérale / pas d'interférences entre véhicules équipés/bas coût / meilleur reconnaissance des obstacles / données moins bruitées / redondance si détection obstacle avec ces 2 capteurs dans conditions normales</p>	<p>différenciation des obstacles diffusant la même chaleur</p>
TELEMETRE	<p>mesure de distance / meilleur positionnement des obstacles sur la chaussée à longue distance / précision de localisation des données de profondeur / information d'angle / montre directement une représentation géométrique de la scène / moins de traitement nécessaire / redondance si détection obstacle avec ces 2 capteurs dans conditions normales</p>	<p><u>Sensibilité aux conditions atmosphériques et environnementales</u></p> <p>forte pluie, poussière, lumière ambiante</p> <p>interférences entre véhicules équipés</p>	<p>champ de vue plus large / meilleur résolution latérale / redondance sur mesure de distance dans conditions normales / meilleur reconnaissance des obstacles</p>	<p>mesure de distance / différenciation des obstacles diffusant la même chaleur</p>
RADAR	<p>mesure de distance / cinématique des obstacles / information d'angle (selon technologie) / moins de traitement nécessaire</p>	<p>cinématique des obstacles / intégration plus aisée (absence de parties mobiles) / redondance sur mesure de distance dans conditions normales / rapidité acquisition</p>	<p><u>Sensibilité aux conditions atmosphériques et environnementales</u></p> <p>aucune</p> <p>interférences entre véhicules équipés</p>	<p>mesure de distance / différenciation des obstacles diffusant la même chaleur</p>
CAMERA IR	<p>niveau de reconnaissance supplémentaire / détection des piétons plus facile / pas d'éblouissement en circulation nocturne</p>	<p>rapidité acquisition / détection des piétons plus facile</p>	<p>détection des piétons plus facile</p>	<p><u>Sensibilité aux conditions atmosphériques et environnementales</u></p> <p>pluie, neige, température</p>



# La détection d'obstacle

La détection d'obstacles est un des problèmes clef de la robotique mobile. Chaque robot mobile devant évoluer dans un environnement inconnu doit être capable de détecter les obstacles. Selon J. Hancock [voir la référence](#), la détection d'obstacles ne sera jamais un problème résolu. En effet, les robots mobiles deviennent de plus en plus capables et évoluent à des vitesses qui ne cessent d'augmenter ; ces robots auront donc besoin d'observer plus loin, d'examiner de plus larges zones et nécessiteront des laps de temps de plus en plus court. De plus, la population apparaissant de plus en plus dépendante à ces systèmes, il paraît nécessaire de faire accroître exponentiellement leur fiabilité.

# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal**
  - **Détection en vision mono caméra**
    - Détection par laser
    - Détection par radar
- 4 Le traitement des données
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

## La détection d'obstacle par vision

La détection d'obstacles par vision implique que le système doit être capable de dissocier dans l'information image, celle appartenant à l'arrière plan de celle liée aux obstacles. En vision monoculaire, la détection d'objets peut être décomposée en deux étapes :

- la première consiste à extraire de l'information image certaines primitives ou indices de présence, souvent spécifiques à l'objet recherché.
- la seconde à analyser ces primitives et leur correspondance avec un modèle de l'objet.

## La détection d'obstacle par vision

La détection d'obstacles par vision implique que le système doit être capable de dissocier dans l'information image, celle appartenant à l'arrière plan de celle liée aux obstacles. En vision monoculaire, la détection d'objets peut être décomposée en deux étapes :

- la première consiste à extraire de l'information image certaines primitives ou indices de présence, souvent spécifiques à l'objet recherché.
- la seconde à analyser ces primitives et leur correspondance avec un modèle de l'objet.

## Apparence d'un obstacle par vision

L'apparence d'un obstacle dans l'image change suivant sa localisation par rapport à la caméra.

3 classes sont distinguables pour la tâche de détection (van Leeuwen [voir la référence](#)).

### passing obstacle



obstacle en train de doubler  
ou de se faire doubler

### mid-distant obstacle



entre les deux zones

### distant obstacle



obstacles situés loin,  
proches de l'horizon

## Les différentes primitives ou indices détectés

Dans la littérature, les indices pour la détection d'obstacles par vision, couramment utilisés sont les suivants :

- **la texture** : la présence d'un véhicule dans l'image provoque des variations locales de luminance, ou texture. Ceci est exploité par Kalinke [référence](#) .
- **la symétrie horizontale** : ces approches exploitent le fait que l'image d'un véhicule observée dans la vue frontal présente généralement une symétrie suivant un axe vertical (Benshair [référence](#) ).
- **La couleur** : certains véhicules fortement colorés peuvent être identifiés par leur couleur. Bien que cette méthode est très sensible aux fausses détections et incapable de détecter les véhicules achromatiques, elle peut être utile dans certaines occasions, notamment la nuit, dans des conditions de visibilité réduite ou lors de manoeuvres particulières (freinage,...), pour détecter les feux arrières ou avant des véhicules (Chapuis [référence](#) ).

## Les différentes primitives ou indices détectés

Dans la littérature, les indices pour la détection d'obstacles par vision, couramment utilisés sont les suivants :

- **la texture** : la présence d'un véhicule dans l'image provoque des variations locales de luminance, ou texture. Ceci est exploité par Kalinke [référence](#) .
- **la symétrie horizontale** : ces approches exploitent le fait que l'image d'un véhicule observée dans la vue frontal présente généralement une symétrie suivant un axe vertical (Benshair [référence](#) ).
- **La couleur** : certains véhicules fortement colorés peuvent être identifiés par leur couleur. Bien que cette méthode est très sensible aux fausses détections et incapable de détecter les véhicules achromatiques, elle peut être utile dans certaines occasions, notamment la nuit, dans des conditions de visibilité réduite ou lors de manoeuvres particulières (freinage,...), pour détecter les feux arrières ou avant des véhicules (Chapuis [référence](#) ).

## Les différentes primitives ou indices détectés

Dans la littérature, les indices pour la détection d'obstacles par vision, couramment utilisés sont les suivants :

- **la texture** : la présence d'un véhicule dans l'image provoque des variations locales de luminance, ou texture. Ceci est exploité par Kalinke [référence](#) .
- **la symétrie horizontale** : ces approches exploitent le fait que l'image d'un véhicule observée dans la vue frontal présente généralement une symétrie suivant un axe vertical (Benshair [référence](#) ).
- **La couleur** : certains véhicules fortement colorés peuvent être identifiés par leur couleur. Bien que cette méthode est très sensible aux fausses détections et incapable de détecter les véhicules achromatiques, elle peut être utile dans certaines occasions, notamment la nuit, dans des conditions de visibilité réduite ou lors de manoeuvres particulières (freinage,...), pour détecter les feux arrières ou avant des véhicules (Chapuis [référence](#) ).



## Les différentes primitives ou indices détectés

- **les ombres portées** : Les véhicules ont des apparences en forme, en taille et en couleur très diverses. Cependant, une caractéristique leur est commune : leur ombre portée sur la route. Ceci est exploité par Clady [référence](#).
- **les segments** : Dellaert [référence](#) utilise la transformation de Hough généralisée pour identifier les lignes et les colonnes qui peuvent contenir les contours englobants d'un véhicule.
- **La forme** : l'utilisation de la silhouette, si elle semble efficace pour les piétons (Gavrila [référence](#)), l'est beaucoup moins pour des véhicules, puisque ceux-ci ont une forme rectangulaire assez commune à beaucoup d'objets (que l'on trouve notamment dans une situation routière : panneaux, signalisation, constructions artificielles tels que les ponts,...).

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **les ombres portées** : Les véhicules ont des apparences en forme, en taille et en couleur très diverses. Cependant, une caractéristique leur est commune : leur ombre portée sur la route. Ceci est exploité par Clady [référence](#).
- **les segments** : Dellaert [référence](#) utilise la transformation de Hough généralisée pour identifier les lignes et les colonnes qui peuvent contenir les contours englobants d'un véhicule.
- **La forme** : l'utilisation de la silhouette, si elle semble efficace pour les piétons (Gavrila [référence](#)), l'est beaucoup moins pour des véhicules, puisque ceux-ci ont une forme rectangulaire assez commune à beaucoup d'objets (que l'on trouve notamment dans une situation routière : panneaux, signalisation, constructions artificielles tels que les ponts,...).

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **les ombres portées** : Les véhicules ont des apparences en forme, en taille et en couleur très diverses. Cependant, une caractéristique leur est commune : leur ombre portée sur la route. Ceci est exploité par Clady [référence](#).
- **les segments** : Dellaert [référence](#) utilise la transformation de Hough généralisée pour identifier les lignes et les colonnes qui peuvent contenir les contours englobants d'un véhicule.
- **La forme** : l'utilisation de la silhouette, si elle semble efficace pour les piétons (Gavrila [référence](#)), l'est beaucoup moins pour des véhicules, puisque ceux-ci ont une forme rectangulaire assez commune à beaucoup d'objets (que l'on trouve notamment dans une situation routière : panneaux, signalisation, constructions artificielles tels que les ponts,...).

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **La détermination de l'espace libre d'évolution, "free-driving space"** : A l'aide d'algorithmes de morphologie mathématique, Yu [référence](#) segmentent des images de situation routière. Ils déterminent notamment la portion de route au devant du véhicule, et la font correspondre avec un modèle géométrique. Cette méthode n'est efficace que si la segmentation est de qualité : elle est inefficace en la présence d'ombres inopportunes ou d'irrégularités (en luminance) dans le revêtement de la route.
- **le flot optique** : Différentes approches de flot optique (par rayons contraints, basée sur les gradients, sur la corrélation) ont été testés pour la détection d'obstacles. Ces techniques ont le désavantage d'être très coûteuses en temps de calcul. Par ailleurs, elles sont surtout efficaces pour des véhicules à faibles distances ou en phase de dépassement (Giachetti [référence](#))

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **La détermination de l'espace libre d'évolution, "free-driving space"** : A l'aide d'algorithmes de morphologie mathématique, Yu [référence](#) segmentent des images de situation routière. Ils déterminent notamment la portion de route au devant du véhicule, et la font correspondre avec un modèle géométrique. Cette méthode n'est efficace que si la segmentation est de qualité : elle est inefficace en la présence d'ombres inopportunes ou d'irrégularités (en luminance) dans le revêtement de la route.
- **le flot optique** : Différentes approches de flot optique (par rayons contraints, basée sur les gradients, sur la corrélation) ont été testés pour la détection d'obstacles. Ces techniques ont le désavantage d'être très coûteuses en temps de calcul. Par ailleurs, elles sont surtout efficaces pour des véhicules à faibles distances ou en phase de dépassement (Giachetti [référence](#))

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **La suppression de l'arrière plan, "background subtraction"** : Dans les travaux d'Araki et al. [▶ référence](#) utilisent des techniques basées sur le suivi d'éléments pour éliminer l'arrière-plan.
- **La comparaison d'image à image, "temporal differencing"** : Dans les travaux de Leeuwen [▶ référence](#) , la comparaison d'image à image est utilisée pour détecter des véhicules "passants". Ces véhicules occupent de larges zones dans l'image et donc introduisent localement d'importantes variations de la luminance. La comparaison d'image à image est donc dans ce cas une méthode très efficace. Cependant, les objets de l'arrière plan sont aussi capables de provoquer de fortes variations (par exemple, le passage d'un pont, l'ombre d'un arbre,...).

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **La suppression de l'arrière plan, "background subtraction"** : Dans les travaux d'Araki et al. [▶ référence](#) utilisent des techniques basées sur le suivi d'éléments pour éliminer l'arrière-plan.
- **La comparaison d'image à image, "temporal differencing"** : Dans les travaux de Leeuwen [▶ référence](#) , la comparaison d'image à image est utilisée pour détecter des véhicules "passants". Ces véhicules occupent de larges zones dans l'image et donc introduisent localement d'importantes variations de la luminance. La comparaison d'image à image est donc dans ce cas une méthode très efficace. Cependant, les objets de l'arrière plan sont aussi capables de provoquer de fortes variations (par exemple, le passage d'un pont, l'ombre d'un arbre,...).

## Les différentes primitives ou indices détectés

- **Les ondelettes** : Papageorgious [référence](#) proposent d'utiliser en entrée d'algorithmes de classification, initialisés par apprentissage les transformées en ondelettes de Haar, des images de véhicules ou de piétons. Ces transformées offrent une représentation de l'information réduite et souvent assez générique des objets à détecter.



## Les différentes primitives ou indices détectés

Le tableau suivant fait la synthèse des diverses informations utilisables pour la détection de véhicules par vision monoculaire. Ces informations sont classées suivant le type d'obstacle (position par rapport à la caméra) et la complexité des algorithmes mis en oeuvre.

COMPLEXITÉ ALGO.	importante	flot optique par corrélation flot opt. par rayons contraints suppression de l'arrière plan	flot opt. corr. flot opt. contraint flot opt. gradient ondelettes	ondelettes
	faible	comparaison d'image à image couleur ombre texture espace libre	symétrie segments couleur ombre texture forme espace libre	symétrie segments couleur ombre texture
		"passant"	moyenne	lointaine
		DISTANCE		

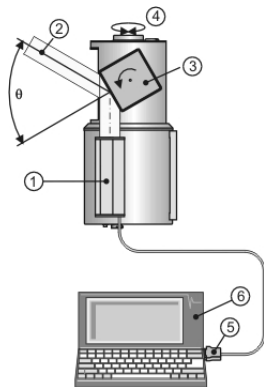
# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal**
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser**
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

La télémétrie laser opère par balayage laser dans une région d'intérêt et mesure, pour chaque pixel, le temps mis par le faisceau laser pour partir et revenir au capteur. La lumière réfléchi par un obstacle quelconque se trouvant dans l'axe du tir revient vers le capteur et tombe sur un récepteur, ainsi à partir de la mesure du temps séparant l'émission de la réception on en déduit la distance capteur-obstacle. De nombreuses méthodes pour le calcul du temps de vol sont explicitées dans [référence](#). De plus, connaissant la position angulaire du tir, on peut en déduire la position exacte de l'objet dans un plan. Enfin, aujourd'hui, la plupart des télémètres lasers renvoient l'intensité du signal pour chaque pixel en mesurant l'énergie du signal laser retourné. Donc, un balayage complet en deux dimensions peut donner une image de profondeur et une image d'intensité. Les obstacles peuvent donc être détectés en observant les discontinuités apparaissant dans l'image de profondeur et dans l'image d'intensité.

# Le télémètre laser RIEGL LMS Z210-60

- ① capteur de distance (150 m)
- ② faisceau LASER ( $0.9\mu\text{m}$ )  
PRR=28kHz
- ③ polygone rotatif à 4 facettes ( $\theta = 60^\circ$ )
- ④ tête optique ( $0^\circ$  à  $333^\circ$ )
- ⑤ boîte ethernet
- ⑥ PC



Le problème étudié  
Les capteurs  
Le traitement du signal  
Le traitement des données  
Combinaison d'estimations

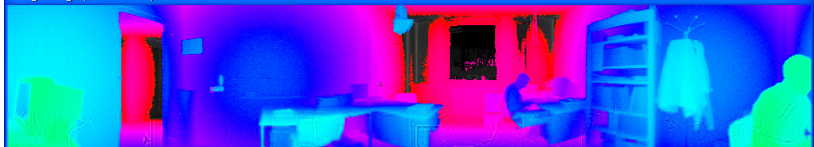
Détection en vision mono caméra  
Détection par laser  
Détection par radar

# Les observations denses

Intensity Image (Grey Scale) Min: 1 Max: 218



Range Image (Color Coded)



## Installation et paramétrage



VELAC



Lignes (miroir) :

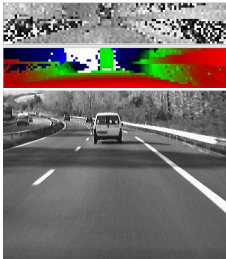
- nb mesures/ligne : 103
- Angle :  $60^\circ$

Frame (tête optique) :

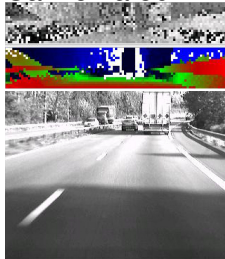
- nb lignes/frame : 20
- Angle :  $4,3^\circ$

# visualisation

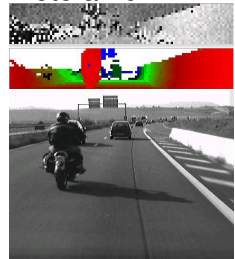
Voiture à 30 m



Camion à 50 m

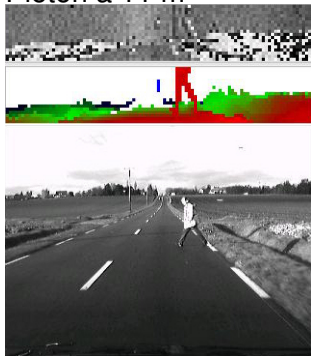


Moto à 10 m

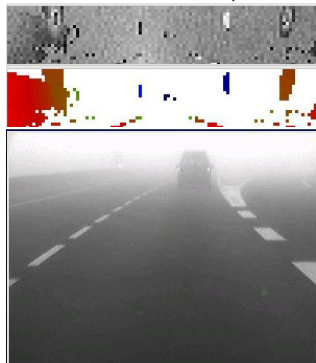


# visualisation

Piéton à 11 m



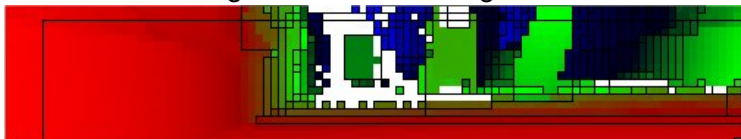
Obstacle à 40 m (brouillard)





# Détection (reconnaissance) des obstacles

## Segmentation de l'image 3D



Régions : impacts laser ayant la même distance à une tolérance près

$$R_i = ( \text{largeur}, \text{hauteur}, x_{obs}, y_{obs}, z_{obs} )$$



Si  $R_i \approx$  modèle choisie alors  $R_i$  est un obstacle

Le problème étudié

Les capteurs

**Le traitement du signal**

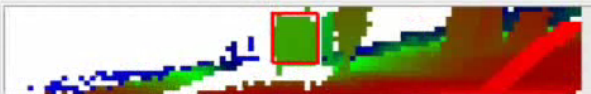
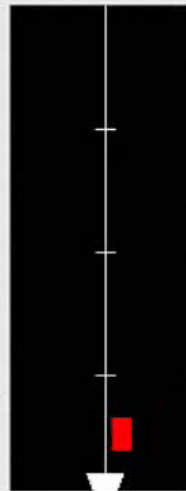
Le traitement des données

Combinaison d'estimations

Détection en vision mono caméra

Détection par laser

Détection par radar



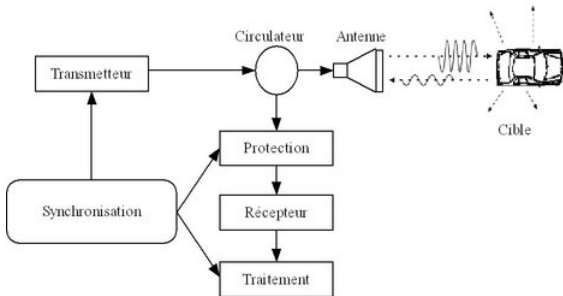
# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal**
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar**
- 4 Le traitement des données
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

Le radar est un excellent moyen pour détecter les autres véhicules puisqu'il travaille à des très grandes portées et puisqu'il n'est pas affecté par la pluie ou la neige [▸ référence](#), [▸ référence](#), [▸ référence](#), [▸ référence](#).

- Un type de radar (77Ghz MMW radar) pour la détection d'obstacle est présenté dans [▸ référence](#). Ce radar est capable de détecter des obstacles jusqu'à une distance de 200m avec une résolution de 0.1m. Ce capteur a un champ de vue vertical de 3° et un champ de vue horizontal de 12°. La position des obstacles est estimée grâce à la reconstruction du front d'onde, et en combinant cette estimation avec l'information géométrique de la route, la position et l'orientation des obstacles potentiels relativement à leur voie sont calculées.
- Dans [▸ référence](#), un radar courte portée permet de détecter les obstacles à quelques dizaines de centimètres, ce radar n'utilise pas le temps de retard comme les radars usuels mais utilise l'information de phase.
- Un système ACC (Adaptive Cruise Control : à partir des informations de position des obstacles un système ACC doit adapter sa vitesse afin de circuler dans des conditions optimales de sécurité et de confort) utilisant un radar 60.5Ghz MMW est présenté dans [▸ référence](#). Ce radar est capable de mesurer la distance, la vitesse et l'angle azimuth des véhicules en amont. En effet, les radars fournissent aussi pour la plupart une mesure de vitesse par effet doppler.

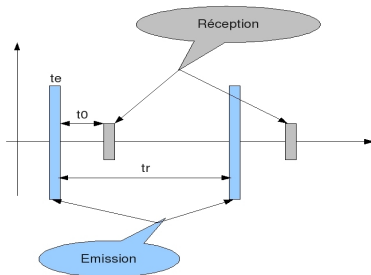
# Le Radar Doppler du LASMEA



- 1 Une seule antenne
- 2 Onde à  $f_0 = 77\text{GHz}$   $\lambda = 3.9\text{mm}$



# Spécifications du radar



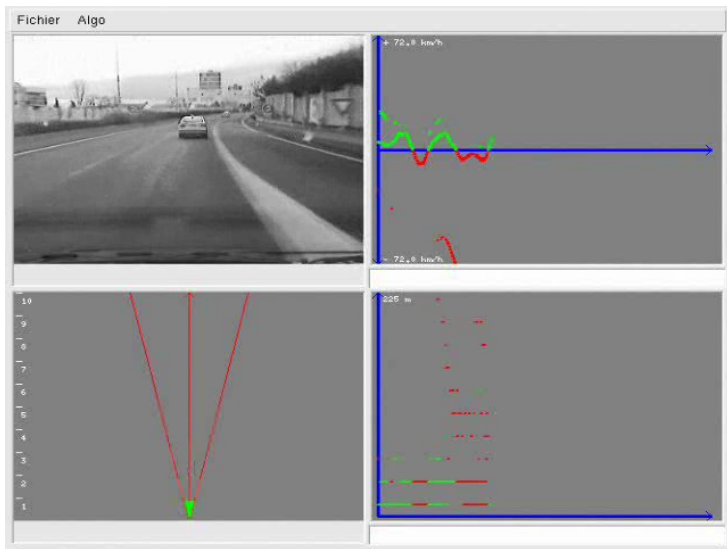
## Radar de type Pulse Doppler

- Localisation en distance
- Mesure de vitesse relative par fréquence doppler de l'écho

## Extraction des mesures

Après analyse dans l'espace de Fourier, chaque écho est caractérisé par quatre paramètres :

- temps :  $n \times T_r$ ,  $n \in [0, \dots, N - 1]$
- amplitude : énergie dans l'espace de Fourier
- Doppler :  $V_r = (\text{indice}_{\text{vitesse}} - \frac{N}{2}) * \delta v$
- distance :  $r = (\text{porte} - 1) \times \delta D + \frac{\delta D}{2}$





# Introduction

On peut en général classifier la variable à estimer en deux catégories :

- estimation de paramètres - quantité invariante

PROBLEME D'ESTIMATION STATIQUE

- estimation de l'état d'un système dynamique à partir d'une équation stochastique

PROBLEME D'ESTIMATION DYNAMIQUE

# Introduction

## Trajectoire

### Estimation batch

$$Z^k = \{z_k, k = 1, \dots, n\}$$

paramètres déterministes de la trajectoire  $\theta = (a_0, a_1, \dots, a_p)^t$

$$X(t) = f(\theta, t)$$

ensemble des mesures

## Etat cinématique

### Estimation itérative

$Z_k$

état (position, vitesse, ...) de la cible  $X_k = (x_0, x_1, \dots, x_e)^t$

$$X_{k+1} = f(X_k, z_{k+1}, \delta t)$$

information a priori

# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données**
  - Estimation de paramètres**
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

## Estimation de paramètres (trajectoire)

variable explicative :  $(x(t_i), y(t_i))$

Hypothèse : l'évolution de la position de l'objet peut se modéliser par un polynôme du temps.

$$x(t) = \sum_{j=1}^n a_{xj} \frac{t^j}{j!}$$

$$y(t) = \sum_{j=1}^n a_{yj} \frac{t^j}{j!}$$

estimation des  $a_{xj}, a_{yj}$  degré  $n$  ?

# Les estimateurs de paramètres déterministes

- Estimateur à maximum de vraisemblance

$$\hat{\theta}^{ML} = \arg \max_{\theta} p(Z/\theta) \quad (1)$$

L'estimateur à maximum de vraisemblance est la solution de l'équation :

$$\frac{dp(Z/\theta)}{d\theta} = 0 \quad (2)$$

- Estimateur des moindres carrés

Si les mesures sont définies par :

$$z(j) = h(j, \theta) + w(j) \quad (3)$$

alors :

$$\hat{\theta}^{LS}(k) = \arg \min_{\theta} \left\{ \sum_{j=1}^k [z(j) - h(j, \theta)]^2 \right\} \quad (4)$$

# Caractéristiques des estimateurs

- Biais :

erreur d'estimation  $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ ,  $E(\tilde{\theta}) = 0$

- Variance :

$$\text{var}(\hat{\theta}(Z)) \triangleq E[(\hat{\theta}(Z) - E(\hat{\theta}(Z)))^2]$$

si  $E(\hat{\theta}(Z)) = \theta_0$  alors  $\text{var}(\hat{\theta}(Z)) = E[(\hat{\theta}(Z) - \theta_0)^2]$

## Caractéristiques des estimateurs

- Efficacité : Borne de Cramer Rao et Matrice d'Information de Fisher
  - cas scalaire

$$E[(\hat{\theta}(Z) - \theta_0)^2] \geq J^{-1} \text{ où}$$
$$J = -E \left[ \frac{\partial^2 \ln p(Z/\theta)}{\partial \theta^2} \right] \Big|_{\theta=\theta_0} = E \left\{ \left[ \frac{\partial \ln p(Z/\theta)}{\partial \theta} \right]^2 \right\} \Big|_{\theta=\theta_0}$$

- cas vectoriel

$$E[(\hat{\theta}(Z) - \theta_0)(\hat{\theta}(Z) - \theta_0)^t] \geq J^{-1} \text{ où}$$
$$J \triangleq -E [\nabla_{\theta} \nabla_{\theta}^t \ln p(Z/\theta)] \Big|_{\theta=\theta_0} =$$
$$E [(\nabla_{\theta} \ln p(Z/\theta))(\nabla_{\theta} \ln p(Z/\theta))^t] \Big|_{\theta=\theta_0}$$
$$\nabla_{\theta} = \left[ \frac{\partial}{\partial \theta_1} \dots \frac{\partial}{\partial \theta_n} \right]^t$$

# Estimation linéaire/non linéaire

- cas linéaire

On souhaite estimer un vecteur  $\theta$  de paramètres à partir d'un vecteur d'observations linéaires :

$$z(i) = H(i)\theta + w(i), i = 1, \dots, k$$

en minimisant l'erreur quadratique suivante :

$$J(k) = \sum_{i=1}^k [z(i) - H(i)\theta]^t R(i)^{-1} [z(i) - H(i)\theta] = \\ [z^k - H^k\theta]^t (R^k)^{-1} [z^k - H^k\theta]$$

L'estimateur des moindres carrés est donnée par (annulation du gradient) :

$$\hat{\theta}(k) = [H^{kt} (R^k)^{-1} H^k]^{-1} H^{kt} (R^k)^{-1} z^k,$$

$$P(k) = [H^{kt} (R^k)^{-1} H^k]^{-1}$$

$$z^k = \begin{pmatrix} z(1) \\ \vdots \\ z(k) \end{pmatrix}, H^k = \begin{pmatrix} H(1) \\ \vdots \\ H(k) \end{pmatrix}, R^k = \begin{pmatrix} R(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & R(k) \end{pmatrix} = \text{diag}[R(i)]$$



# Estimation linéaire/non linéaire

- cas non linéaire

On souhaite estimer un vecteur de paramètres à partir d'observations non linéaires. Le vecteur "empilé" de mesures est donnée par :

$$z = z^k = h(\theta) + w^k$$

- Méthode de Gauss-Newton : moindres carrés

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + (J_k^t R^k J_k)^{-1} J_k^t R^{k-1} [z^k - h(\hat{\theta}_k)]$$

- Méthode de Newton-Raphson : maximum de vraisemblance

$$\hat{\theta}_{k+1}^{MLE} = \hat{\theta}_k^{MLE} - \text{Hess}_k^{-1} \nabla_{\theta} \lambda(\theta) \Big|_{\theta = \hat{\theta}_k^{MLE}}$$

$$\lambda(\theta) = -\ln \left[ \prod_{k=1}^n p(z(k)/\theta) \right]$$

# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données**
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage**
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

## Les estimateurs d'état dynamique

- Estimation linéaire - Le filtre de Kalman

Equation d'état :

$$X(k+1) = F(k)X(k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$E[v(k)v(k)^t] = Q(k)$$

Equation de mesure :

$$Z(k) = H(k)X(k) + w(k)$$

$$E[w(k)w(k)^t] = R(k)$$

Notations :

estimé  $\hat{X}(j/k) = E(X(j)/Z^k)$

erreur d'estimation  $\tilde{X}(j/k) = X(j) - \hat{X}(j/k)$

# Les estimateurs d'état dynamique

- Estimation non linéaire - Le filtre de Kalman étendu (EKF)

Equation d'état :

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k) + v_k \\ Z_{k+1} = h(X_{k+1}) + w_{k+1} \end{cases}$$

développement en série de Taylor

$$\begin{aligned} F &\longrightarrow [\Delta_X f^t(\hat{X}_k)]^t \\ H &\longrightarrow [\Delta_X h^t(\hat{X}_{k+1})]^t \end{aligned}$$

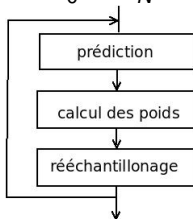
## Les estimateurs d'état dynamique

- Estimation non linéaire - Le filtre à particules (PF)

Méthode séquentielle de Monte Carlo basée sur la représentation de la pdf de l'état conditionné par les mesures par des masses (ou particules).

$$X_0^{(i)}, i \in [1..N]$$

$$w_0^{(i)} = \frac{1}{N}$$



## Les estimateurs d'état dynamique

- Performance des estimateurs - La borne de Cramer Rao a Posteriori (PCRB)

$$P_{k/k} \stackrel{\Delta}{=} E\{(\hat{X}_{k/k} - X_k)(\hat{X}_{k/k} - X_k)^t\} \geq J_k^{-1}$$

- Cas général : la formule récursive de Tichavsky

$$J_{k+1} = D_k^{22} - D_k^{21}(J_k + D_k^{11})^{-1}D_k^{12}$$

$$D_k^{11} = E\{-\Delta_{X_k}^{X_k} \log p(X_{k+1}/X_k)\}$$

$$D_k^{12} = E\{-\Delta_{X_k}^{X_{k+1}} \log p(X_{k+1}/X_k)\}$$

$$D_k^{21} = E\{-\Delta_{X_{k+1}}^{X_k} \log p(X_{k+1}/X_k)\} = [D_k^{12}]^t$$

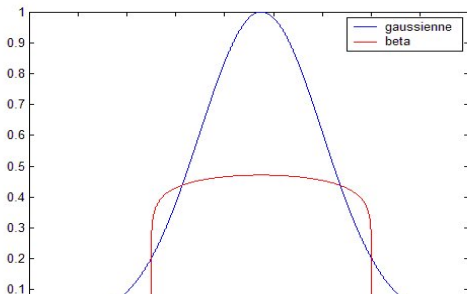
$$D_k^{22} =$$

$$E\{-\Delta_{X_{k+1}}^{X_{k+1}} \log p(X_{k+1}/X_k)\} + E\{-\Delta_{z_{k+1}}^{X_{k+1}} \log p(z_{k+1}/X_{k+1})\}$$

## Les estimateurs d'état dynamique

- Performance des estimateurs - La borne de Cramer Rao a Posteriori (PCRB)
  - Exemple linéaire : cas des observations bornées

$$\begin{cases} X_{k+1} = F_k X_k + v_k \\ Z_{k+1} = H X_{k+1} + w_{k+1} \end{cases}$$



# Les estimateurs d'état dynamique

- Performance des estimateurs - La borne de Cramer Rao a Posteriori (PCRB)
  - Exemple linéaire : cas des observations bornées

## Distribution gaussienne

$$\begin{aligned}
 D_k^{11} &= F_k^t Q_k^{-1} F_k \\
 D_k^{12} &= -F_k^t Q_k^{-1} = [D_k^{21}]^t \\
 D_k^{22} &= Q_k^{-1} + H_{k+1}^t R_{k+1}^{-1} H_{k+1} \\
 J_{k+1} &= Q_k^{-1} + H_{k+1}^t R_{k+1}^{-1} H_{k+1} - \\
 &Q_k^{-1} F_k (J_k + F_k^t Q_k^{-1} F_k)^{-1} F_k^t Q_k^{-1}
 \end{aligned}$$

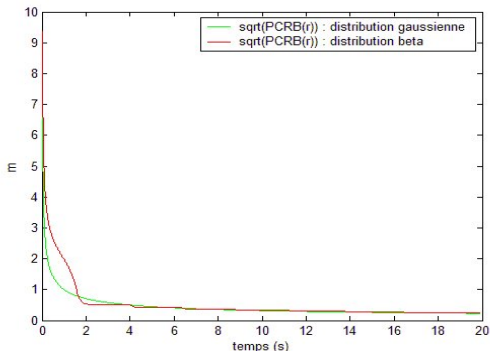
## Distribution beta

$$\begin{aligned}
 D_k^{11} &= F_k^t (Q_k)^{-1} F \\
 D_k^{12} &= -F^t (Q_k)^{-1} = [D_k^{21}]^t \\
 D_k^{22} &= Q_k^{-1} + \\
 &E\{-\Delta_{X_{k+1}}^{X_{k+1}} \log p(Z_{k+1}/X_{k+1})\} \\
 J_{k+1} &= B_k + (Q_k + F J_k^{-1} F^t)^{-1}
 \end{aligned}$$



## Les estimateurs d'état dynamique

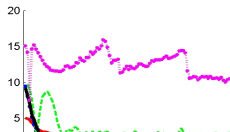
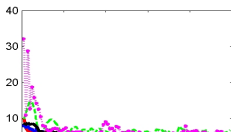
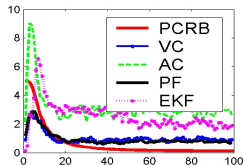
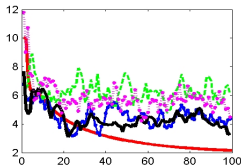
- Performance des estimateurs - La borne de Cramer Rao a Posteriori (PCRB)
  - Exemple linéaire : cas des observations bornées



# Les estimateurs d'état dynamique

- Exemples : estimation d'état (virage)

- Modèle 1 : vitesse constante      linéaire      Kalman
- Modèle 2 : accélération constante      linéaire      Kalman
- Modèle 3 : virage      non linéaire      EKF/PF

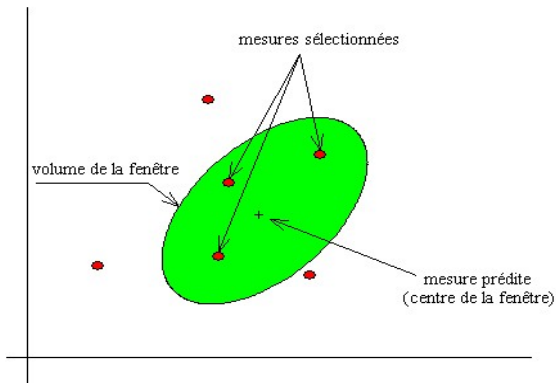


# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données**
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données**
  - Management de la vie des pistes
- 5 Combinaison d'estimations

But : identification de l'origine des mesures

- Fenêtrage :  $\{Z : Inn^t S^{-1} Inn\} \leq \gamma$



- Association de données : PPV (peu d'évènements), PPDAF, JPDAF, MHT, ...

# Sommaire

- 1 Le problème étudié
- 2 Les capteurs
- 3 Le traitement du signal
  - Détection en vision mono caméra
  - Détection par laser
  - Détection par radar
- 4 Le traitement des données**
  - Estimation de paramètres
  - Filtres pour le pistage
  - Fenêtrage et association de données
  - Management de la vie des pistes**
- 5 Combinaison d'estimations

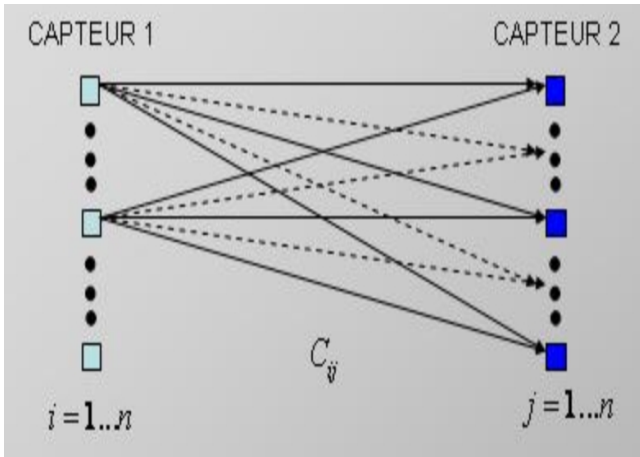
## Statut de la piste

- tentative : mesure qui n'a pas été associée
- confirmation : basée sur le nombre de mises à jour effectuées sur une piste tentée durant un laps de temps défini
- suppression : basée sur la période sans mise à jour

## Résultats



## Association de deux pistes capteurs



Trouver la meilleure permutation possible qui minimise les  $C_{ij}$



## Association de deux pistes capteurs

- Distance de Bar-Shalom

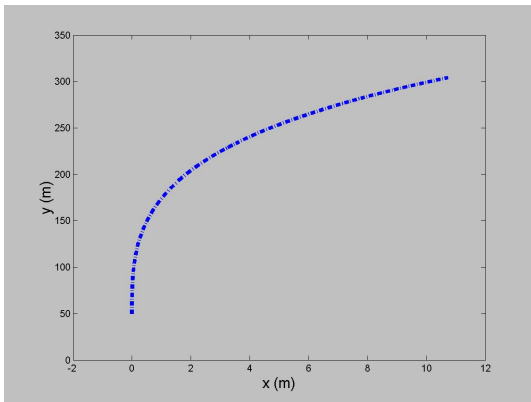
$$\left\| \hat{X}_{1i} - \hat{X}_{2j} \right\|_{(P_{1i} + P_{2j} - P_{ij} - P_{ji})^{-1}}^2$$

- Distance de Mahalanobis (fréquemment utilisée)

$$\left\| \hat{X}_{1i} - \hat{X}_{2j} \right\|_{(P_{1i} + P_{2j})}^2$$

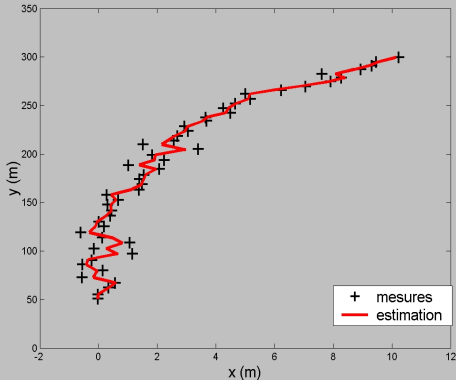
# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

## Définition du scénario - Trajectoire



# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

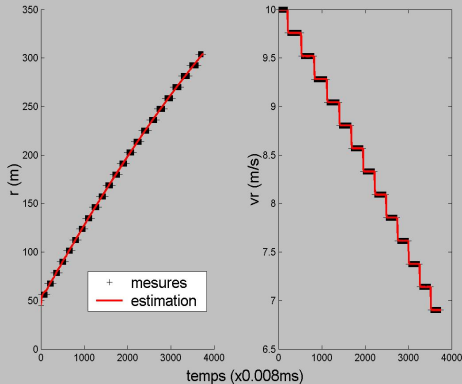
## Définition du scénario - LIDAR



$$\begin{cases} \sigma_x = 0.5m \\ \sigma_y = 0.5m \\ T = 600ms \end{cases}$$

# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

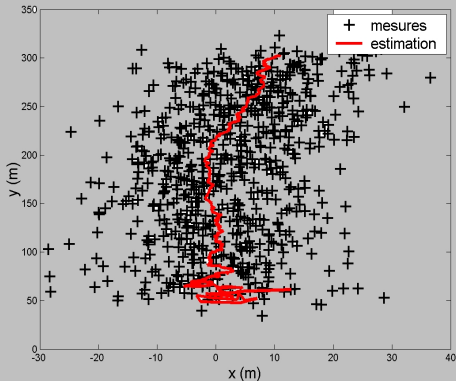
## Définition du scénario - RADAR



$$T = 8ms$$

# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

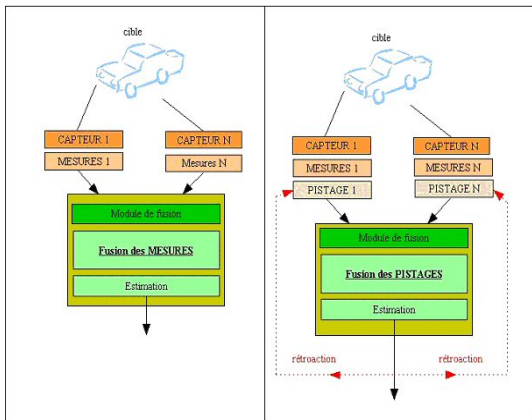
## Définition du scénario - IR



$$\begin{cases} \sigma_x = 10m \\ \sigma_y = 10m \\ T = 40ms \end{cases}$$

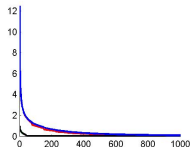
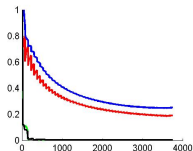
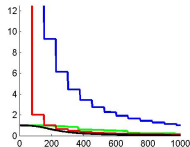
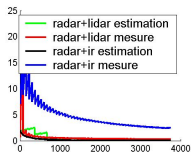
# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

## Fusion centralisée vs Fusion Distribuée

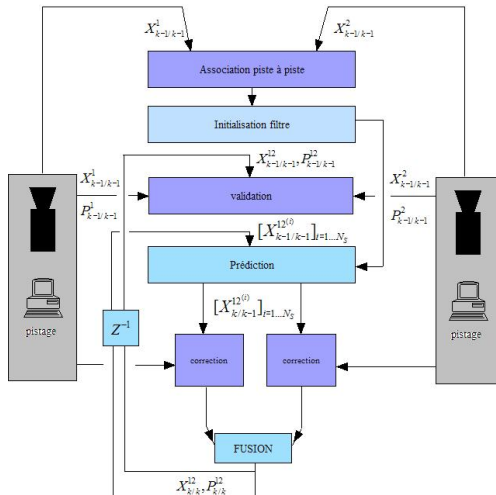


# Efficacité max de l'estimation quand utilisation de plusieurs capteurs

## Fusion centralisée vs Fusion Distribuée



# Architecture de fusion





## Fusion des estimations

Kalman : équations classiques de la fusion des filtres

- Simple fusion (Singer) :

$$\hat{X}_{SF}(k) = P_1(k)[P_1(k) + P_2(k)]^{-1} \hat{X}_1(k) + P_2(k)[P_1(k) + P_2(k)]^{-1} \hat{X}_2(k)$$

$$P_{SF}(k) = P_1(k)[P_1(k) + P_2(k)]^{-1} \hat{P}_2(k)$$

- Fusion de covariance pondérée (Bar-Shalom) :

$$P_c(k) = (I - K_1 H_1)[F P_c(k-1) F^t + G Q G^t](I - K_2 H_2)^t$$

$$\hat{X}_{CFP}(k) = \hat{X}_1(k) + W[\hat{X}_2(k) - \hat{X}_1(k)]$$

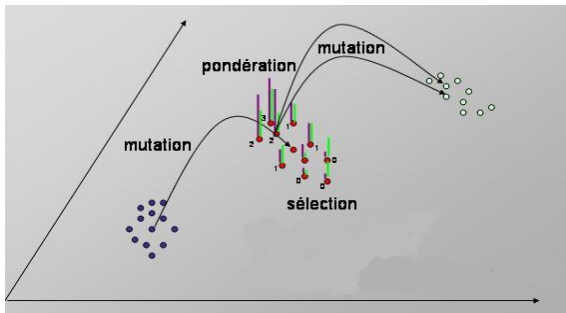
$$W = [P_1(k) - P_2(k)] P_F^{-1}(k)$$

$$P_F = P_1(k) + P_2(k) - P_c(k) - P_c^t(k)$$

$$P_{CFP}(k) = P_1(k) - [P_1(k) - P_c(k)] P_F^{-1}(k) [P_1(k) - P_c(k)]^t$$

# Fusion des estimations

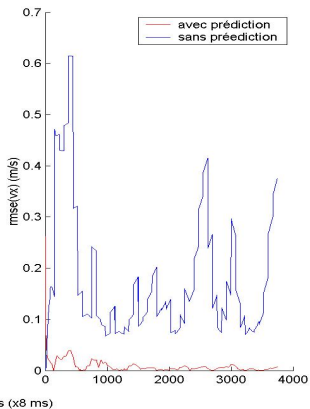
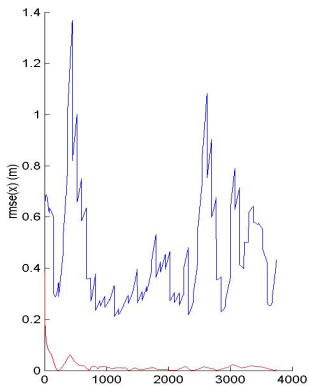
Particules : utilisations des poids pour la correction



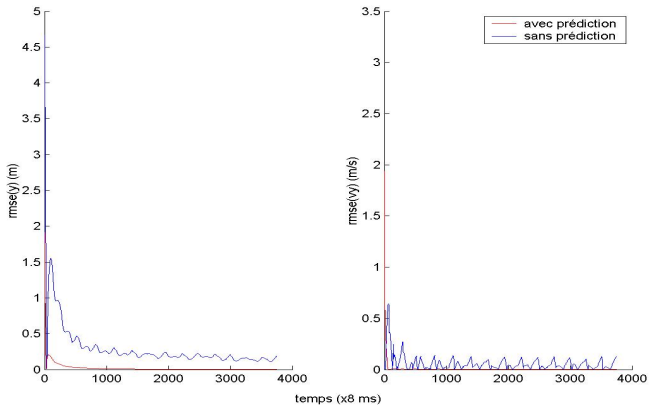
$$\hat{X}_{PFF}^k = \sum_{i=1}^S w_{PFF}^k(i) X_{PFF}^{k/k-1}(i)$$

$$P_{PFF}^k = \sum_{i=1}^S w_{PFF}^k(i) (X_{PFF}^{k/k-1}(i) - \hat{X}_{PFF}^k)(X_{PFF}^{k/k-1}(i) - \hat{X}_{PFF}^k)^t$$

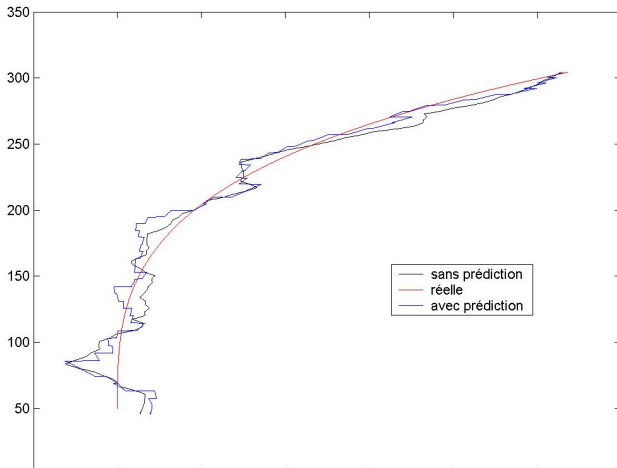
# Fusion des estimations



# Fusion des estimations

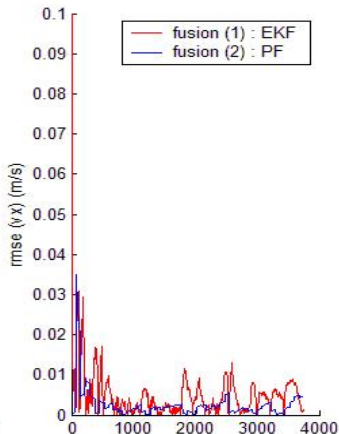
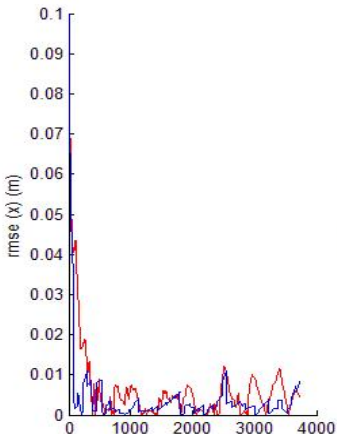


# Fusion des estimations



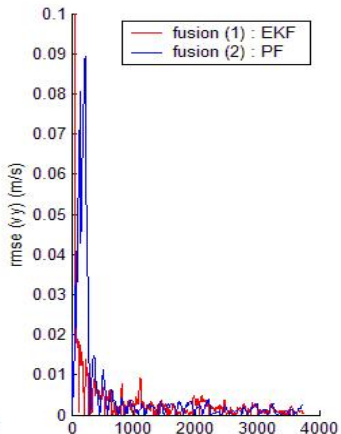
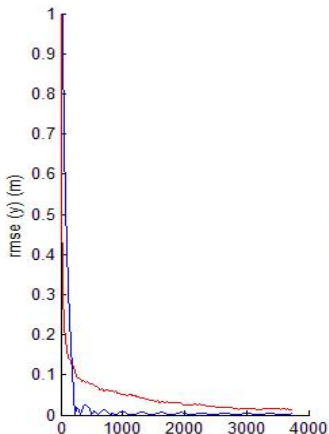
# Fusion des estimations

## EKF vs PF



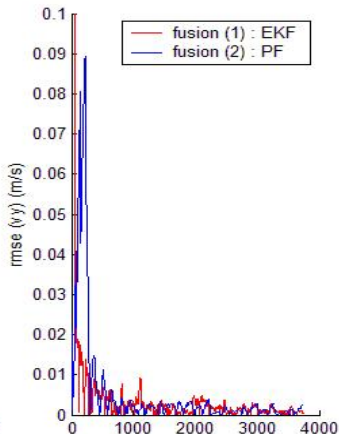
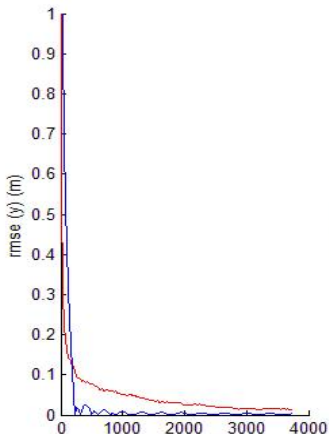
# Fusion des estimations

## EKF vs PF



# Fusion des estimations

## EKF vs PF

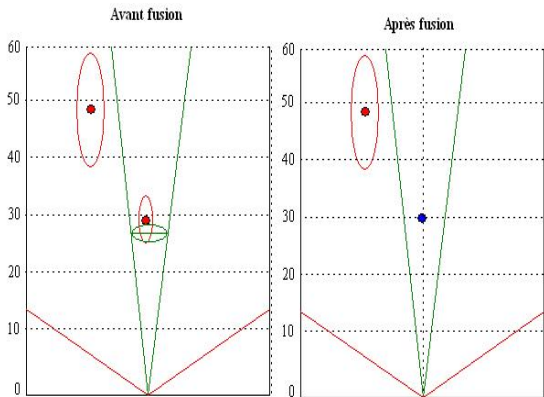




# Apport de la fusion dans l'interprétation des scènes typiques

## Monomode-Bimode

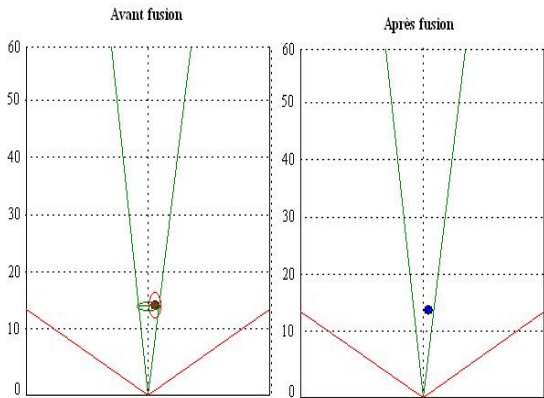
Image avec détections IR projetées



# Apport de la fusion dans l'interprétation des scènes typiques

## Monomode-Bimode

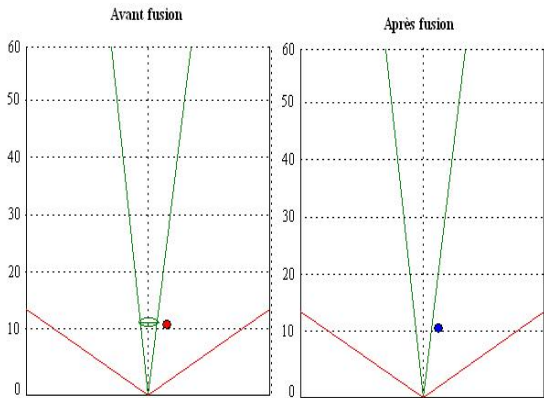
Image avec détections IR projetées



# Apport de la fusion dans l'interprétation des scènes typiques

## Monomode-Bimode

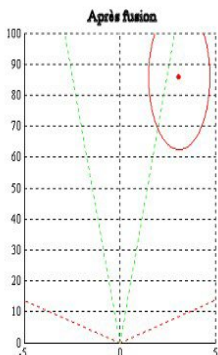
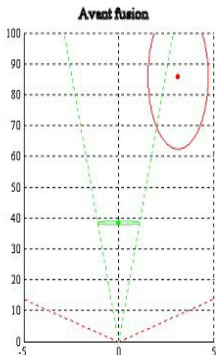
Image avec détections IR projetées



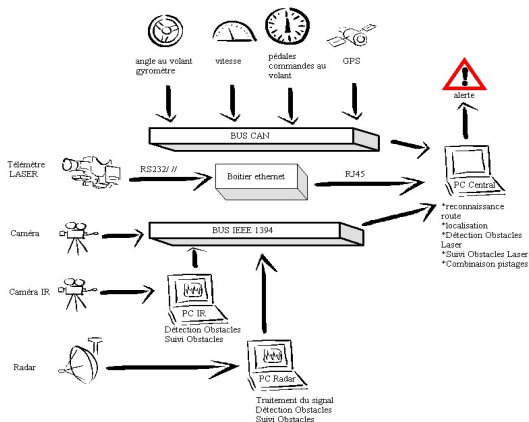
# Apport de la fusion dans l'interprétation des scènes typiques

## Monomode-Bimode

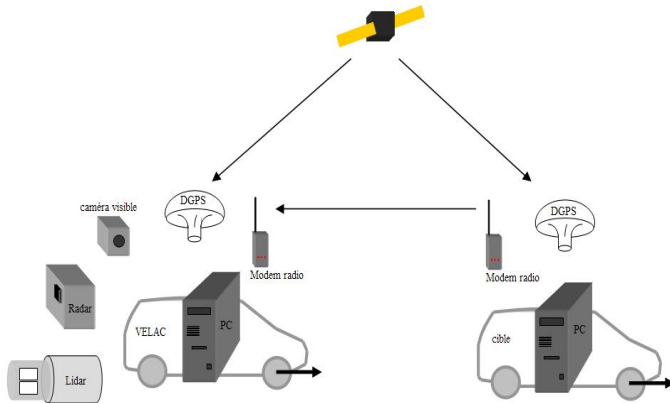
Image avec détections IR projetées



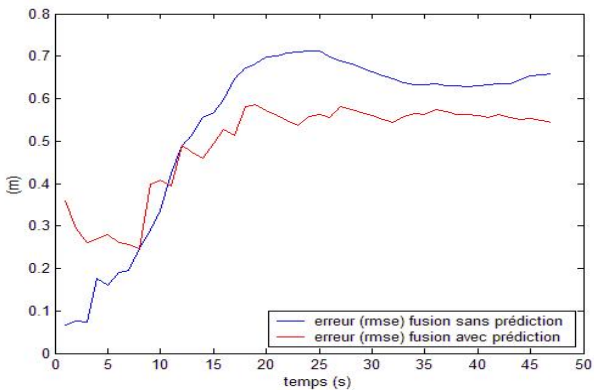
# Synoptique de l'architecture de VELAC



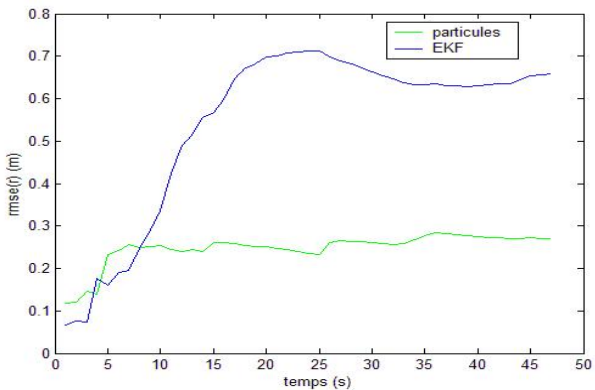
# Vérité terrain



# Vérité terrain

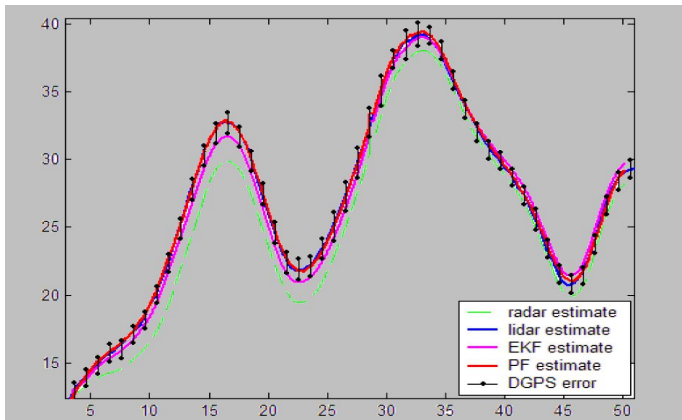


# Vérité terrain





# Vérité terrain



# Résultats



# Résultats



# Annexe I



J. Hancock [▶ Retour](#)

Laser Intensity-Based Obstacle Detection and Tracking.  
*Thèse de Carnegie Mellon university, The Robotics Institute, Pittsburg, Pennsylvania, 1999.*



M.B. van Leeuwen and F.C. Groen [▶ Retour](#)

Vehicle detection with a mobile camera, 2001.



T. Kalinke, C. Tzomakas, and W. v. Seelen [▶ Retour](#)

A texture-based object detection and an adaptive model-based Classification  
*In Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, volume 1, pages 143–148, Stuttgart, Germany, 1998.*

## Annexe II



A. Bensrhair, M. Bertozzi, A. Broggi, P. Miché, S. Mousset, and G. Toulminet [▶ Retour](#)

A cooperative approach to vision-based vehicle detection  
*In Proceedings of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pages 209–214, Oakland, Canada, 2001.*



R. Chapuis, F. Marmoiton, and R. Aufrere [▶ Retour](#)

Road detection and vehicles tracking by vision for an on-board acc system in the velac vehicle  
*In Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion, volume 2, pages WeB5 :11–18, Paris, France, 2000.*

## Annexe III



X. Clady, F. Collange, F. Jurie, B. Thuillot, and P. Martinet

[▶ Retour](#)

Détection et suivi de véhicules par vision

*In Colloque GRETSI'01 sur le traitement du Signal et des Images, Toulouse, France, 2001.*



F. Dellaert and C. Thorpe [▶ Retour](#)

Robust car tracking using kalman filtering and bayesian templates.

*In Proceedings of SPIE Vol. 3207 : Intelligent Transportation Systems, Pittsburg (PA), USA, 2001.*

# Annexe IV



D. Gavrila [▶ Retour](#)

Pedestrian detection from a moving vehicle

*In European Conference on Computer Vision, pages 37–49, Dublin, Germany, 2000.*



X. Yu, S. Beucher, and M. Bilodeau [▶ Retour](#)

Lane segmentation and obstacle recognition by mathematical morphology, 1992






Giachetti, Campani, and Torre [▶ Retour](#)

The use of optical flow for road navigation

*In IEEE Trans. on Robotics and Automation, 14(1) :34–46, 1998.*

# Annexe V

-  S. Araki, T. Matsuoka, N. Yokoyo, and H. Takemura [▶ Retour](#)  
Real-time tracking of multiple moving object contours in a moving camera sequence  
*In IEEE Trans. on Information and Systems, E86-D (7) :1583-1591, 2000.*
-  M. B. van Leeuwen and F. C. Groen [▶ Retour](#)  
Vehicle detection with a mobile camera, 2001.
-  C. Papageorgiou and T. Poggio [▶ Retour](#)  
A pattern classification approach to dynamical object detection  
*In International Conference on Computer Vision, Corfu , Greece, 1999.*



## Annexe VI



S. Jouannin [▶ Retour](#)

Association et fusion de données : Application au suivi et à la localisation d'obstacles par radar à bord d'un véhicule routier intelligent

*Thèse de l'Université BLAISE-PASCAL, Clermont-Ferrand (France), 1999.*



T. Kato, T. Tanizaki, T. Ishii, H. Tanaka and Y.

Takimoto [▶ Retour](#)

76 GHz High Performance Radar Sensor Featuring Fine Step Scanning Mechanism Utilizing NRD Technology

*In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo, Japan, 2001.*

## Annexe VII



D. Langer [▸ Retour](#)

An Integrated MMW Radar System for Outdoor Navigation  
*Thèse de Carnegie Mellon university, The Robotics  
Institute, Pittsburg, USA, 1997.*



H. Kuroda, S. Kuragaki, T. Minowa and K. Nakamura [▸ Retour](#)

An Adaptive Cruise Control System Using A Millimeter  
Wave Radar  
*In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Stuttgart,  
Germany, 1998.*

# Annexe VIII



T. Uebo, T. Kitagawa and T. Iritani [Retour](#)

Short Range Radar Utilizing Standing Wave of Microwave or Millimeter Wave

*In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo, Japan, 2001.*