Fil conducteur

- Introduction
- Modélisation d'environnement par vision
- Localisation par vision
  - Le problème de la localisation
  - Localisation en robotique mobile
  - Odométrie visuelle
- Modélisation et localisation simultanées

De l'importance de la localisation

“Rallier cette position”, “Cartographier/surveiller cette zone”…

→ Les missions sont souvent spécifiées en termes de localisation

Modèles de l'environnement nécessaires

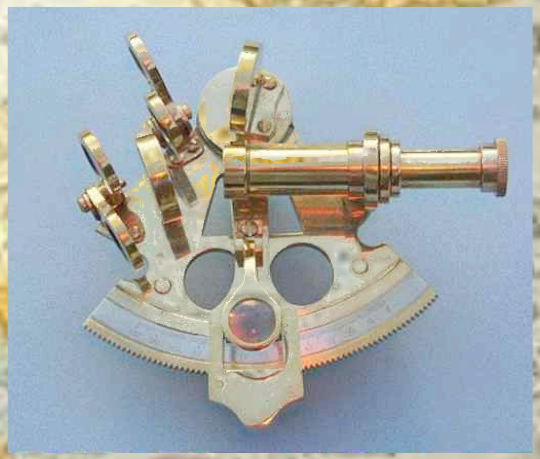
→ Cohérence spatiale assurée par la localisation

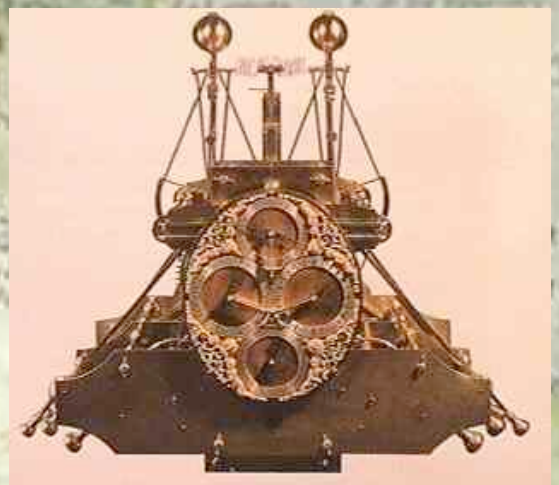
Exécution sûre des déplacements planifiés

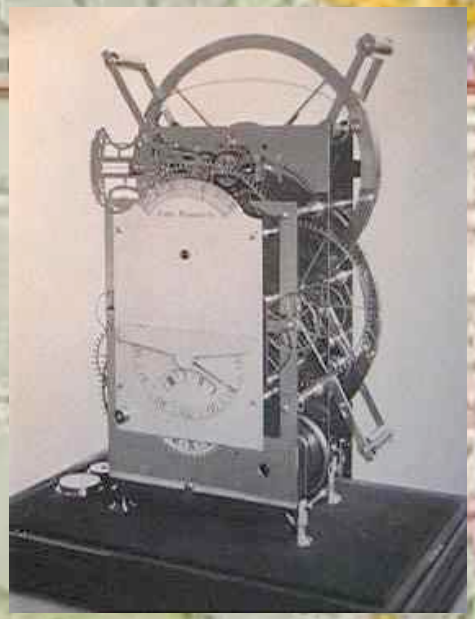
→ Contrôle sur l'évolution de la position

“Si vous n'est pas localisé, vous êtes perdus”

Localisation: un problème classique

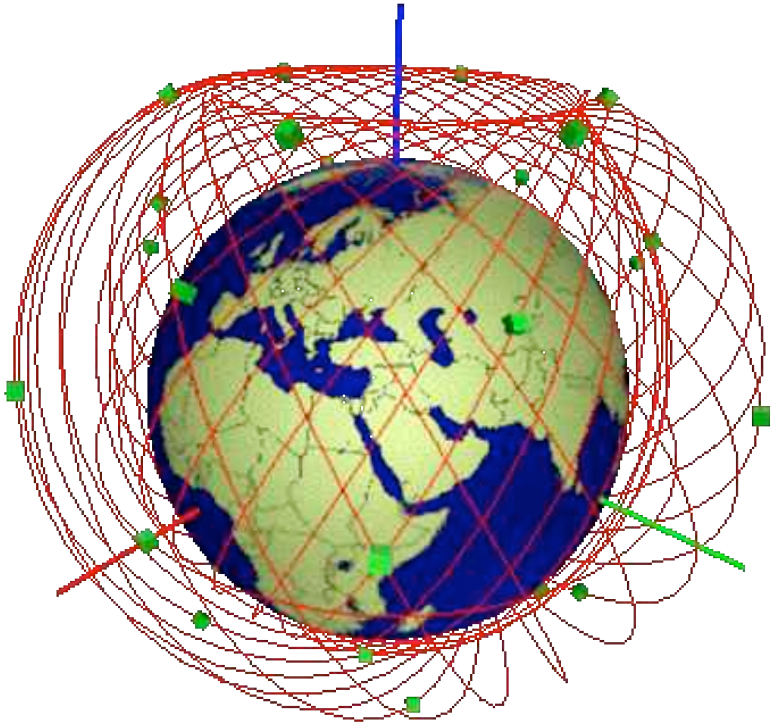


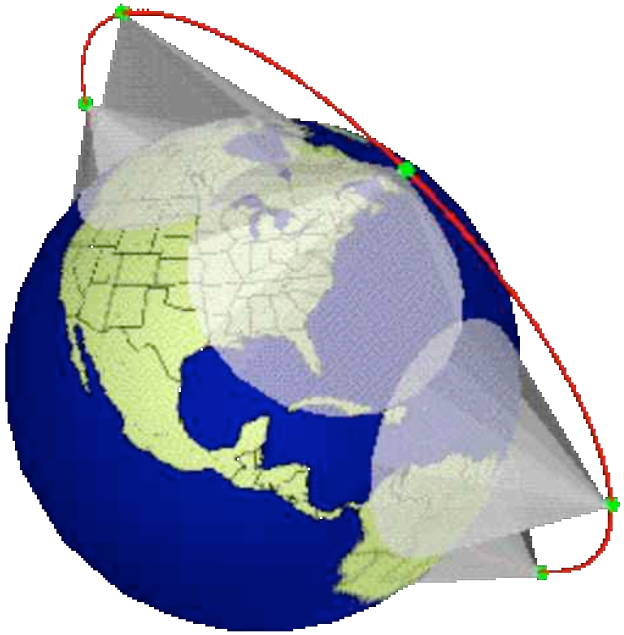




Chronomètres de Harrisson

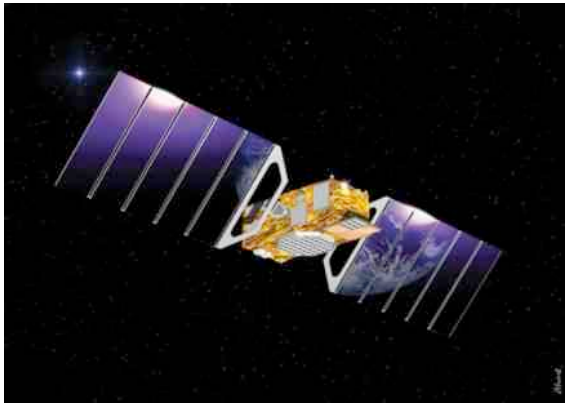
Localisation: un problème moderne





Antenne Loran

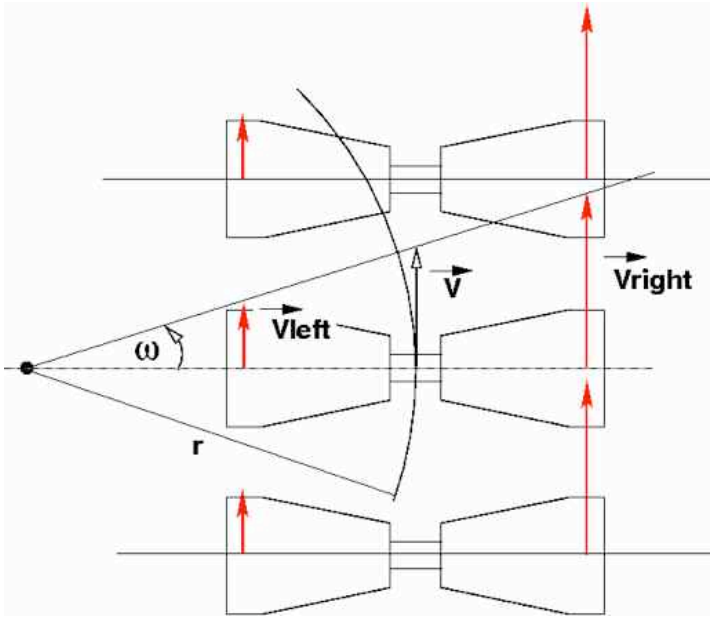
Satellite Glonass



Satellite Galileo

Localisation en robotique

- Example of the rover Lama
  - 6 independent non-steerable wheels
  - skid steering control



- "Classic odometry": awful estimate of rotations

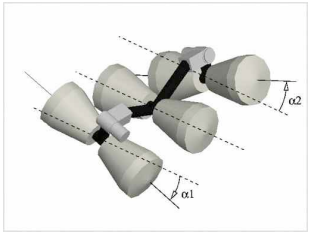
! Use of a fiber-optic gyro ("Gyrodometry")

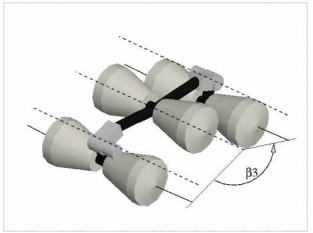
- 3D motions: use of inclinometers

Localisation en robotique

3D odometry

- Articulated chassis
- Available data





% &	Roll & pitch of middle axle # robot attitude	Inclinometers [-30,30deg]
gyro	Angular speed of middle axle	Fiber-optics Gyrometer
1, 2, ß3	Angles of the 3 articulations # chassis configuration	Potentiometers
wheel	6 wheel speeds	High Resolution Optical Encoders

! 6 position parameters estimation

$$s = t\,R(\#_r + \#_l)/2 \qquad z = \# \; s\sin(\;)$$

$$\# = t_{gyro} \qquad =$$

$$x = s\cos(\;\#/2)\cos(\;) \qquad =$$

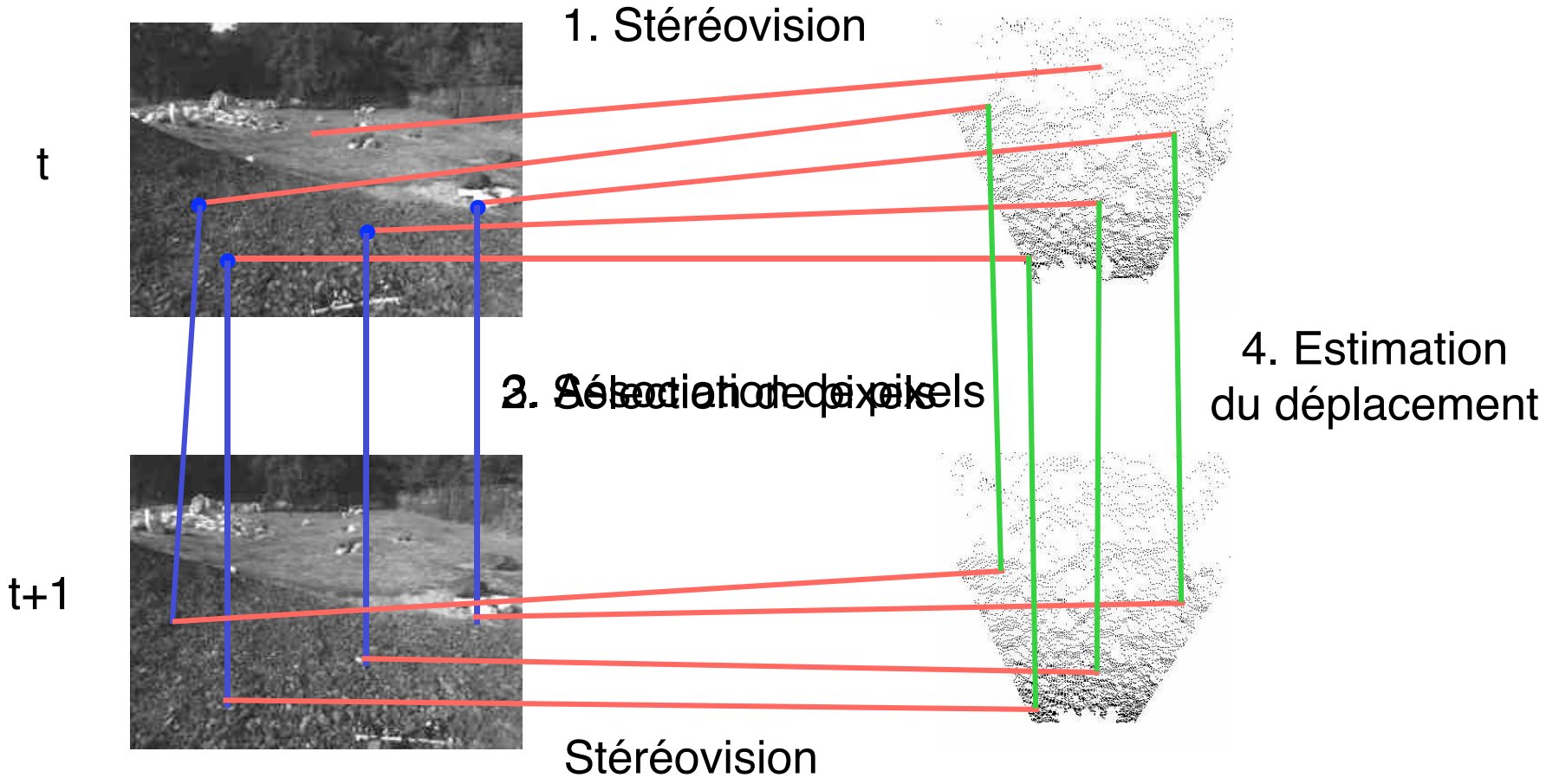
$$y = s\sin(\;\#/2)\cos(\;)$$

Localisation en robotique

Localisation inertielle…

Comme l!odométrie, l!estimée de position dérive

Estimation visuelle du mouvement



(speed X2)

Estimation visuelle du mouvement

- Quels pixels apparier ?

! Points d!intérêt (Harris, 1988), pixels où la fonction d!autocorrélation présente un pic marqué («"coins"»)

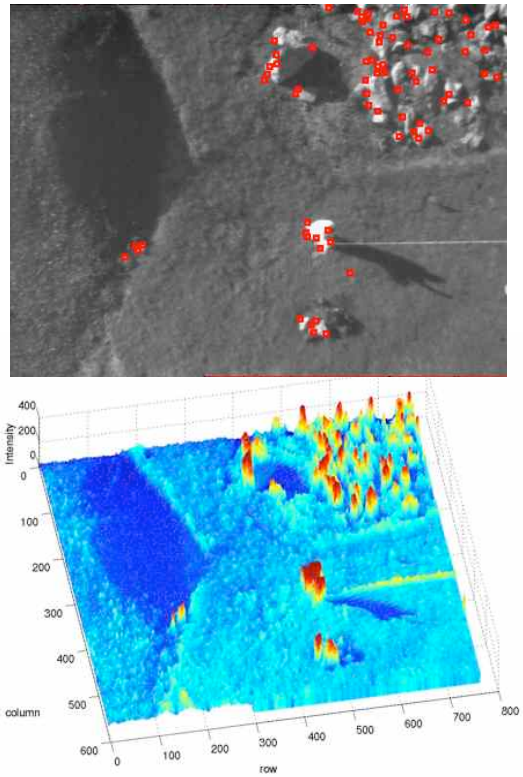
Matrice d!autocorrélation

$$G(\boldsymbol{x},\overline{\sigma})\otimes\begin{pmatrix} I_u(\boldsymbol{x},s\sigma)^2 & I_u(\boldsymbol{x},s\sigma)I_v(\boldsymbol{x},s\sigma) \\ I_u(\boldsymbol{x},s\sigma)I_v(\boldsymbol{x},s\sigma) & I_v(\boldsymbol{x},s\sigma)^2 \end{pmatrix}$$

$$I_u(\boldsymbol{x},s\sigma) = s\,G_u(\boldsymbol{x},s\sigma) * I(\boldsymbol{x}),$$

$$I_v(\boldsymbol{x},s\sigma) = s\,G_v(\boldsymbol{x},s\sigma) * I(\boldsymbol{x})$$

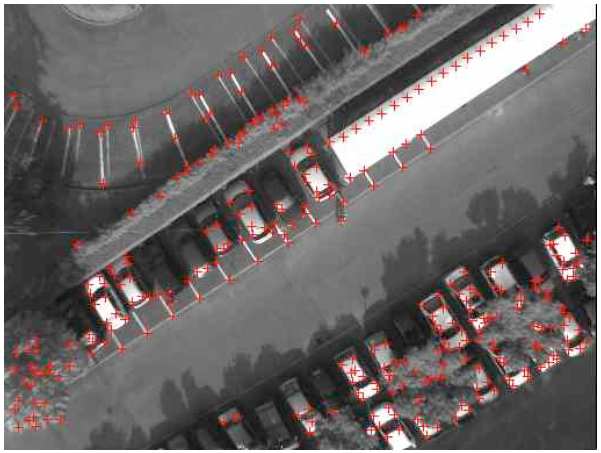
Valeurs propres de la matrice : courbures de la fonction d!autocorrélation

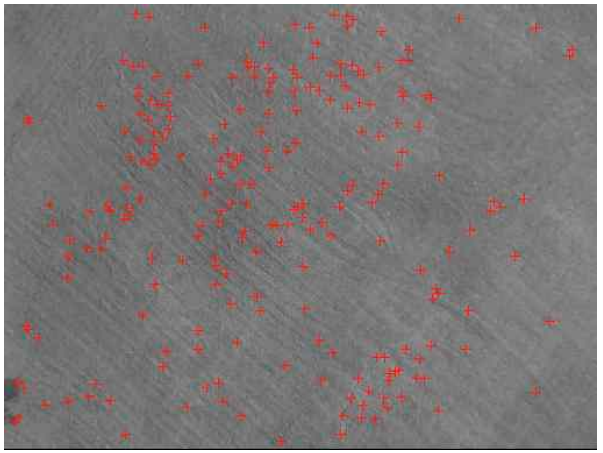


Estimation visuelle du mouvement

- Quels pixels apparier ?

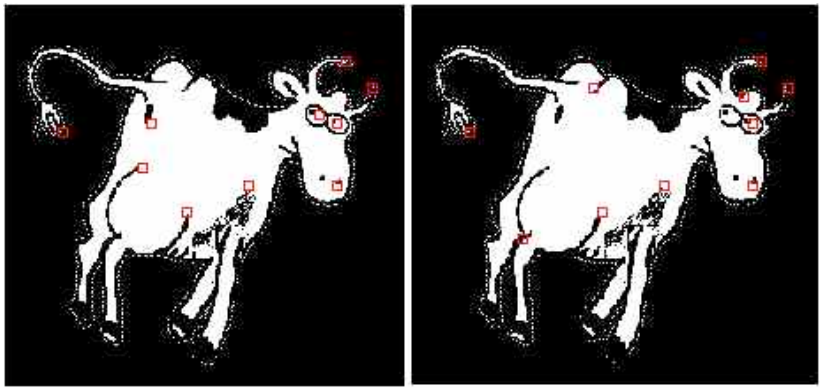
! Points d!intérêt (Harris, 1988), pixels où la fonction d!autocorrélation présente un pic marqué («"coins"»)





Estimation visuelle du mouvement

- Stabilité des points de Harris
  - Répétabilité



$$\text{Répétabilité} = \frac{\text{Nb pts répétés}}{\text{Nb pts détectés}}$$

ici 70% (7 points répétés sur 10 points détectés)

  - Mesure de similarité : mesure de ressemblance des courbures principales

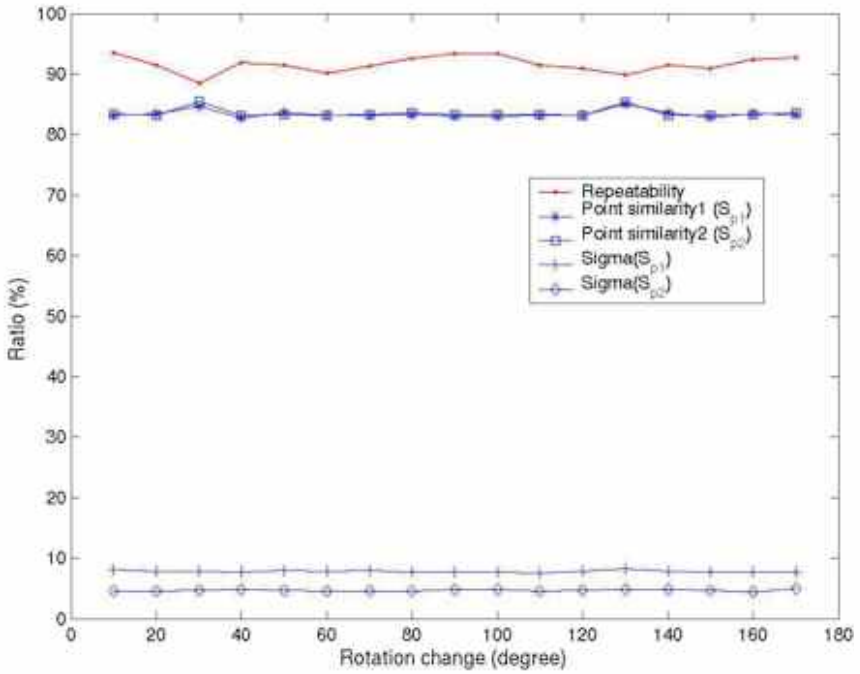
$$S_{p1}(x, x') = \frac{min(\lambda_1, \lambda'_1)}{max(\lambda_1, \lambda'_1)} \quad S_{p2}(x, x') = \frac{min(\lambda_2, \lambda'_2)}{max(\lambda_2, \lambda'_2)}$$

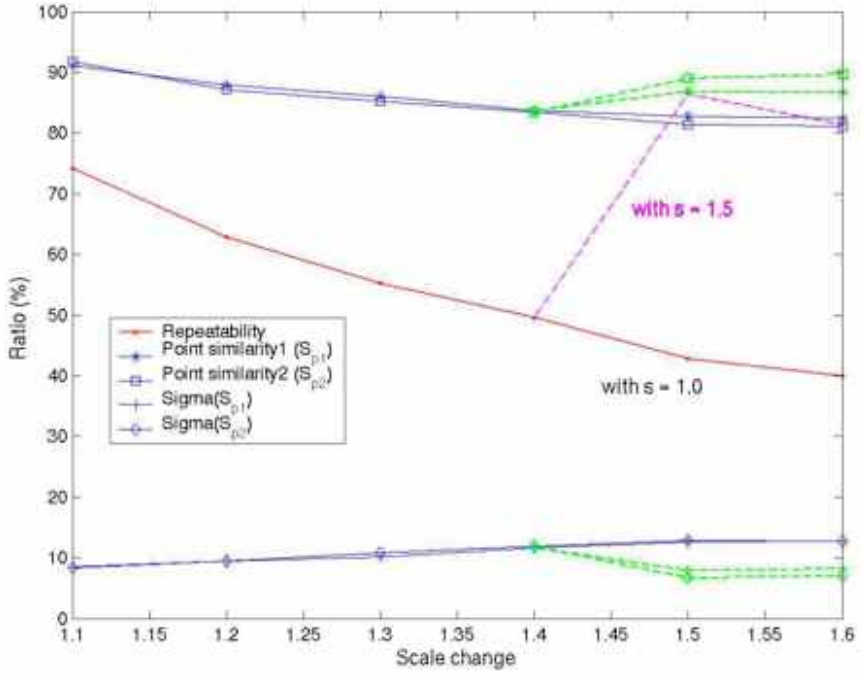
(similarité max = 1)

Estimation visuelle du mouvement

- Stabilité des points de Harris

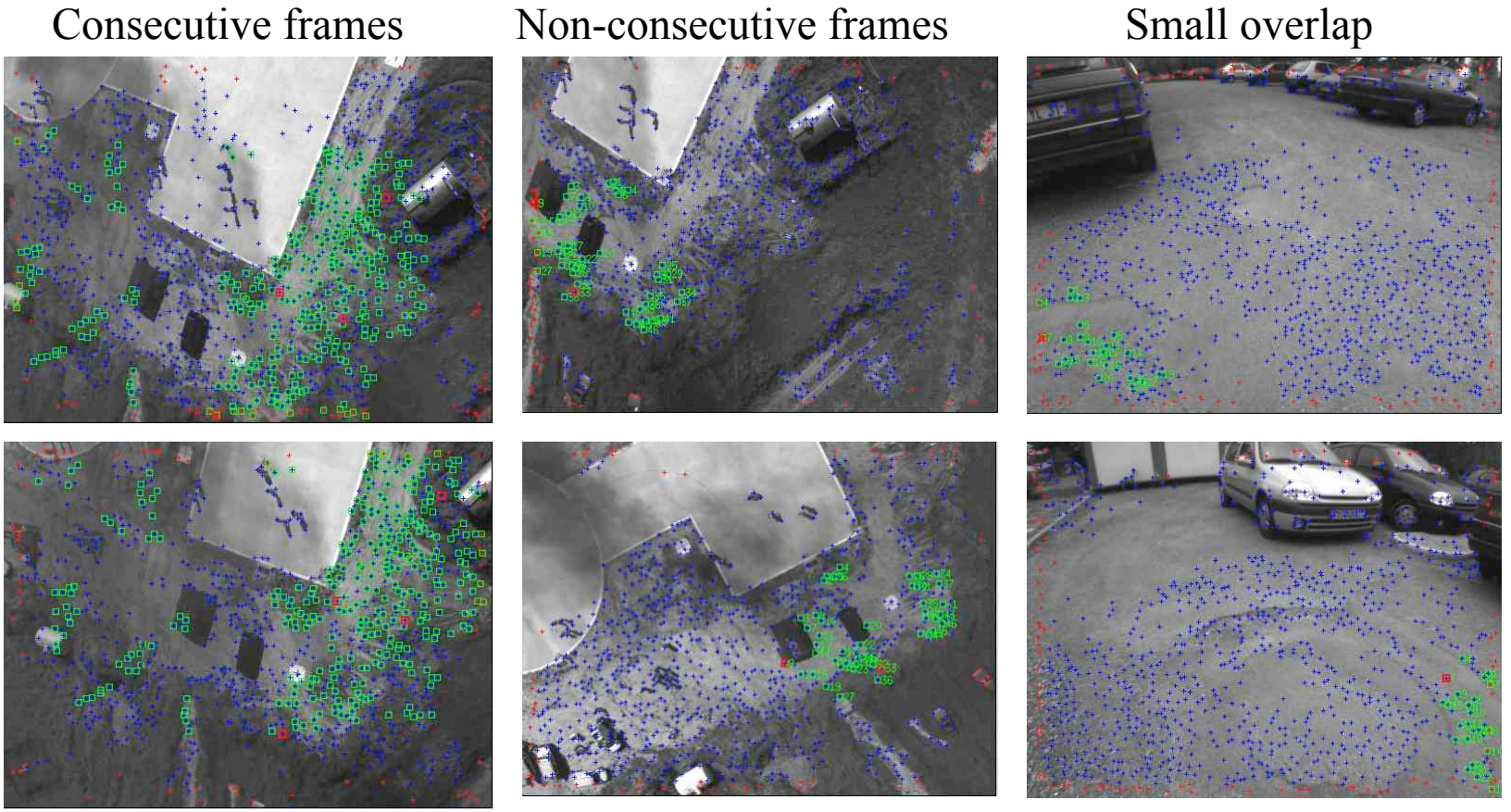
Évaluation avec rotations et changement d'échelle connus





Estimation visuelle du mouvement

- Quelques illustrations d!appariements

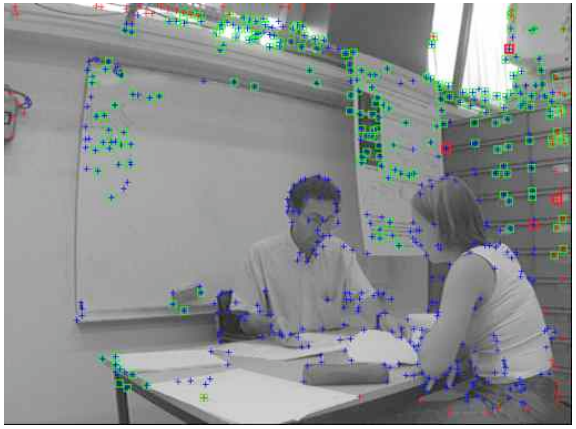


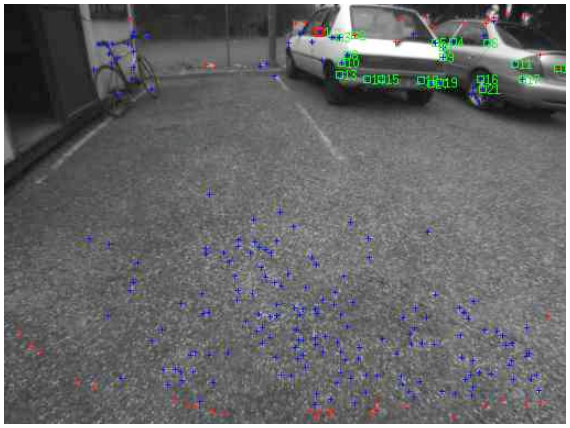
Estimation visuelle du mouvement

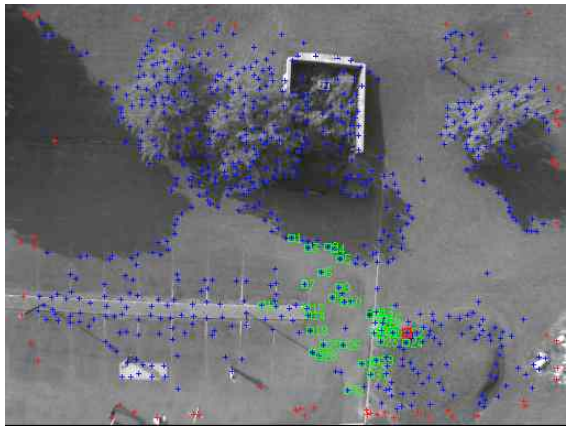
- Quelques illustrations d!appriements

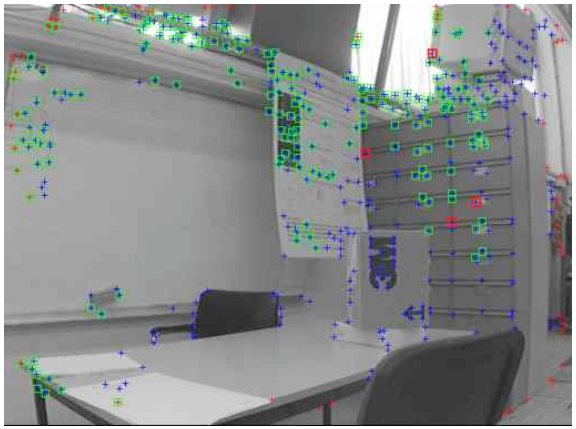
S = 1.5

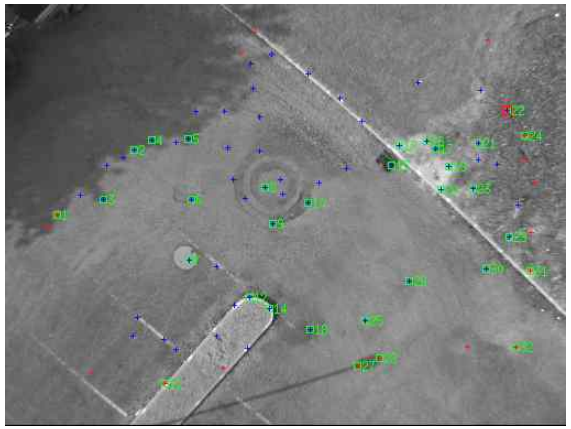
S = 3









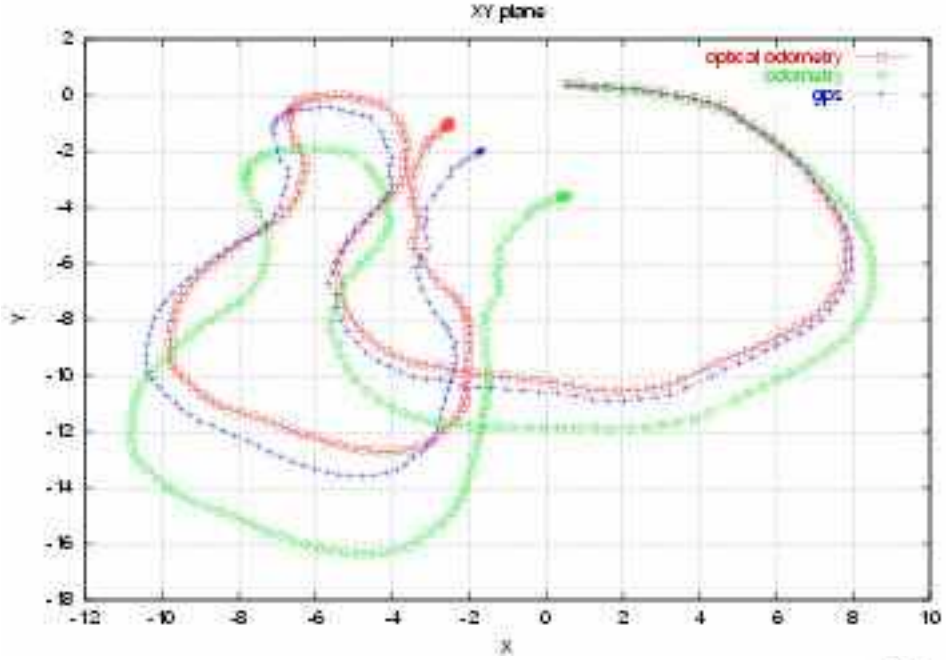


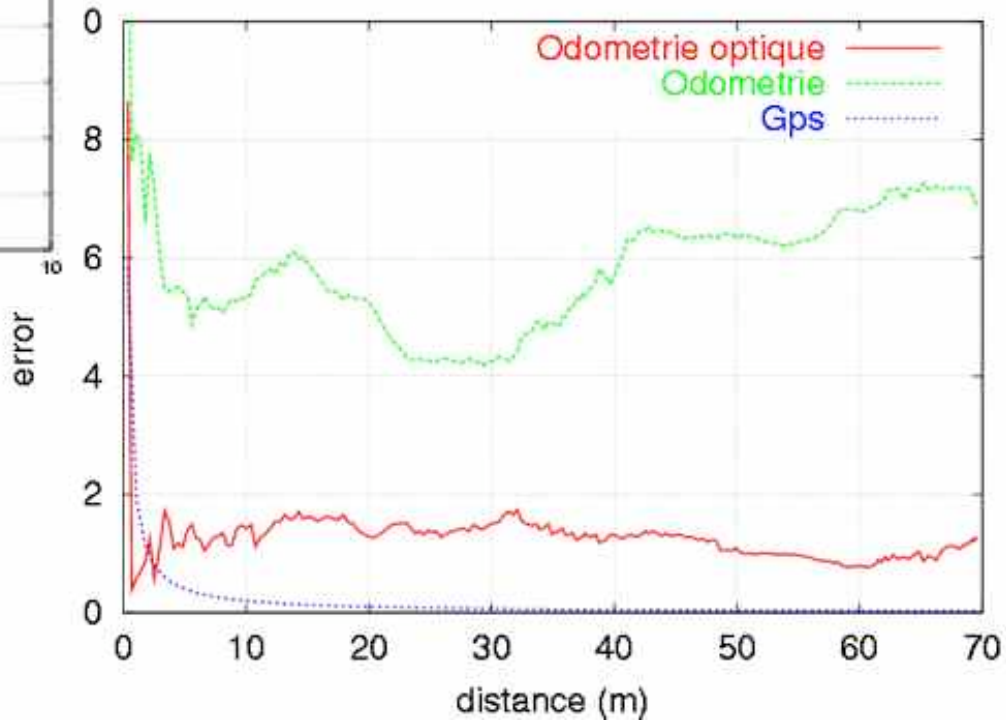
Estimation visuelle du mouvement

(parenthèse : obtention de la géométrie épipolaire)

Estimation visuelle du mouvement

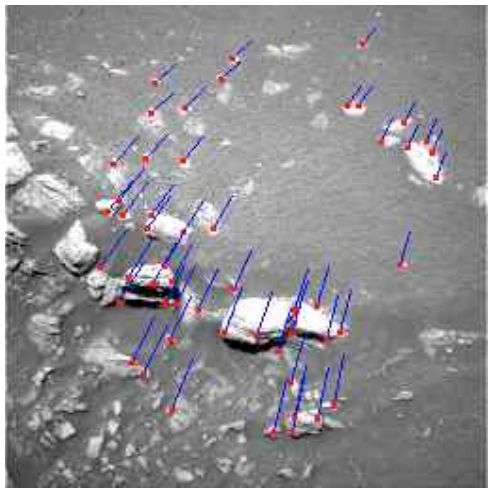
- Très bonnes précisions (de l!ordre de 1% pour des trajectoires de 100m)

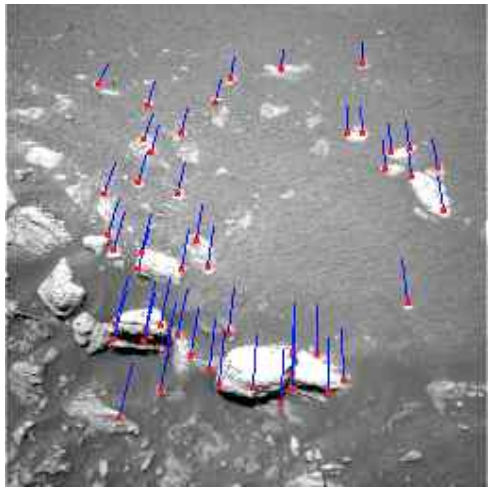


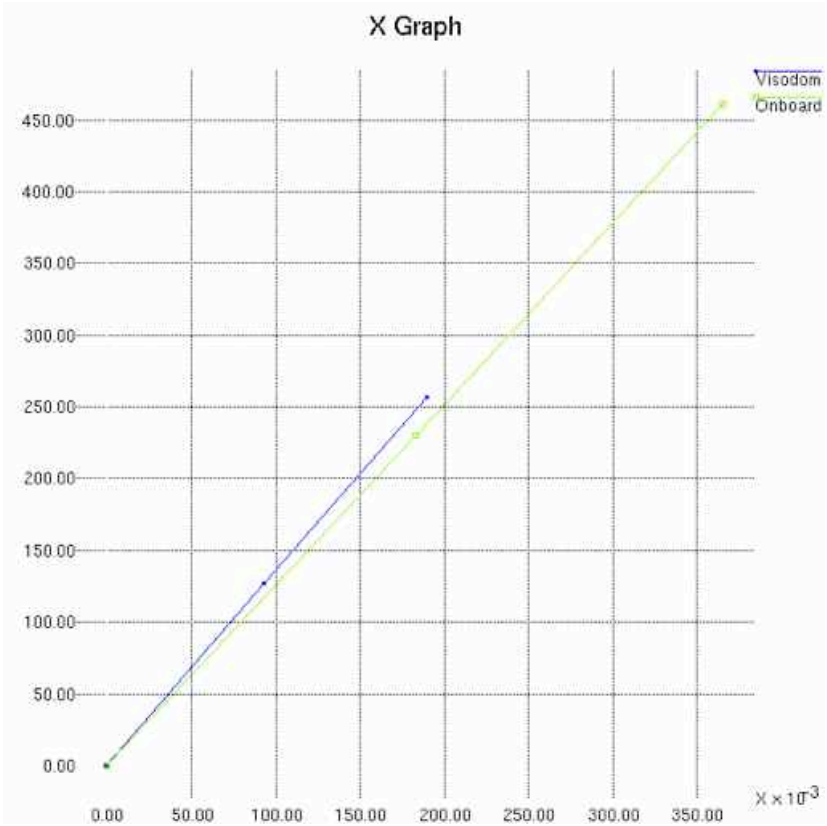


Estimation visuelle du mouvement

Méthode appliquée aux Mars Exploration Rovers

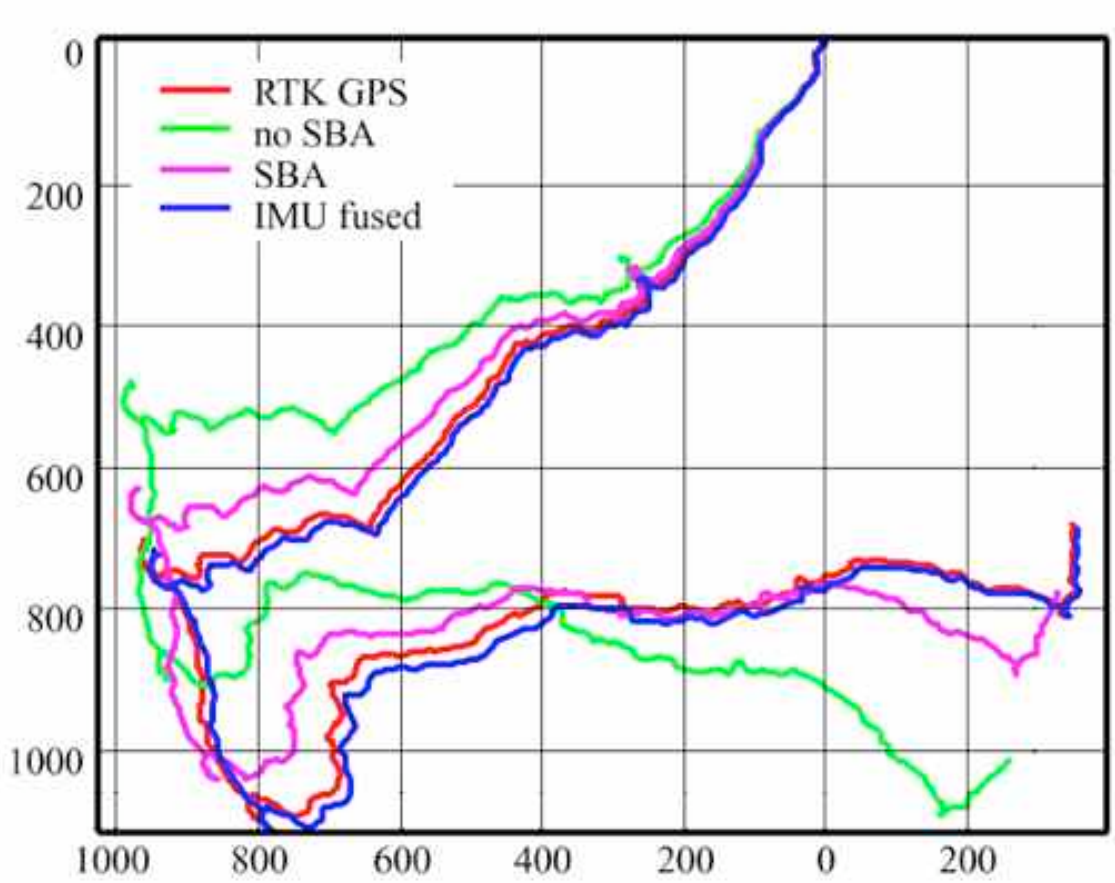






Estimation visuelle du mouvement

- Très bonnes précisions obtenues (de l!ordre de 1% pour des trajectoires de 100m)



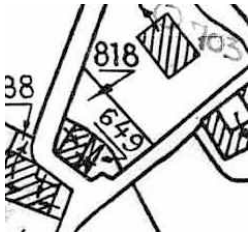
! Mais cela dérive toujours !

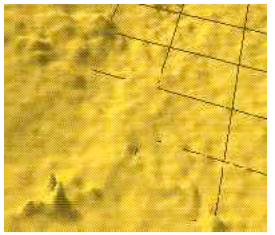
Fil conducteur

- Introduction
- Modélisation d'environnement par vision
- Localisation par vision
- Modélisation et localisation simultanées
  - Principe, illustrations
  - SLAM par stéréovision
  - SLAM par vision monoculaire

Localisation et cartographie

1. Si la cartographie est connue, le problème de la localisation est «"résolu"»

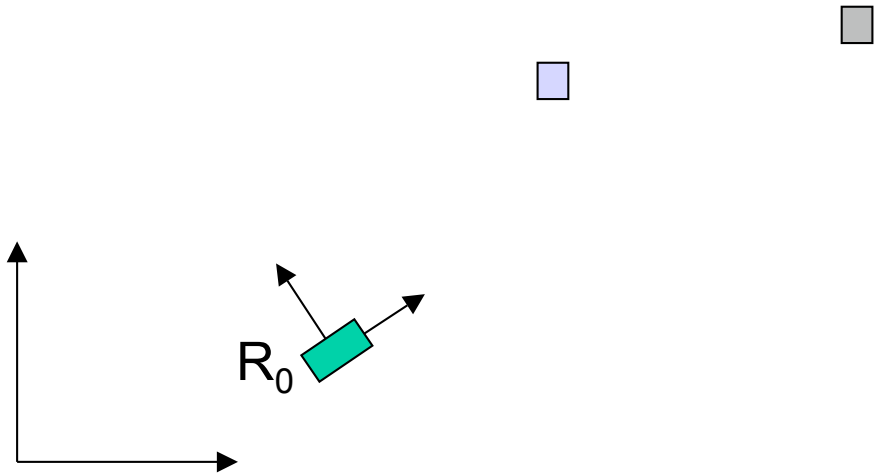




2. Si la localisation est parfaite, le problème de la cartographie est «"résolu"»

Sinon…

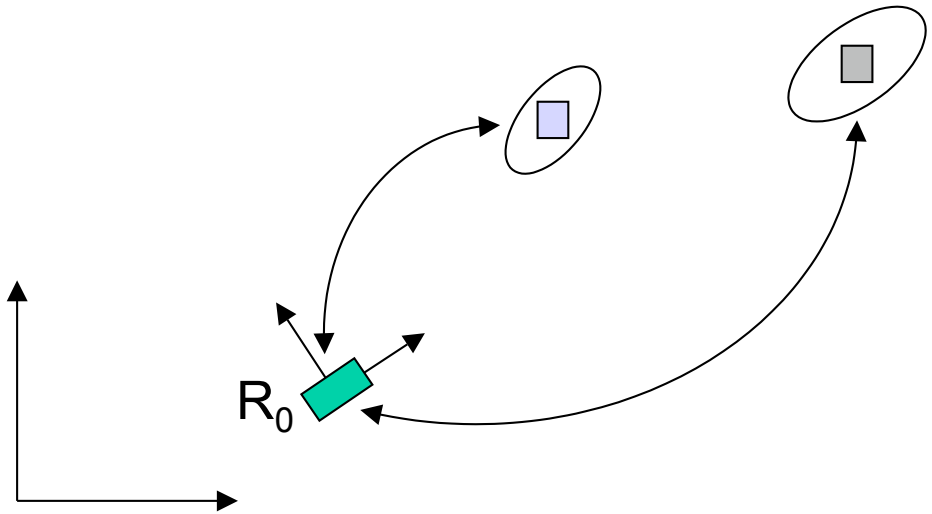
Cartographie et Localisation Simultanées



– Détection des amers

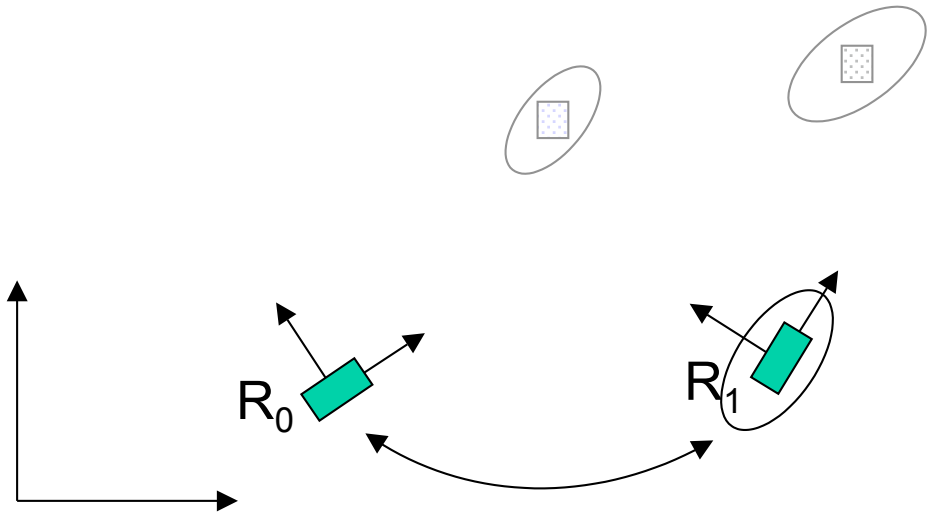
«"Simultaneous Localisation and Mapping"»
(SLAM)

Cartographie et Localisation Simultanées



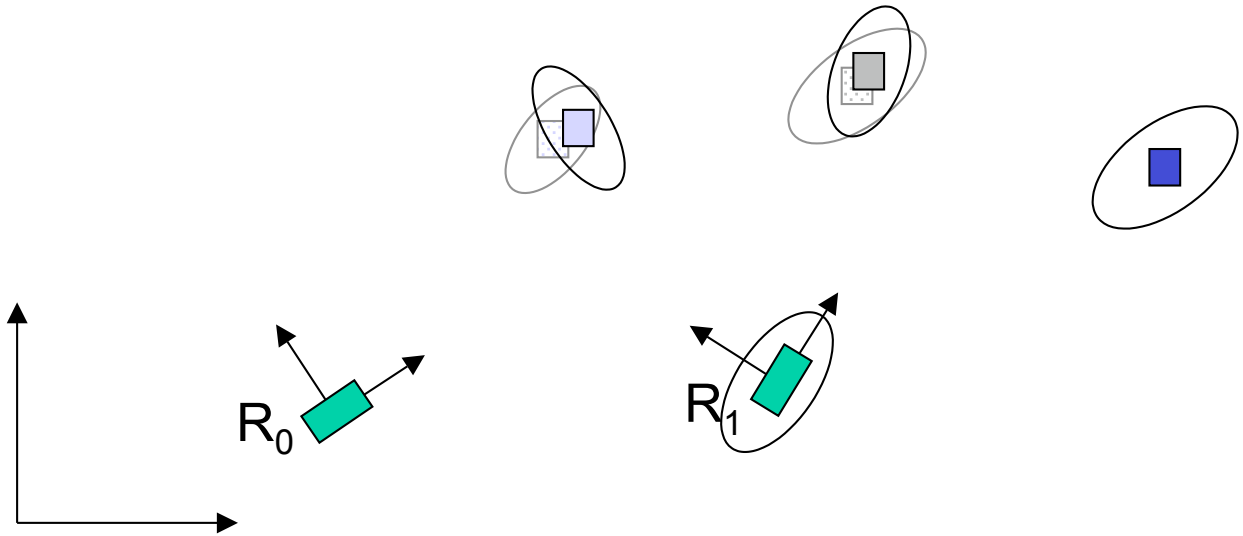
- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot

Cartographie et Localisation Simultanées



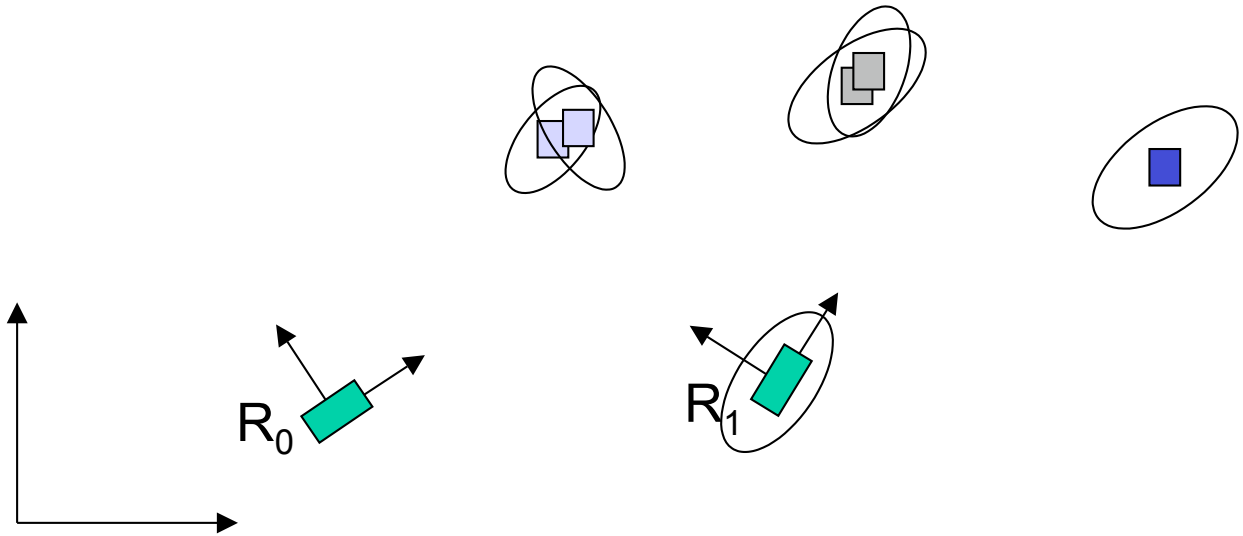
- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot

Cartographie et Localisation Simultanées



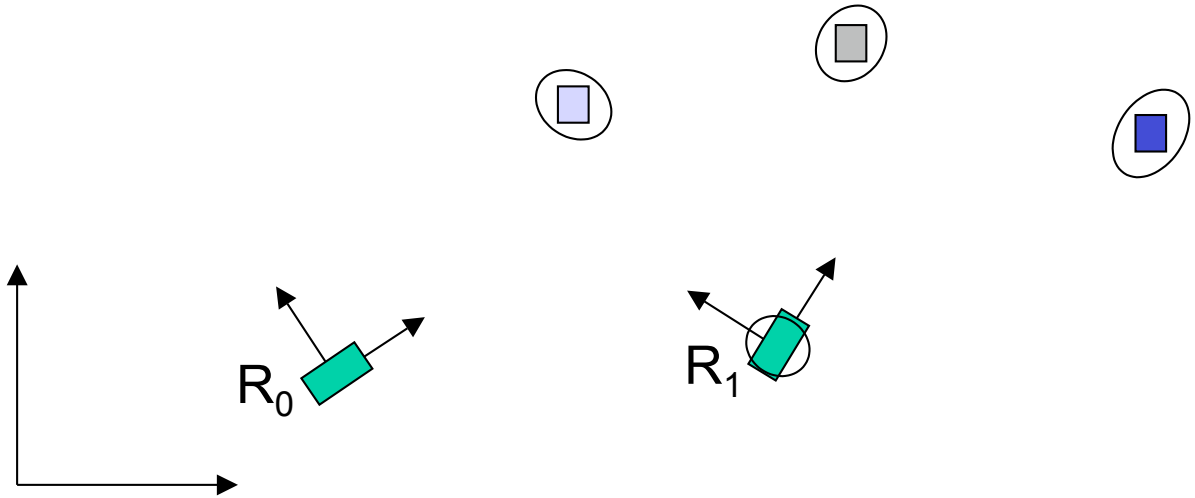
- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot

Cartographie et Localisation Simultanées



- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations

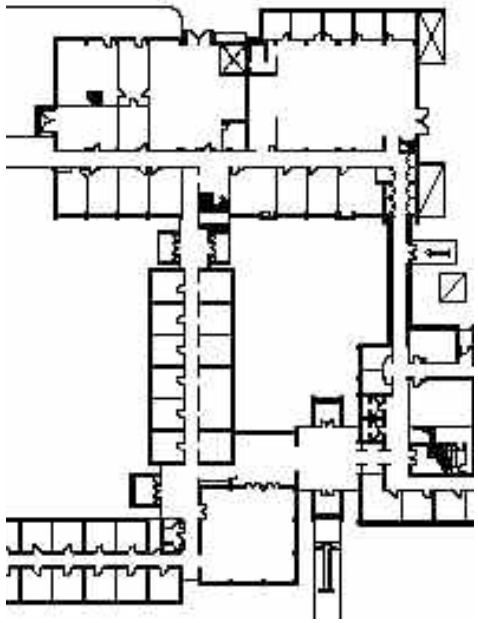
Cartographie et Localisation Simultanées



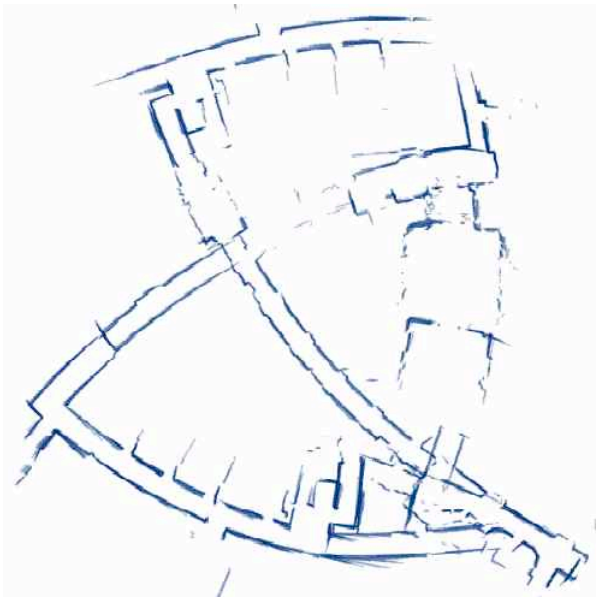
- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

Cartographie et Localisation Simultanées

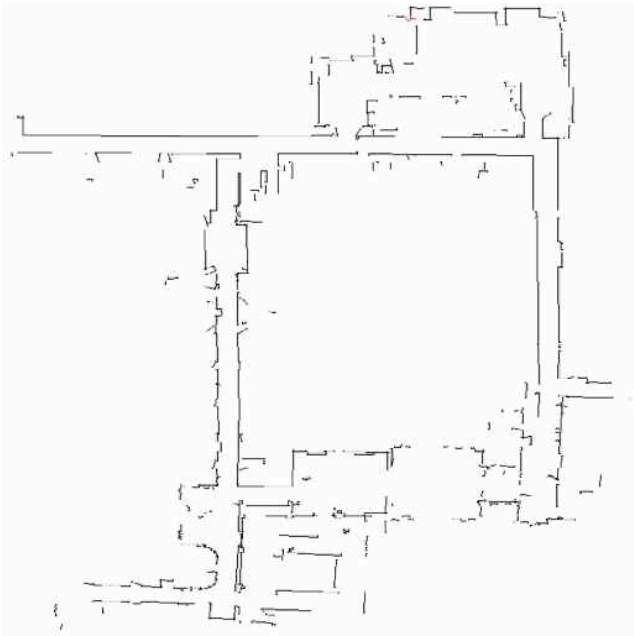
Illustration en environnement intérieur, avec un télémètre laser «"2D"»



Plan du bâtiment



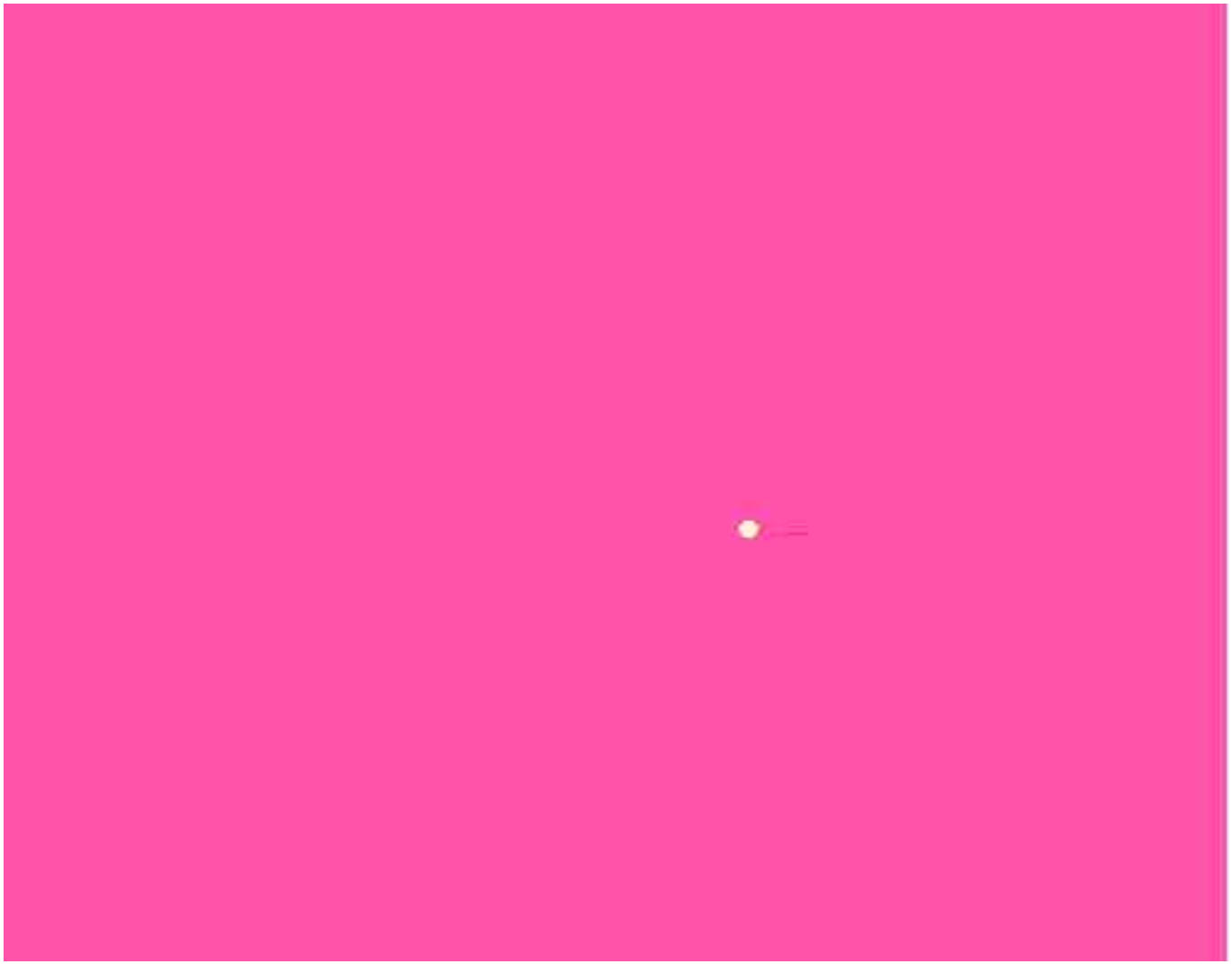
Cartographie avec localisation odométrique



Cartographie avec SLAM

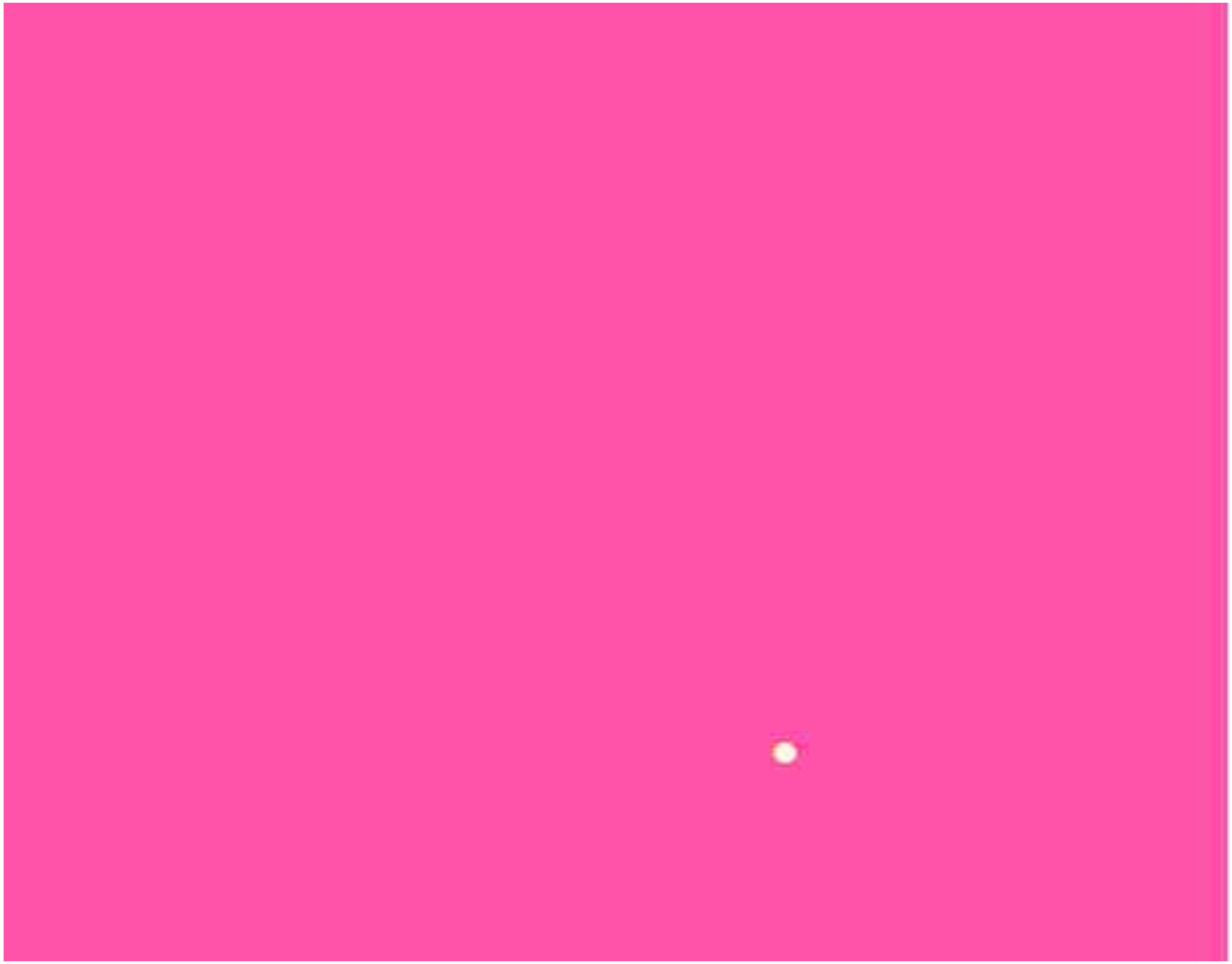
Cartographie et Localisation Simultanées

Illustration en environnement intérieur, avec un télémètre laser «"2D"»



Cartographie et Localisation Simultanées

Illustration en environnement intérieur, avec un télémètre laser «"2D"»



Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

SLAM « générique »

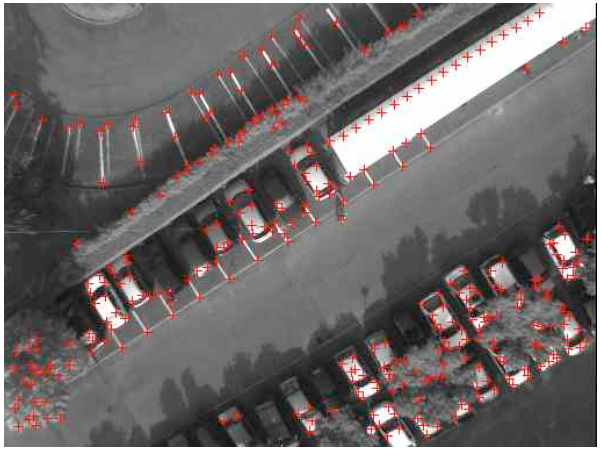
- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

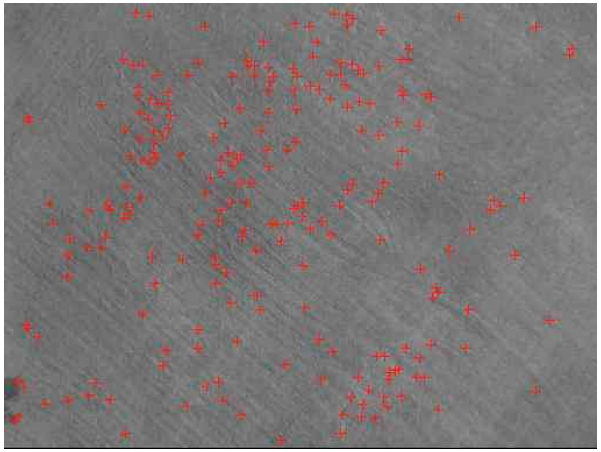
SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt
  - Stéréovision
  - Estimation par stéréo
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Amers : points d!intérêt

Détecteur de Harris





Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

SLAM « générique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt **OK**
  - Stéréovision
  - Estimation par stéréo
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Observation des amers : stéréovision (dense)

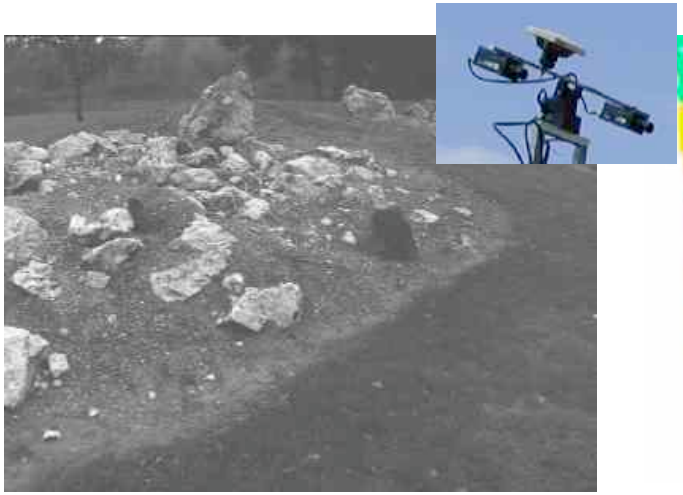
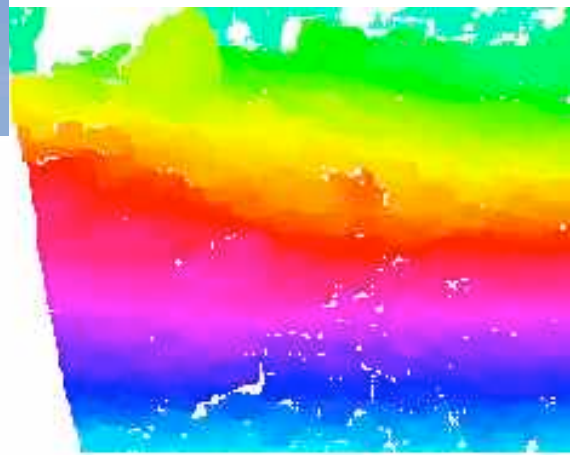


Image originale



Disparités

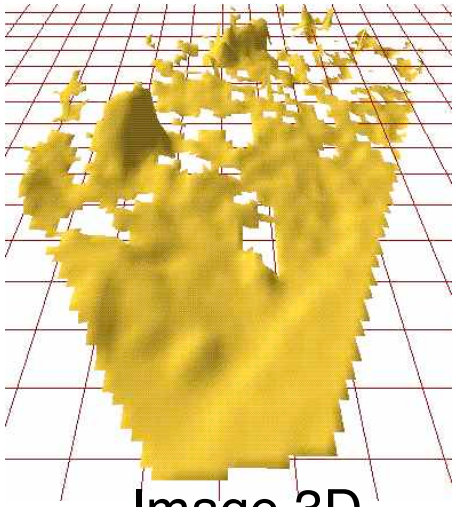
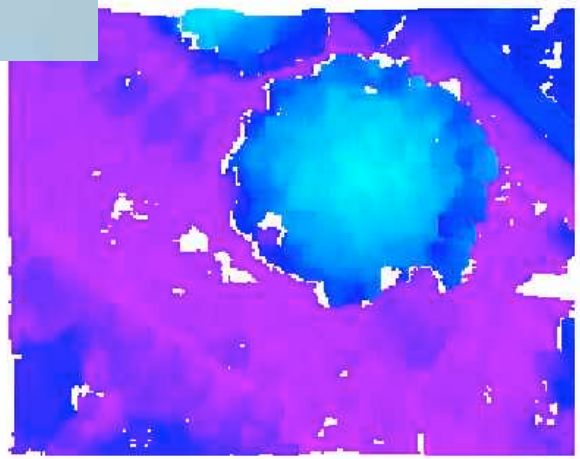
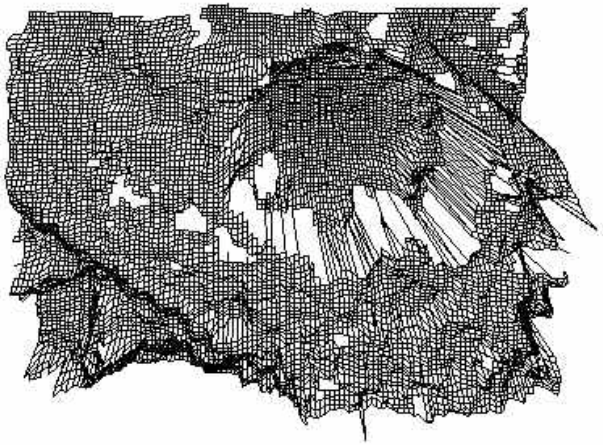
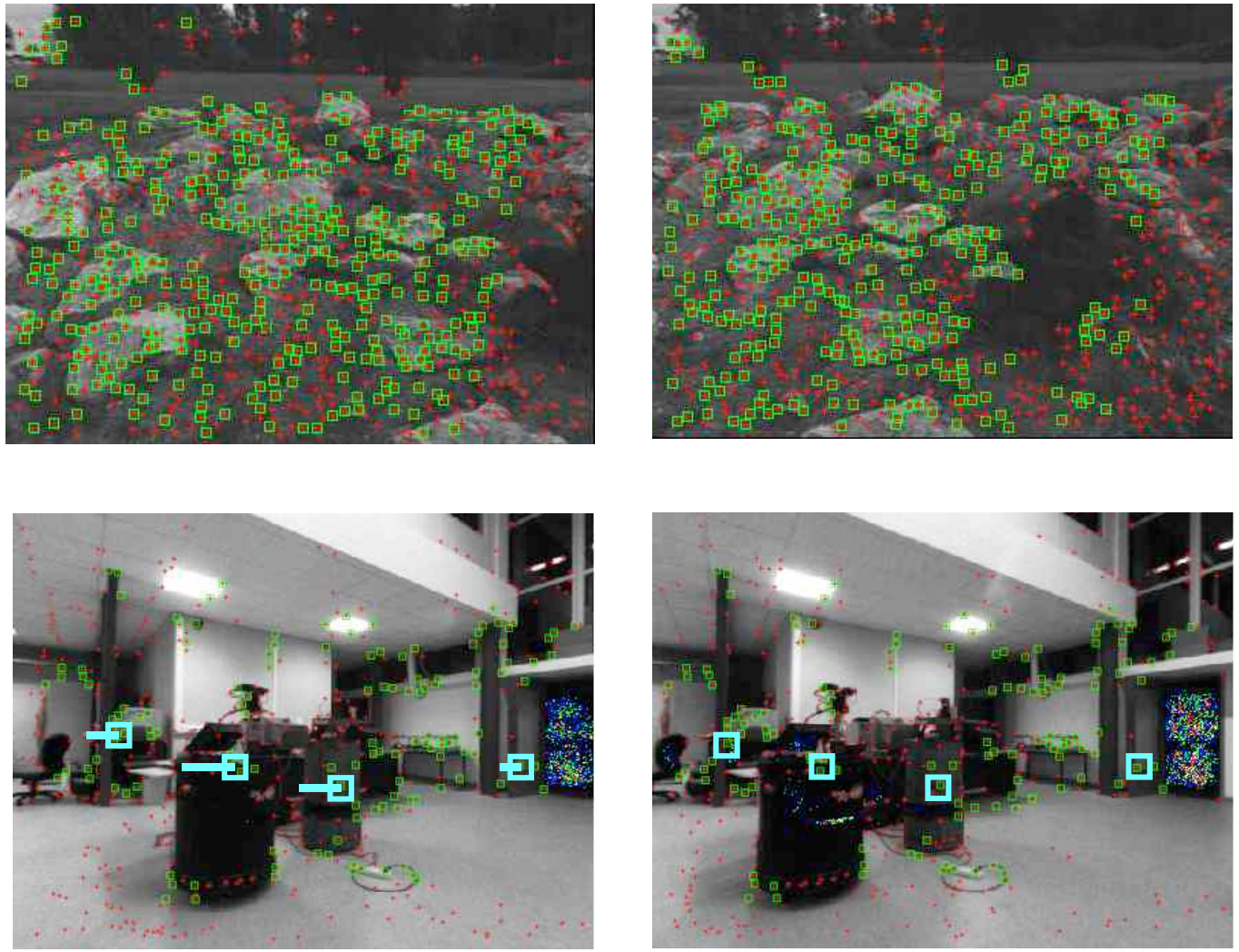


Image 3D





Observation des amers : stéréovision (éparse)



Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

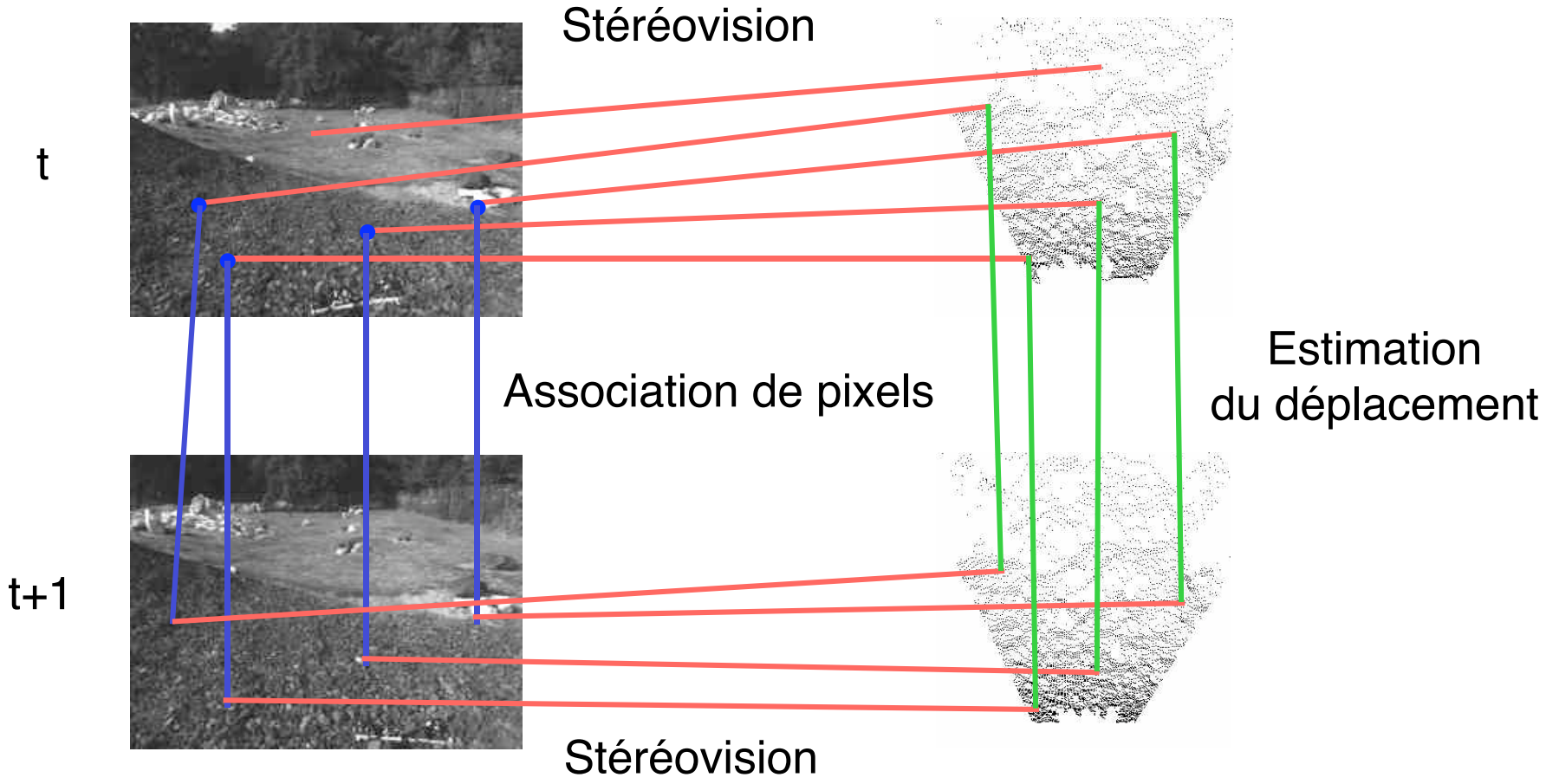
SLAM « générique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt **OK**
  - Stéréovision **OK**
  - Estimation par stéréo
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Observation des mouvements : par stéréovision



Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

SLAM « générique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

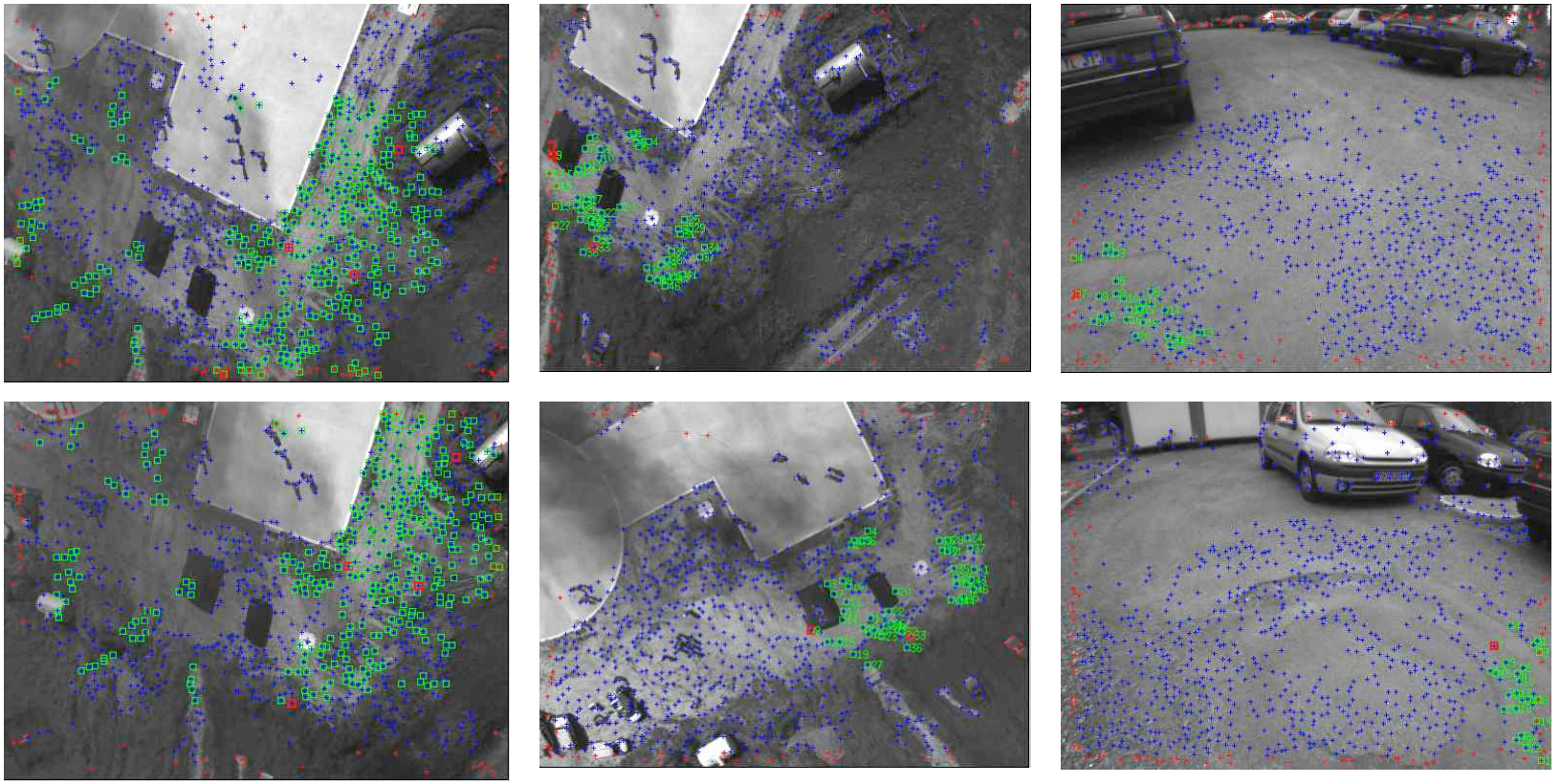
- Vision : points d'intérêt **OK**
  - Stéréovision **OK**
  - Estimation par stéréo **OK**
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Appariement des amers observés

Consecutive frames

Non-consecutive frames

Small overlap



Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

SLAM « générique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt **OK**
  - Stéréovision **OK**
  - Estimation par stéréo **OK**
- Appariement des points **OK**
- Filtre de Kalman étendu

Estimation : filtre de Kalman

Implémentation classique
(*e.g.* localisation de véhicule)

État du système : $x(k), \text{variance}\, P_x$

Equation d'état : *Contrôle*

$$x(k+1) = f(x(k), u(k+1)) + v(k+1)$$

Modèle d'observation : *bruit*

$$z(k) = h(x(k)) + w(k)$$

Implémentation SLAM

État du système :

$$x(k) = [x_p, m_1, ..., m_N],$$

avec $x_p = [\phi, \theta, \psi, t_x, t_y, t_z]$ et $m_i = [x_i, y_i, z_i]$

$$P(k) = \begin{bmatrix} P_{pp}(k) & P_{pm}(k) \\ P_{pm}(k) & P_{mm}(k) \end{bmatrix}$$

Equation d'état : *"contrôle"*

$$x(k+1) = f(x(k), u(k+1)) + v(k+1)$$

Modèle d'observation : *bruit*

$$z(k) = h(x(k)) + w(k)$$

Étapes du processus d'estimation :

1. Prédiction

$$\hat{x}(k+1/k) = f(\hat{x}(k), u(k+1)) \text{ and } \hat{z}(k+1/k) = h(\hat{x}(k+1/k))$$

$$P_{\hat{x}}(k+1/k) = \nabla f P_{\hat{x}}(k) \nabla f^T + P_v(k+1)$$

2. Observation

$$\text{innovation : } \upsilon(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1/k) \text{ de covariance : } S(k+1) = \nabla h P_{\hat{x}}(k+1/k) \nabla h^T + P_\omega(k+1)$$

3. Mise à jour

$$\hat{x}(k+1/k+1) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)\upsilon(k+1)$$

$$P_{\hat{x}}(k+1/k+1) = P_{\hat{x}}(k+1/k) - K(k+1)S(k+1)K^T(k+1)$$

$$\text{where } K(k+1) = P_{\hat{x}}(k+1/k) \nabla h^T S^{-1}(k+1)$$

Cartographie et localisation simultanées avec stéréovision

SLAM « générique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt **OK**
  - Stéréovision **OK**
  - Estimation par stéréo **OK**
- Appariement des points **OK**
- Filtre de Kalman étendu **OK**

Mise en œuvre du filtre

- Prediction: odométrie visuelle

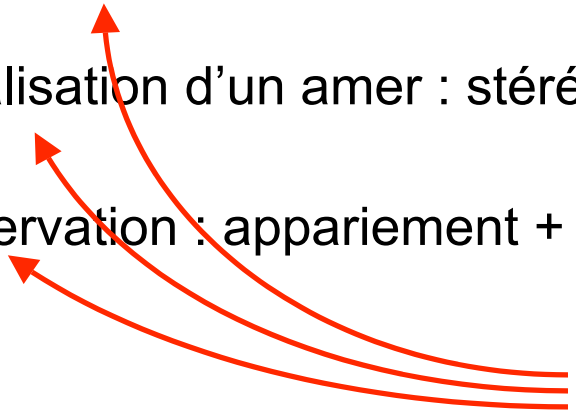
$$u(k+1) = (\Delta\phi, \Delta\theta, \Delta\psi, \Delta t_x, \Delta t_y, \Delta t_z)$$

- Initialisation d'un amer : stéréovision

$$m_i = [x_i, y_i, z_i]$$

- Observation : appariement + stéréovision

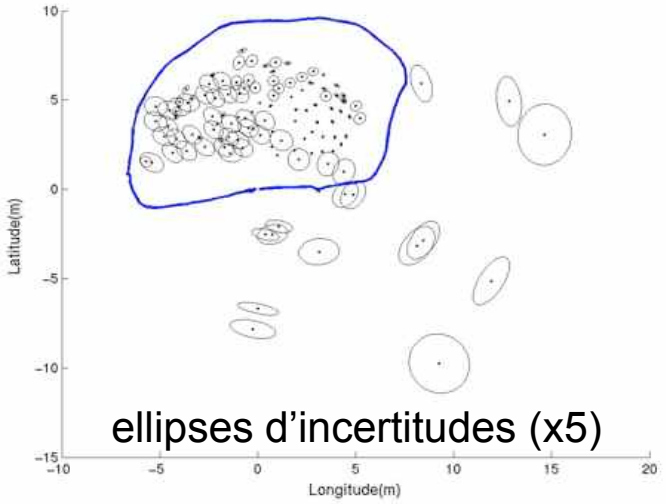
$$\upsilon_i(k+1) = z_i(k+1) - \hat{z}_i(k+1/k)$$



Estimation des erreurs nécessaires

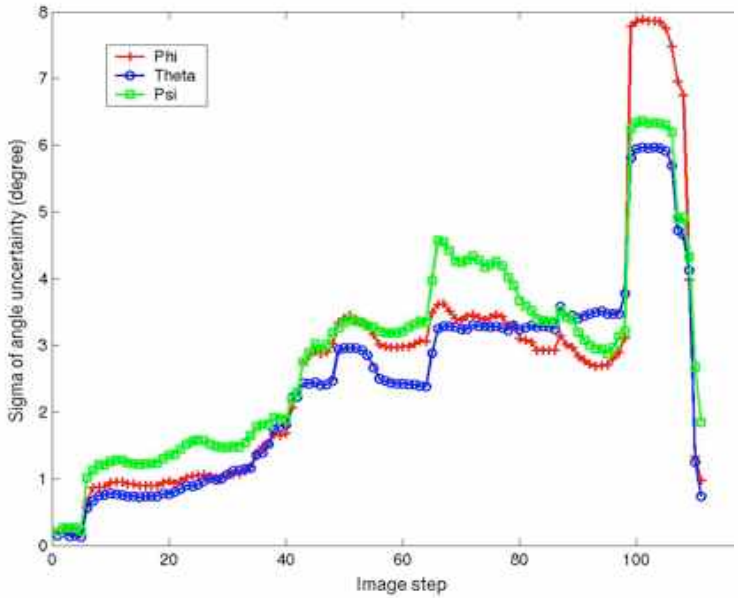
SLAM : illustrations

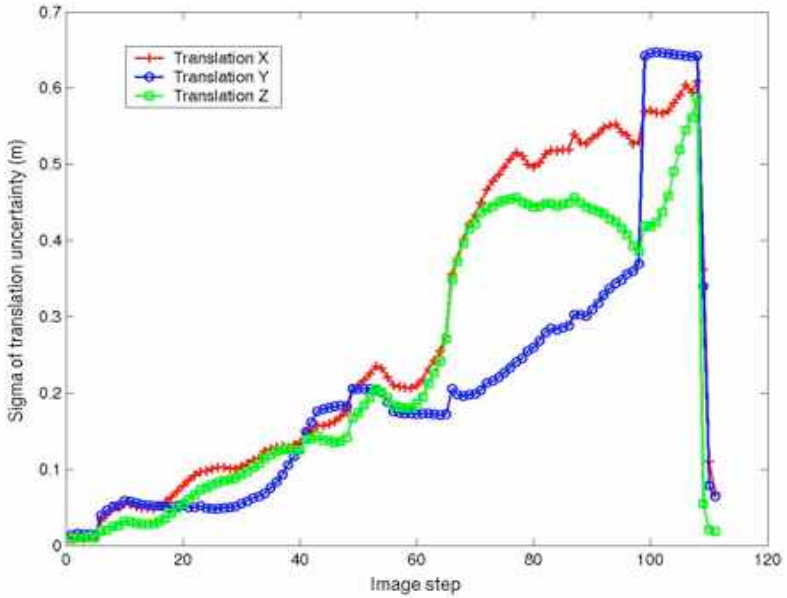
- 110 paires stéréo traitées, boucle de 60 m



ellipses d'incertitudes (x5)

- Évolution des variances :





SLAM : illustrations

- 110 paires stéréo traitées, boucle de 60 m

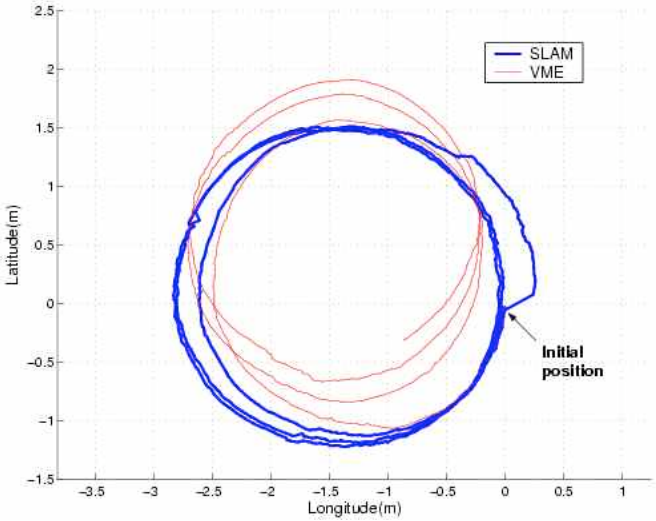
	Frame 1/100 Reference	Reference Std. Dev.	VME result	VME Abs.error	SLAM result	SLAM Std. Dev.	SLAM Abs. error
)	0.52°	0.31°	2.75°	2.23°	0.88°	0.98°	0.36 °
(	0.36°	0.25°	-0.11°	0.47°	0.72°	0.74°	0.36 °
&	-0.14°	0.16°	1.89°	2.03°	1.24°	1.84°	1.38°
tx	-0.012m	0.010m	0.057m	0.069m	-0.077m	0.069m	0.065m
ty	-0.243m	0.019m	-1.018m	0.775m	-0.284m	0.064m	0.041m
tz	0.019m	0.015m	0.144m	0.125m	0.018m	0.019m	0.001m

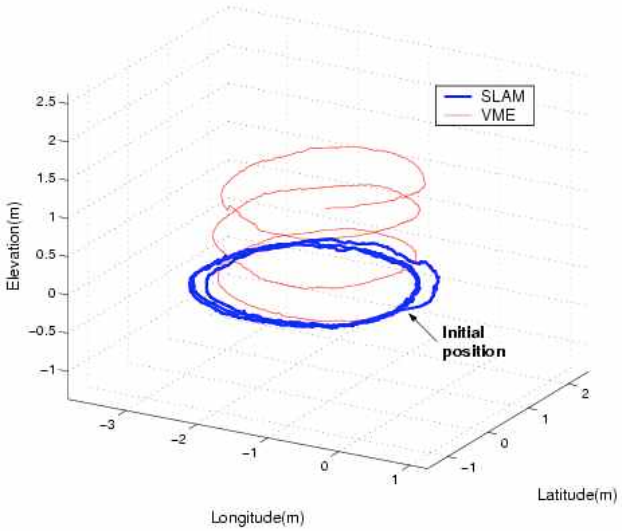
Application to indoor robots

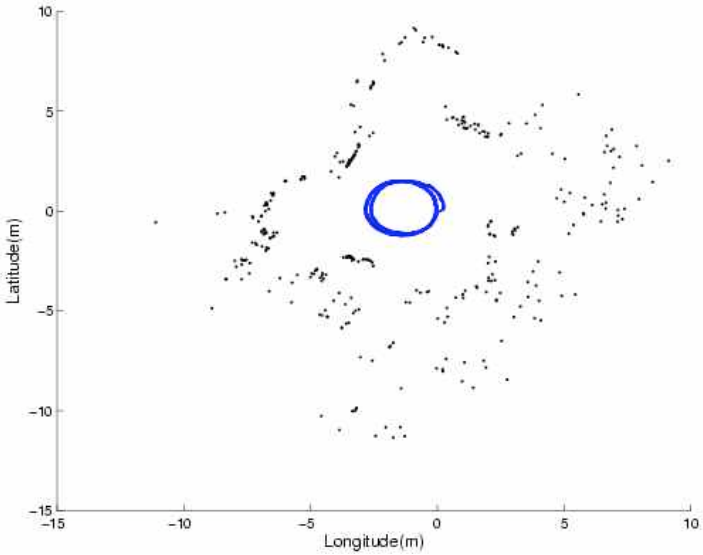
About 30 m long trajectory, 1300 stereo image pairs

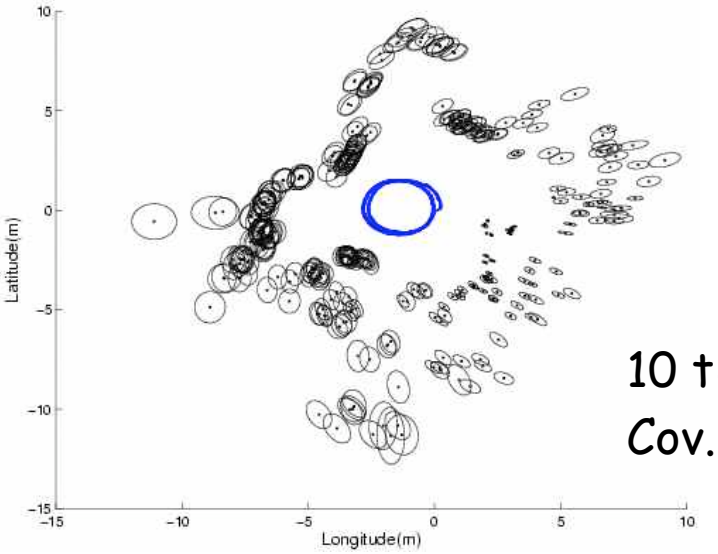
Application to indoor robots

About 30 m long trajectory, 1300 stereo image pairs





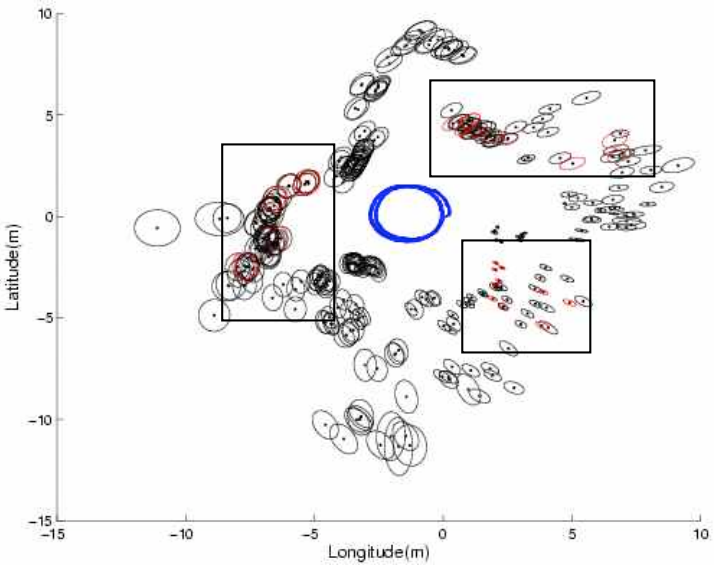


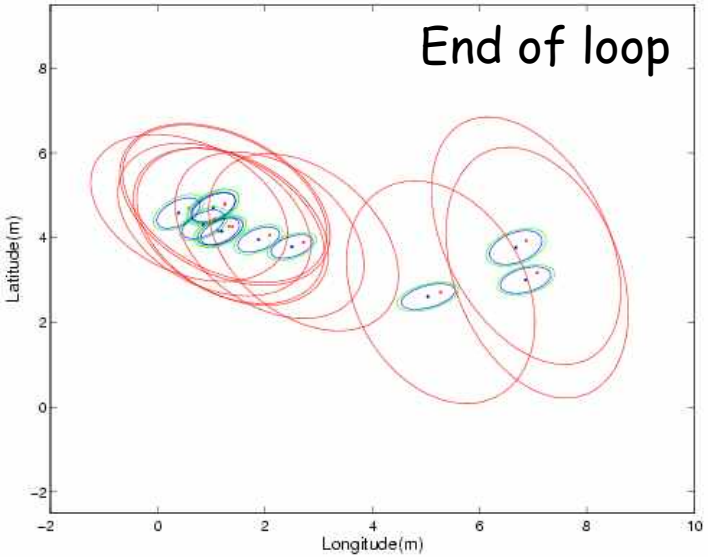


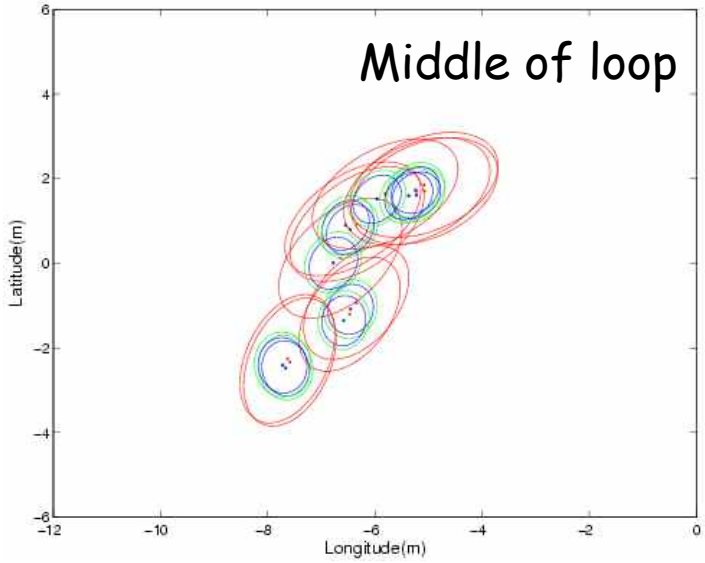
10 times
Cov. ellipse

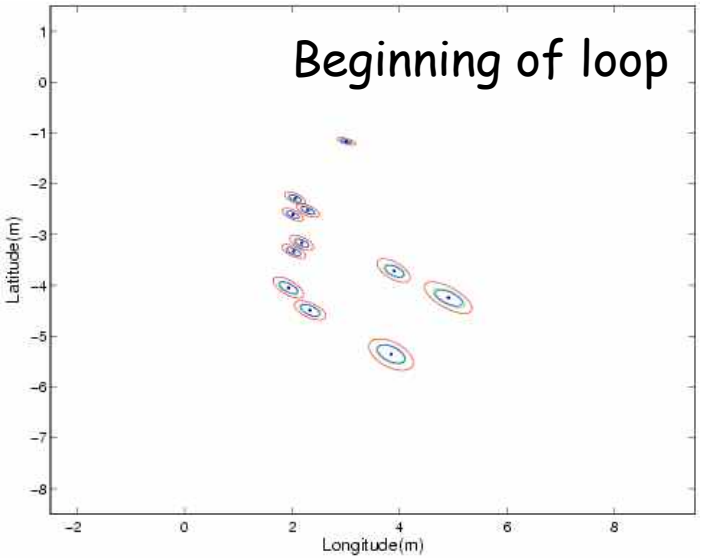
Application to indoor robots

About 30 m long trajectory, 1300 stereo image pairs







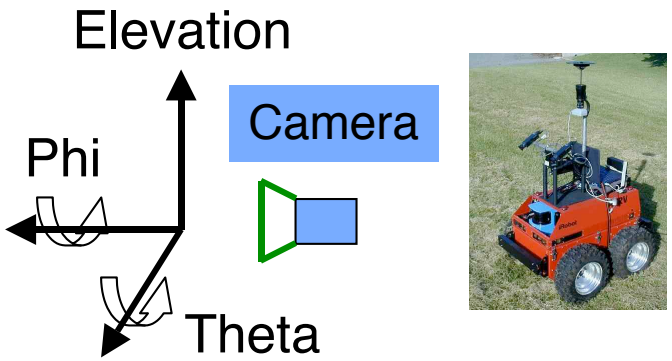


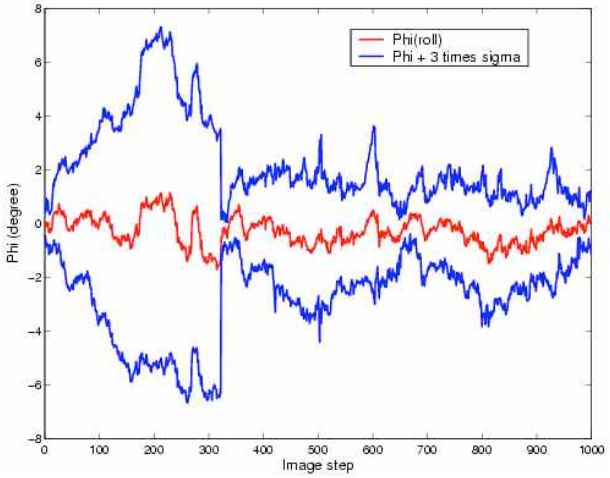
10 times
Cov. ellipse

Application to indoor robots

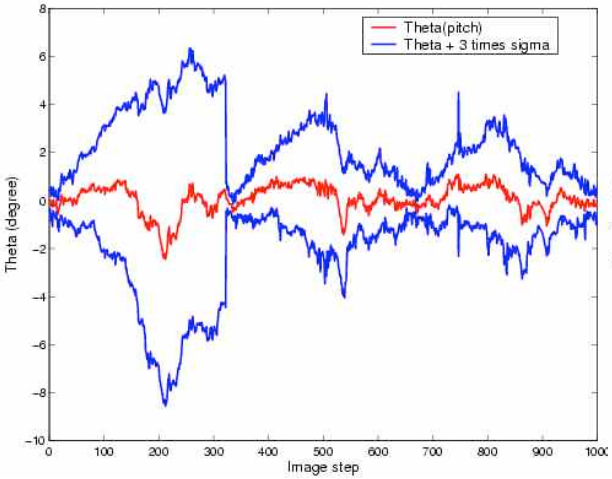
About 30 m long trajectory, 1300 stereo image pairs

-Two rotation angles(Phi, Theta)
and Elevation must be zero

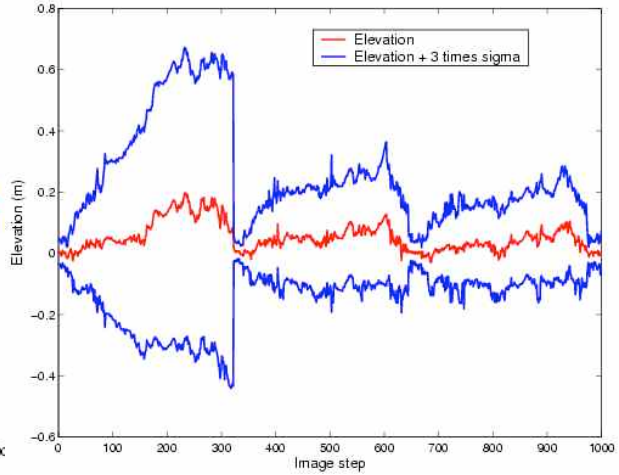




Phi



Theta

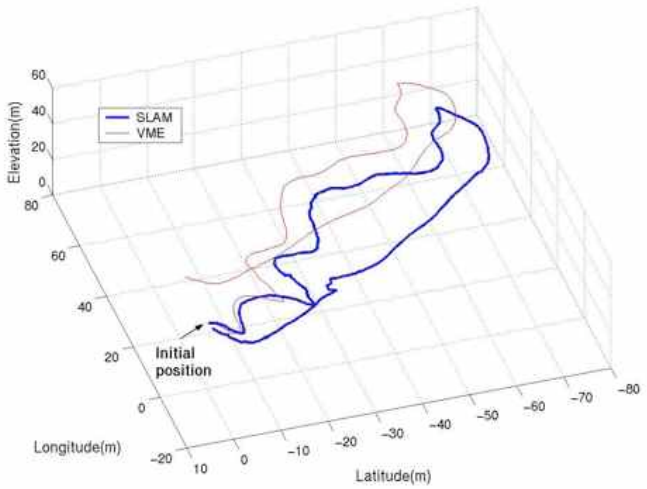


Elevation

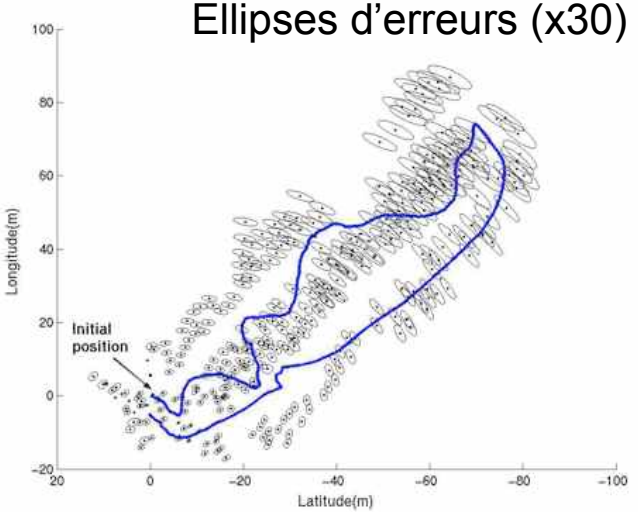
SLAM : illustrations

Boucle de 270m, altitude de 25 à 30m, 400 paires stéréo traitées, 350 amers cartographiés

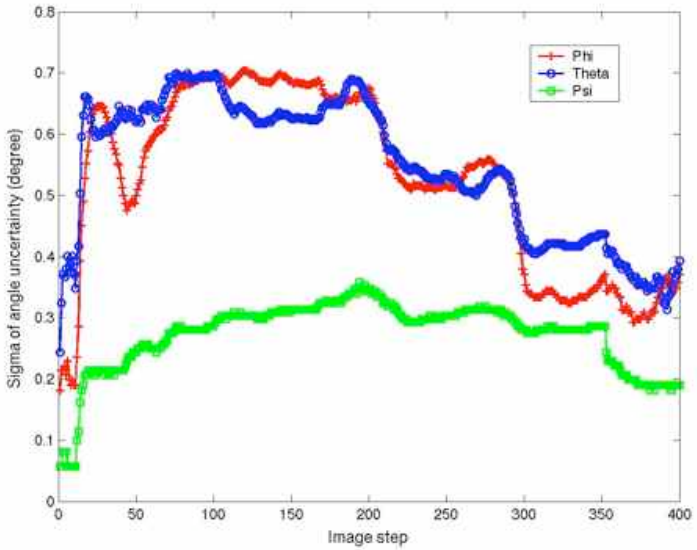
Trajectoire et amers

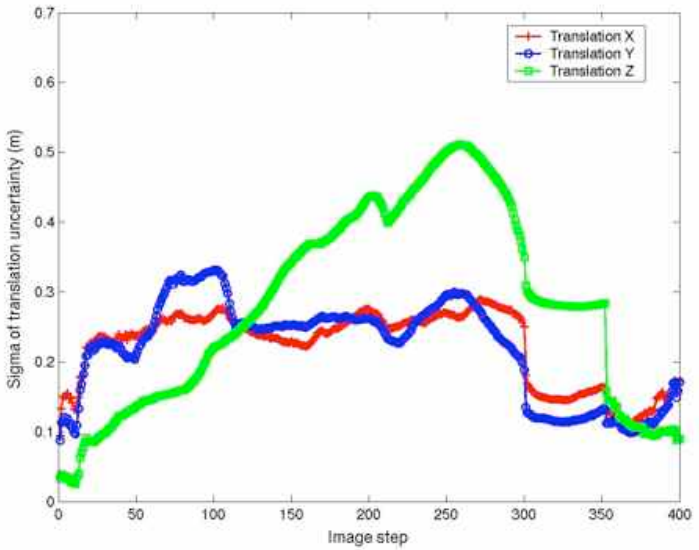


Ellipses d'erreurs (x30)



Variances sur position et attitude





SLAM : illustrations

Boucle de 270m, altitude de 25 à 30m, 400 paires stéréo traitées, 350 amers cartographiés

	Frame 1/400 Reference	Reference Std. Dev.	VME result	VME Abs.error	SLAM result	SLAM Std. Dev.	SLAM Abs. error
)	-0.12°	0.87°	-0.13°	0.01°	-3.68°	0.38°	3.56°
(	2.87°	1.14°	-4.99°	7.86°	5.54°	0.40°	1.64°
&	105.44°	0.23°	101.82°	3.62°	104.32°	0.19°	1.12°
tx	-4.73m	0.57m	5.45m	10.38m	-3.98m	0.21m	0.95m
ty	0.14m	0.46m	3.04m	2.90m	-2.16m	0.22m	2.12m
tz	3.89m	0.15m	19.81m	15.94m	3.46m	0.11m	0.43m

SLAM : illustrations

Cartes d’amers : éparses, dédiées au SLAM

- Exploitation de la stéréovision pour « densifier »

QuickTime™ et un
décompresseur MPEG-4 vidéo
sont requis pour visionner cette image.

SLAM avec stéréovision

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM avec stéréovision

- Vision : points d'intérêt
  - Stéréovision
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

SLAM par vision monoculaire

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

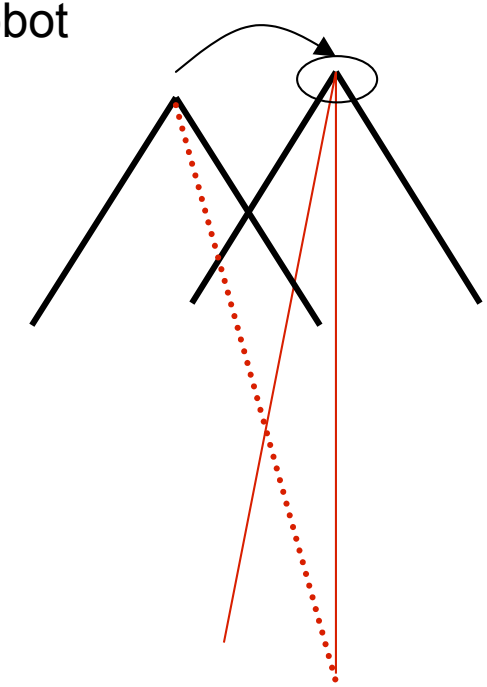
SLAM monoculaire

- Vision : points d'intérêt
  - Mesures incomplètes !!!
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

SLAM par vision monoculaire

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot



SLAM monoculaire

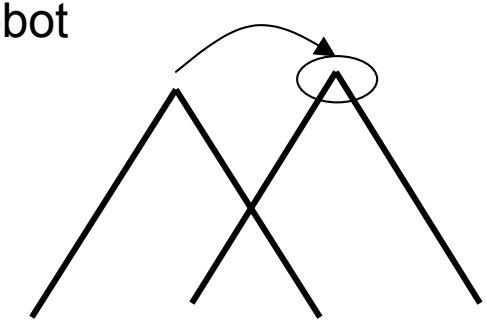
- Vision : points d'intérêt
  - Mesures incomplètes !!!
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Initialisation des amers : filtrage particulaire

SLAM par vision monoculaire

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot



SLAM monoculaire

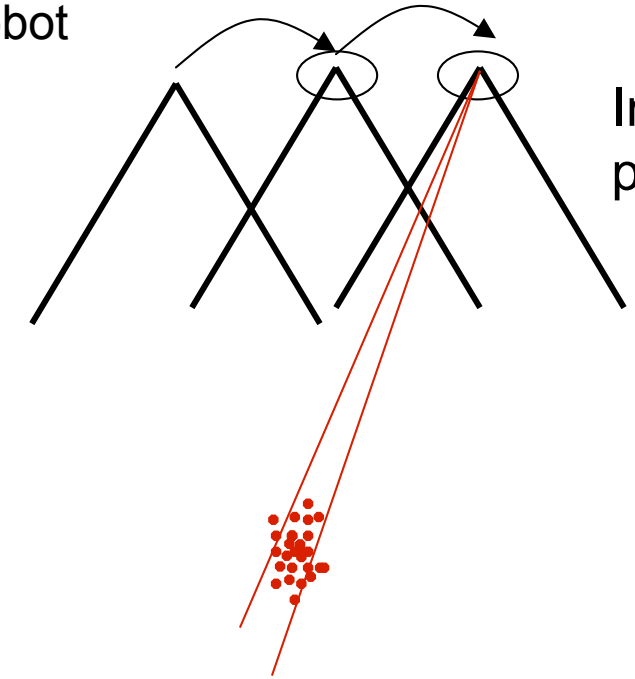
- Vision : points d'intérêt
  - Mesures incomplètes !!!
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Initialisation des amers : filtrage particulaire

SLAM par vision monoculaire

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot



SLAM monoculaire

- Vision : points d'intérêt
  - Mesures incomplètes !!!
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu

Initialisation des amers : filtrage particulaire

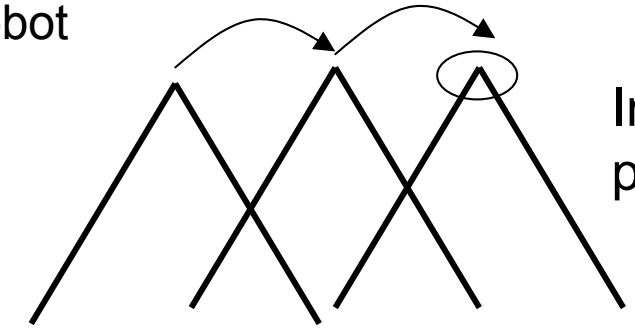
SLAM par vision monoculaire

SLAM « classique »

- Détection des amers
- Observation relatives (mesures)
  - Des amers par rapport au robot
  - Des déplacements du robot
- Associations des observations
- Ré-estimation des positions des amers et du robot

SLAM monoculaire

- Vision : points d'intérêt
  - Mesures incomplètes !!!
  - Estimation par prédiction
- Appariement des points
- Filtre de Kalman étendu



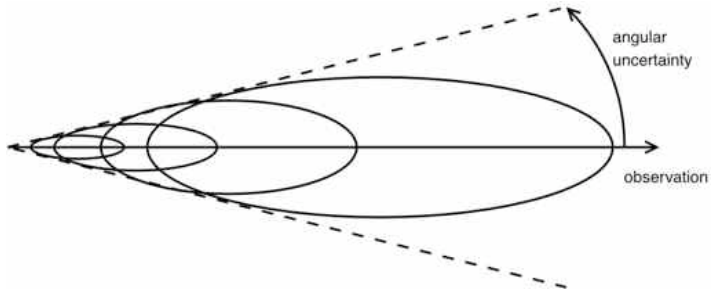
Initialisation des amers : filtrage particulaire

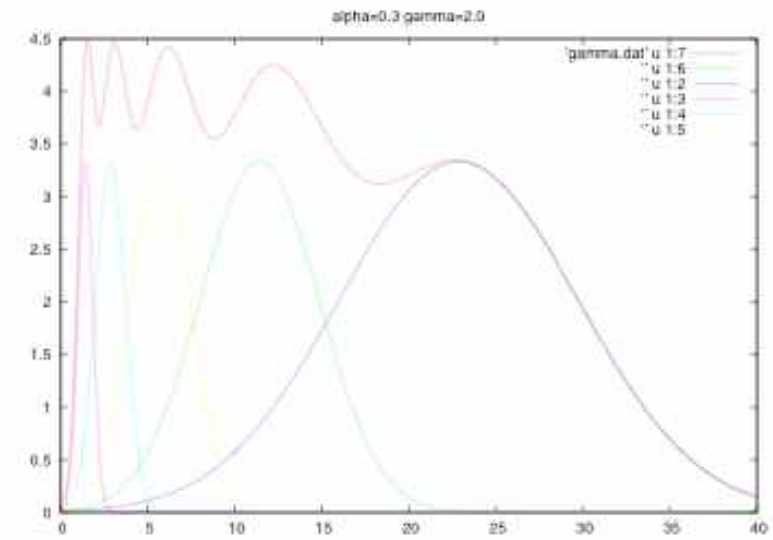
Amer observé : filtre de Kalman étendu

SLAM par vision monoculaire

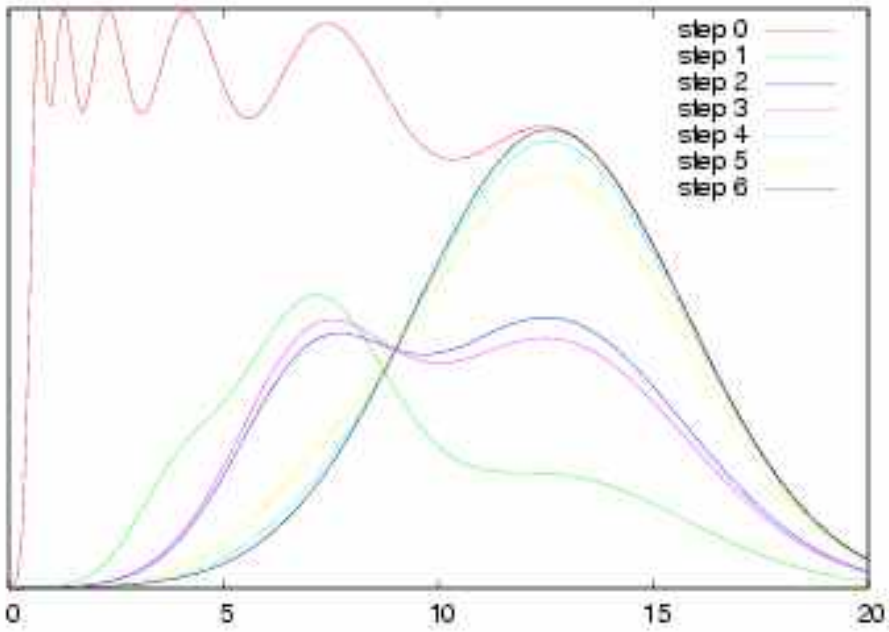
« Filtre d'initialisation des amers » ≈ particules gaussiennes

1. Initialisation des amers

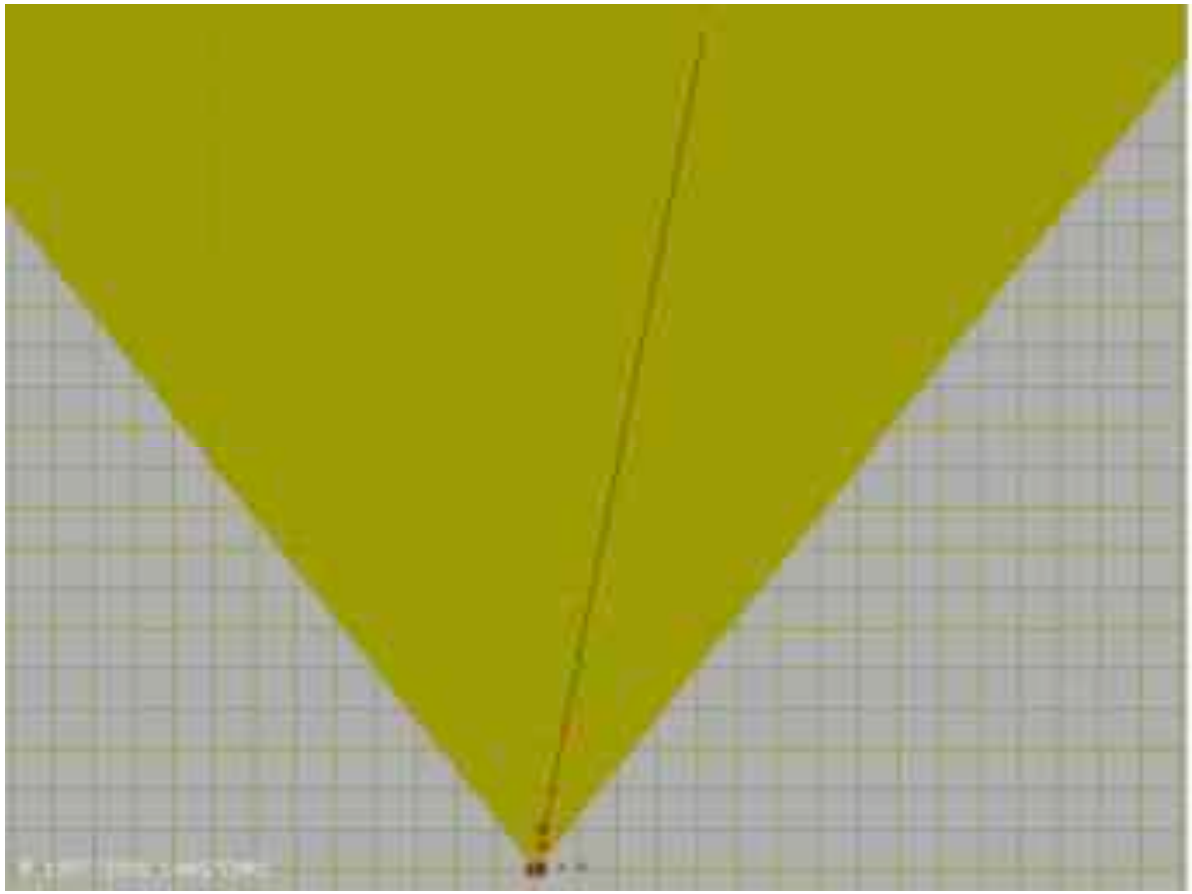


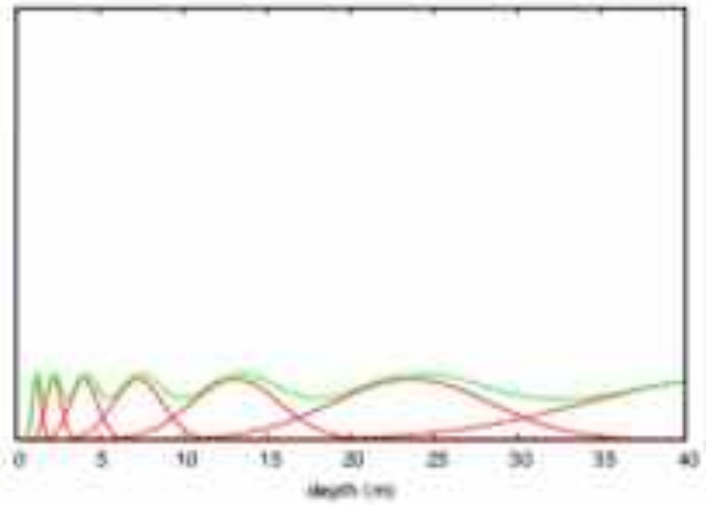


2. Observation des amers



SLAM par vision monoculaire

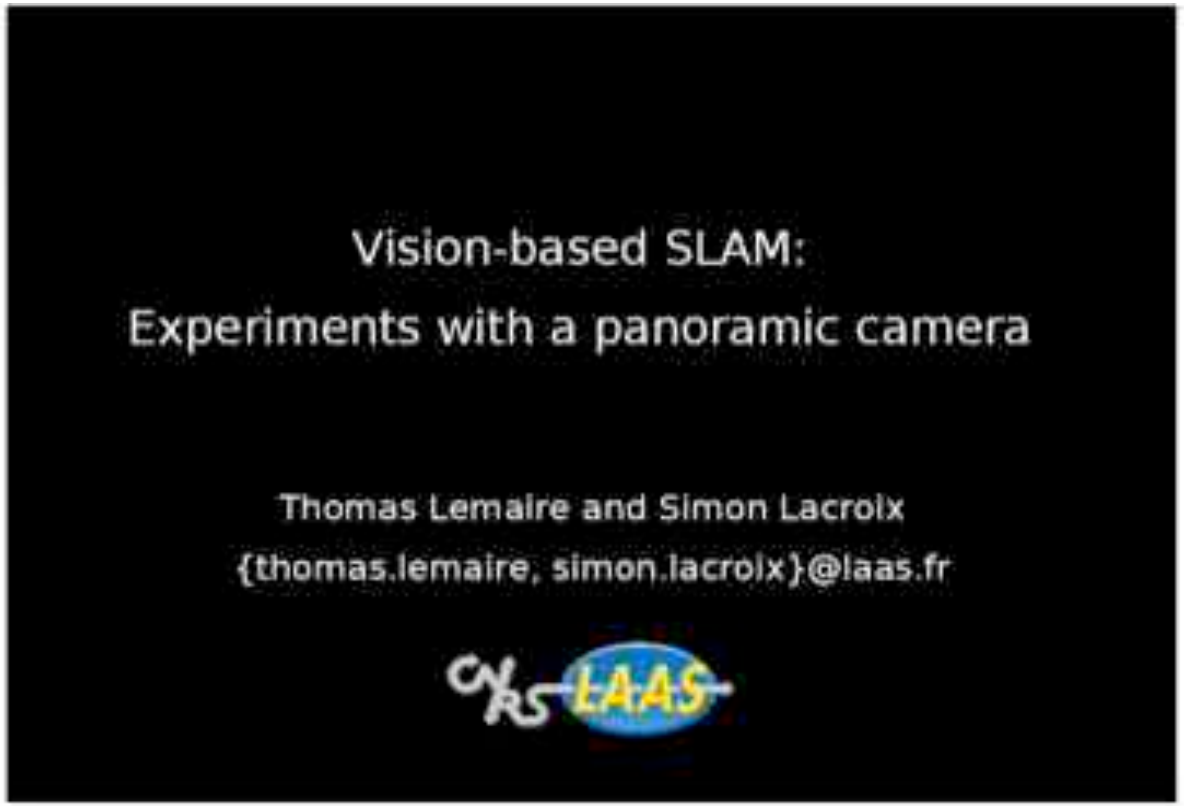




SLAM par vision monoculaire

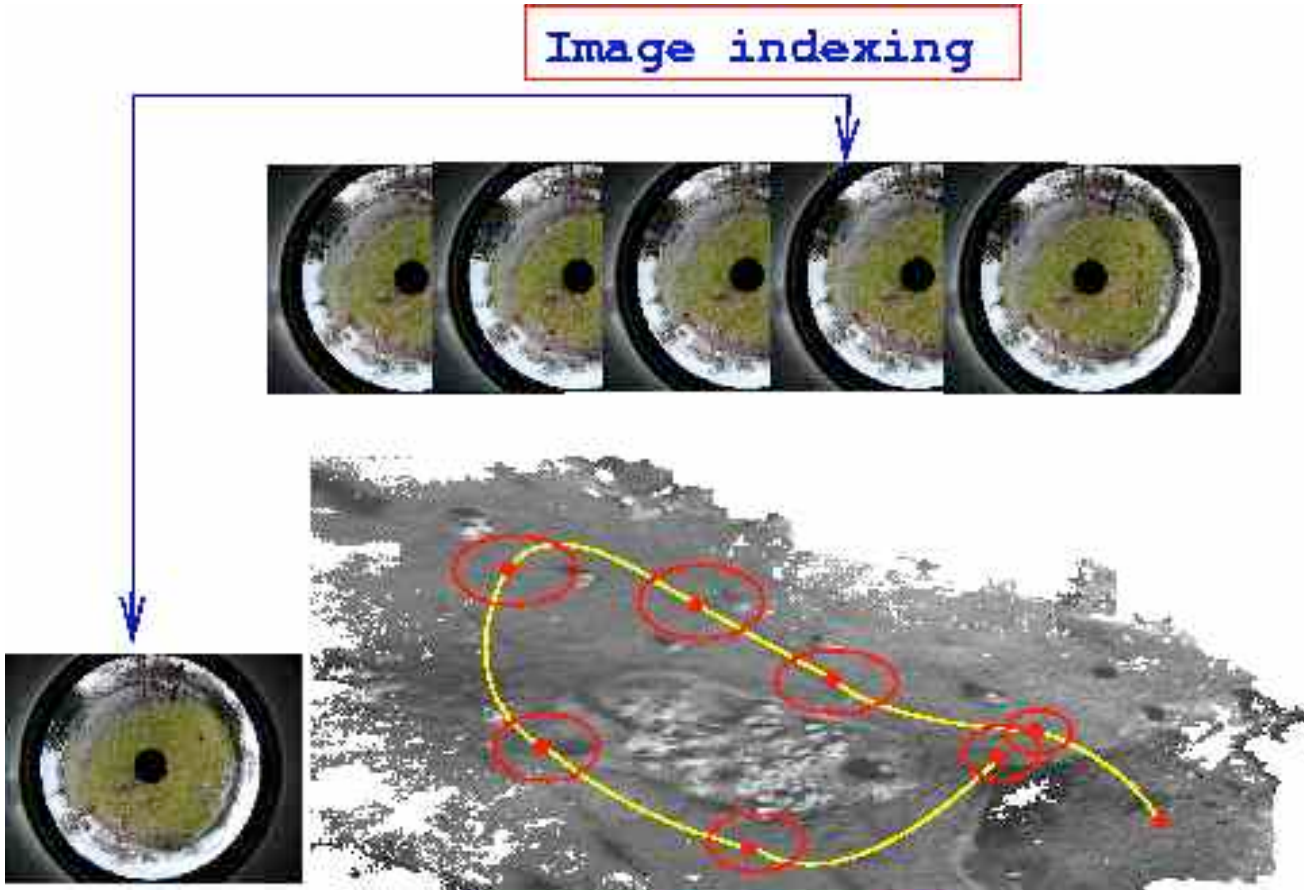
A. Davison (Oxford & Imperial college)

SLAM par vision panoramique



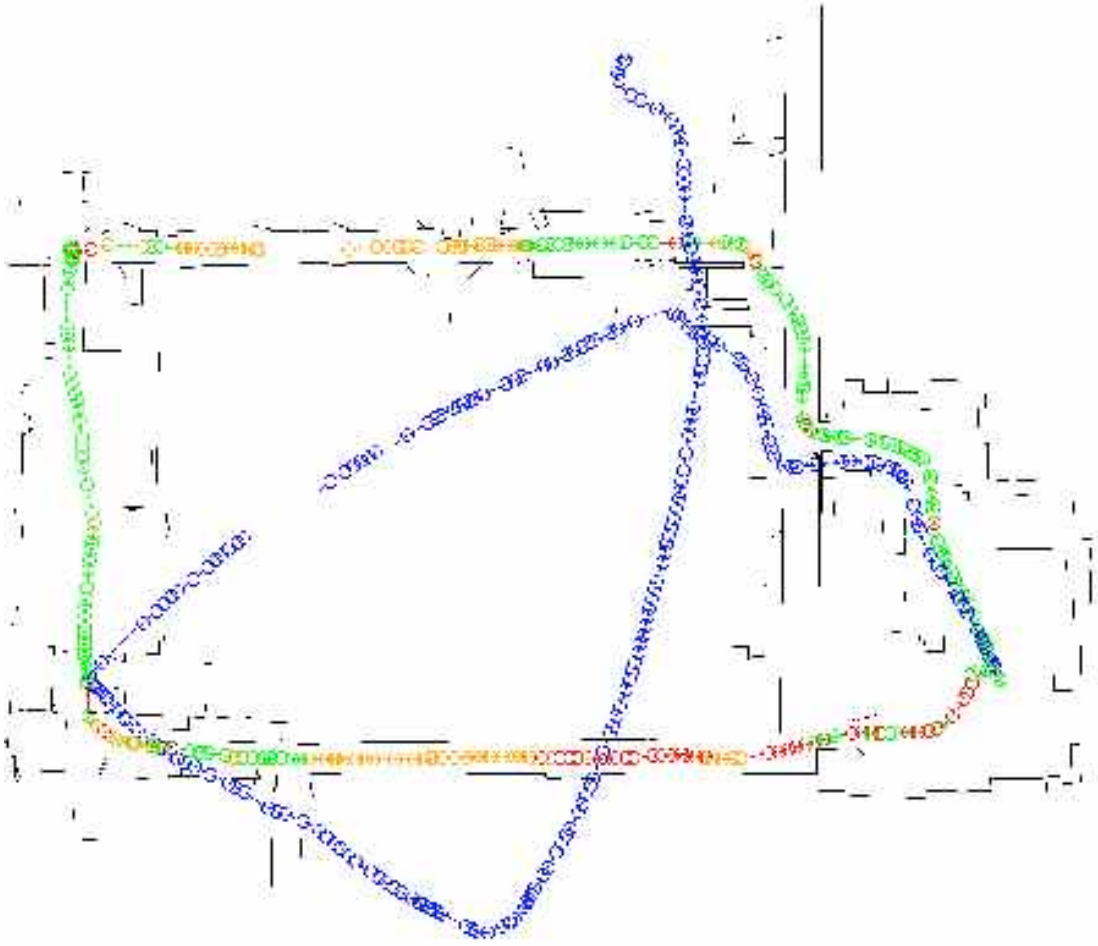
SLAM: Détection de boucles

Exploitation de techniques d'indexation d'images



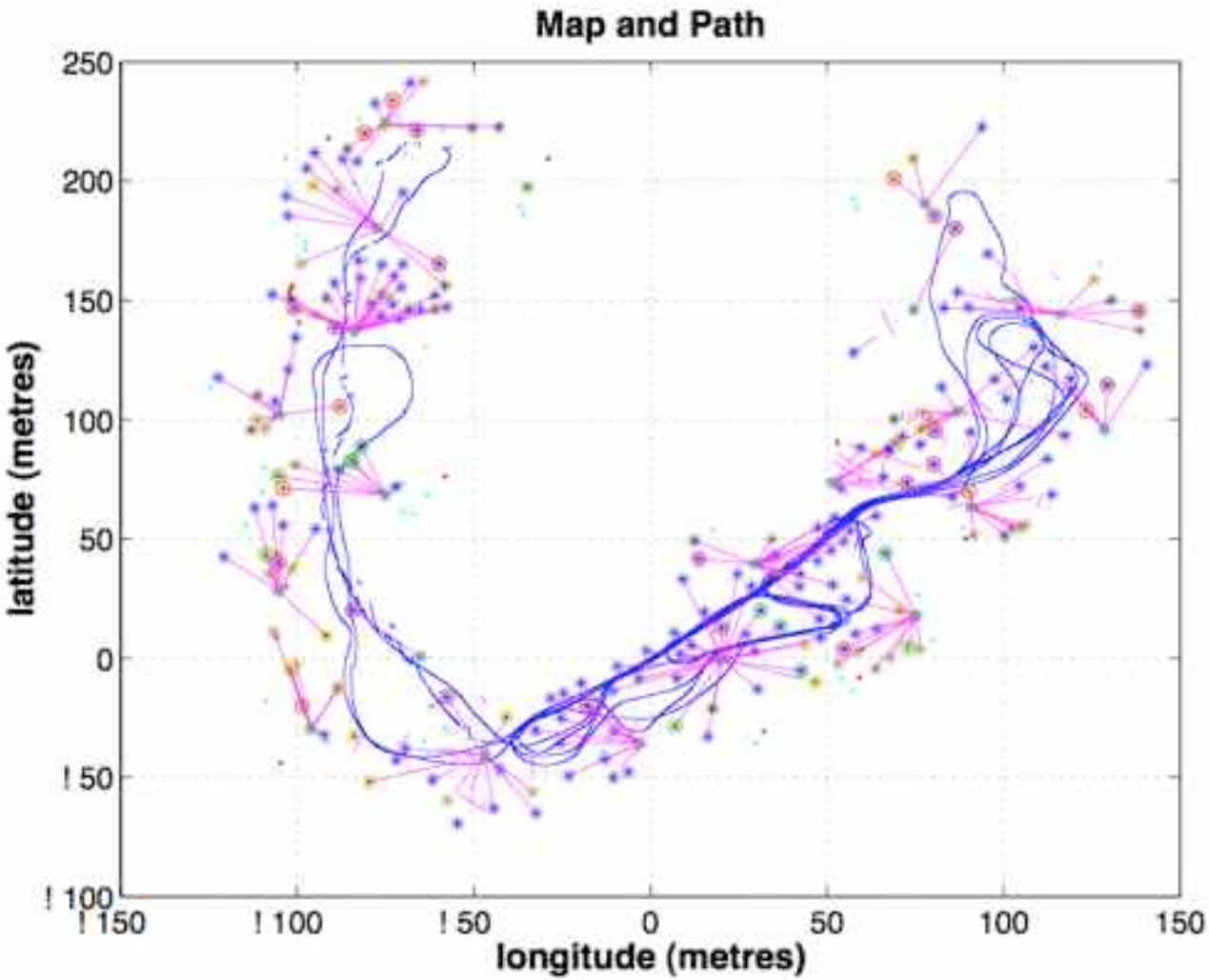
SLAM: Cartes d!amers

Avec un télémètre laser 2D :



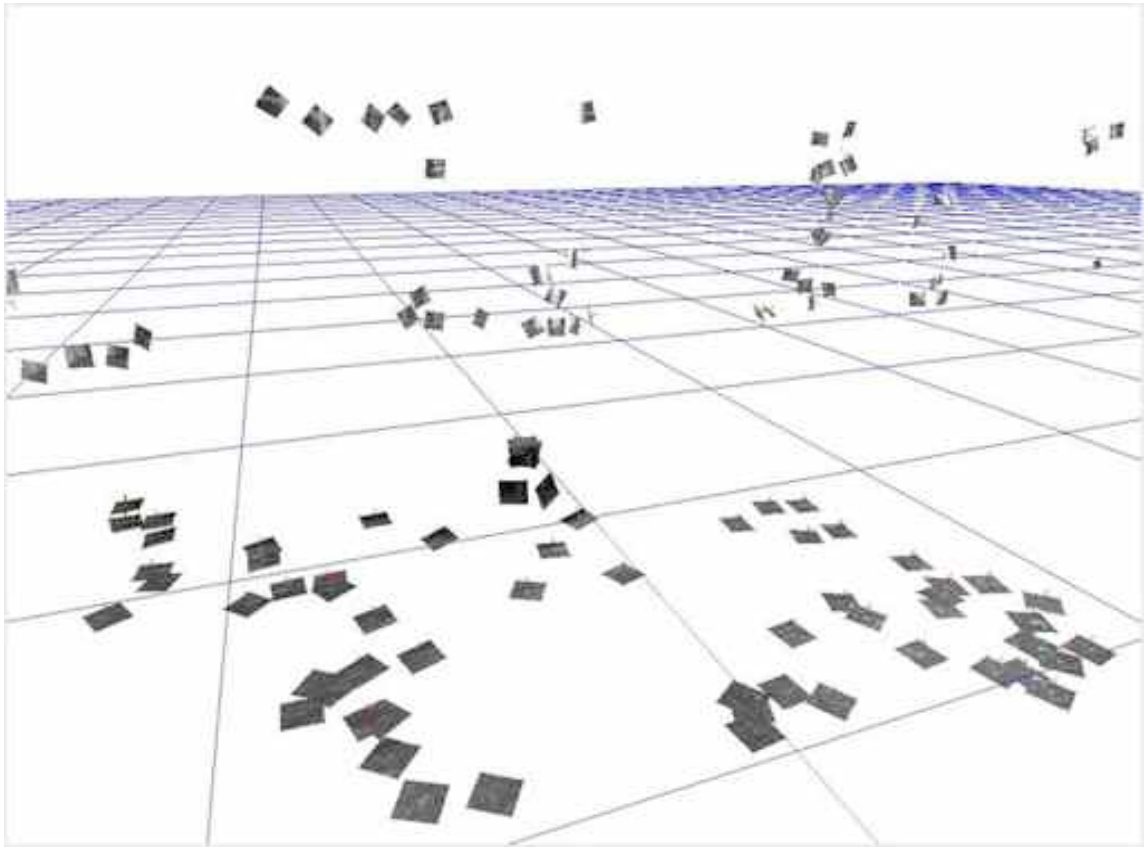
SLAM: Cartes d!amers

Avec un radar (carte en 2D) :



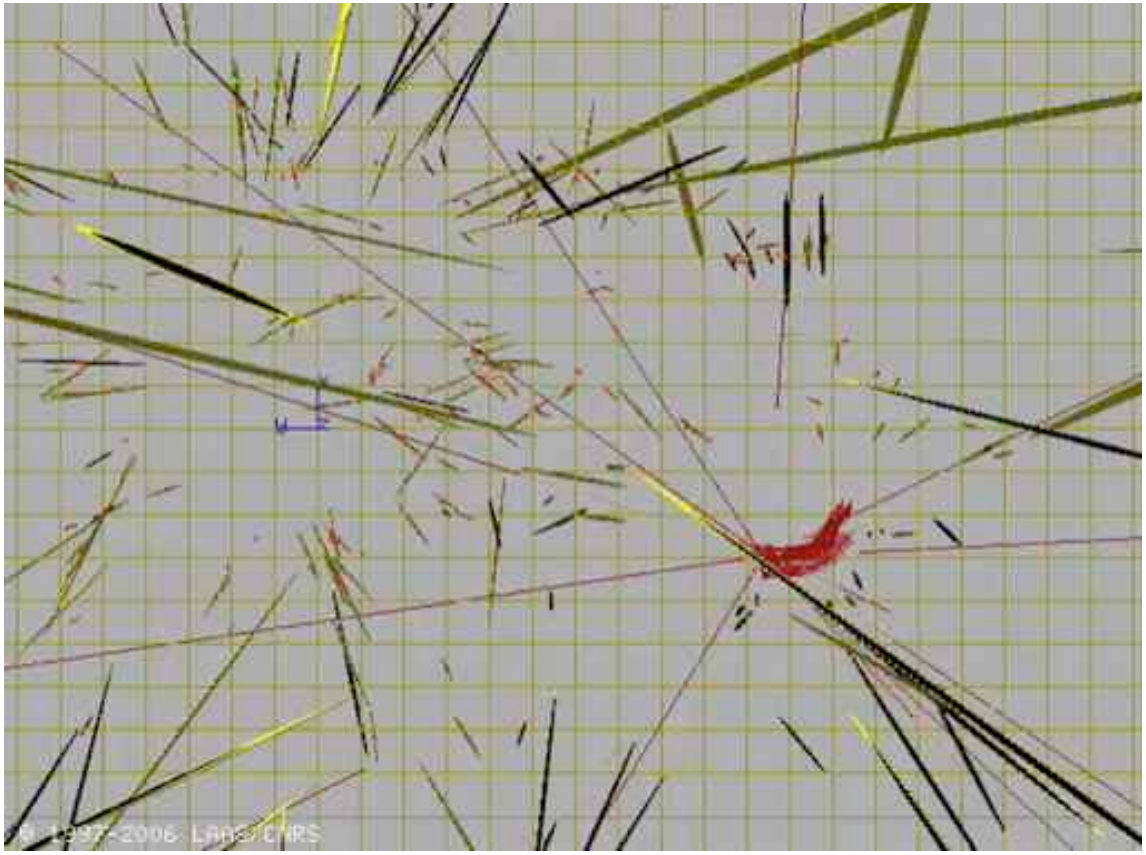
SLAM: Cartes d!amers

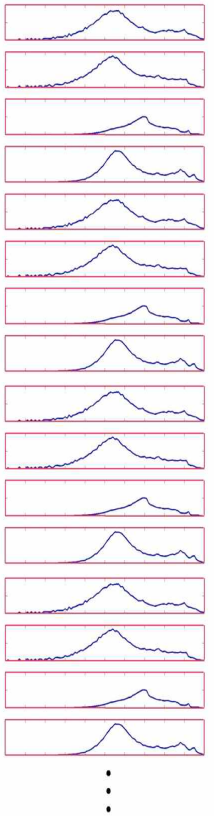
Avec vision (stéréo, mono, pano) :



SLAM: Cartes d!amers

Avec vision (stéréo, mono, pano) :

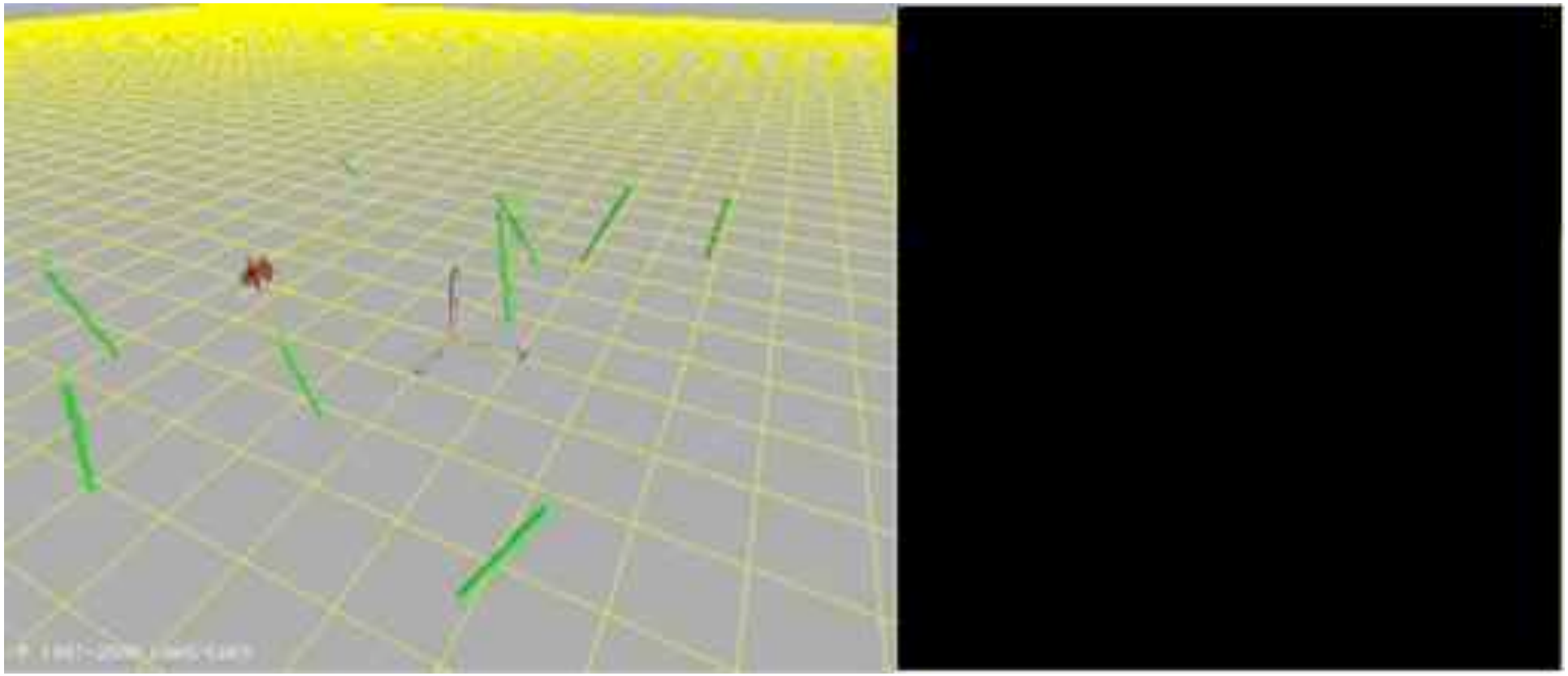




SLAM: vers des cartes plus riches

Limitation des cartes basées sur des points :

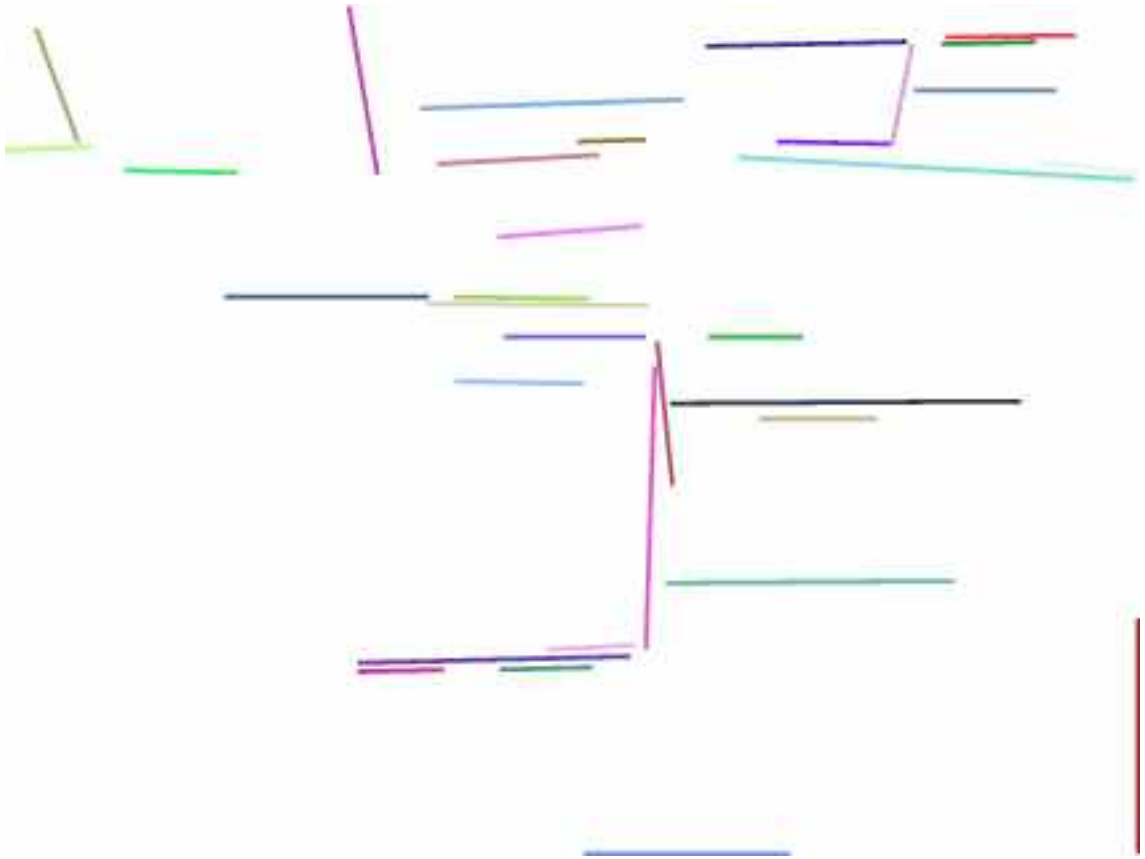
! Besoin de développer le “M” du SLAM



SLAM: vers des cartes plus riches

Limitation des cartes basées sur des points :

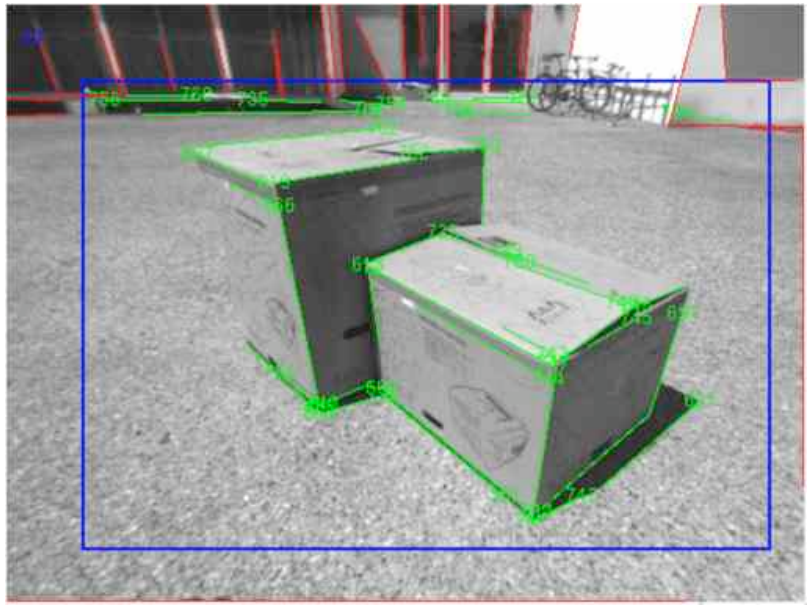
- ! Besoin de développer le “M” du SLAM

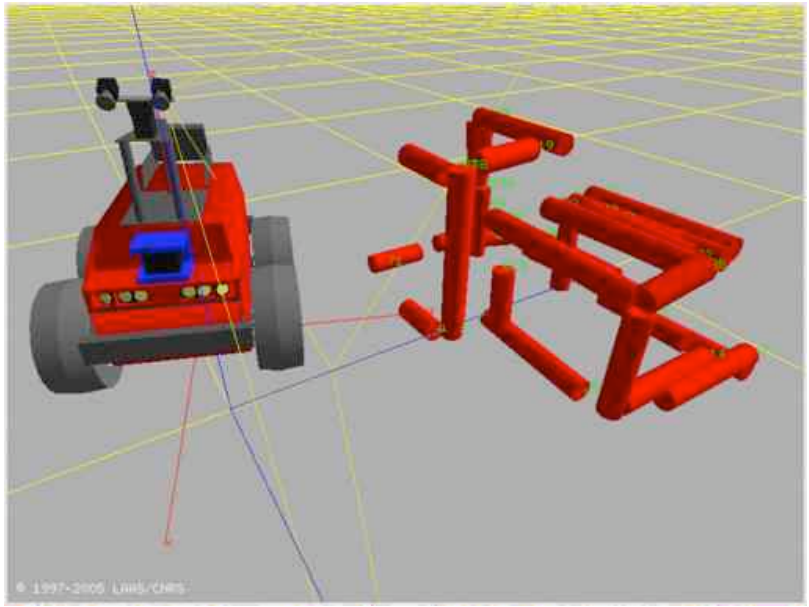


SLAM: vers des cartes plus riches

Limitation des cartes basées sur des points :

! Besoin de développer le “M” du SLAM





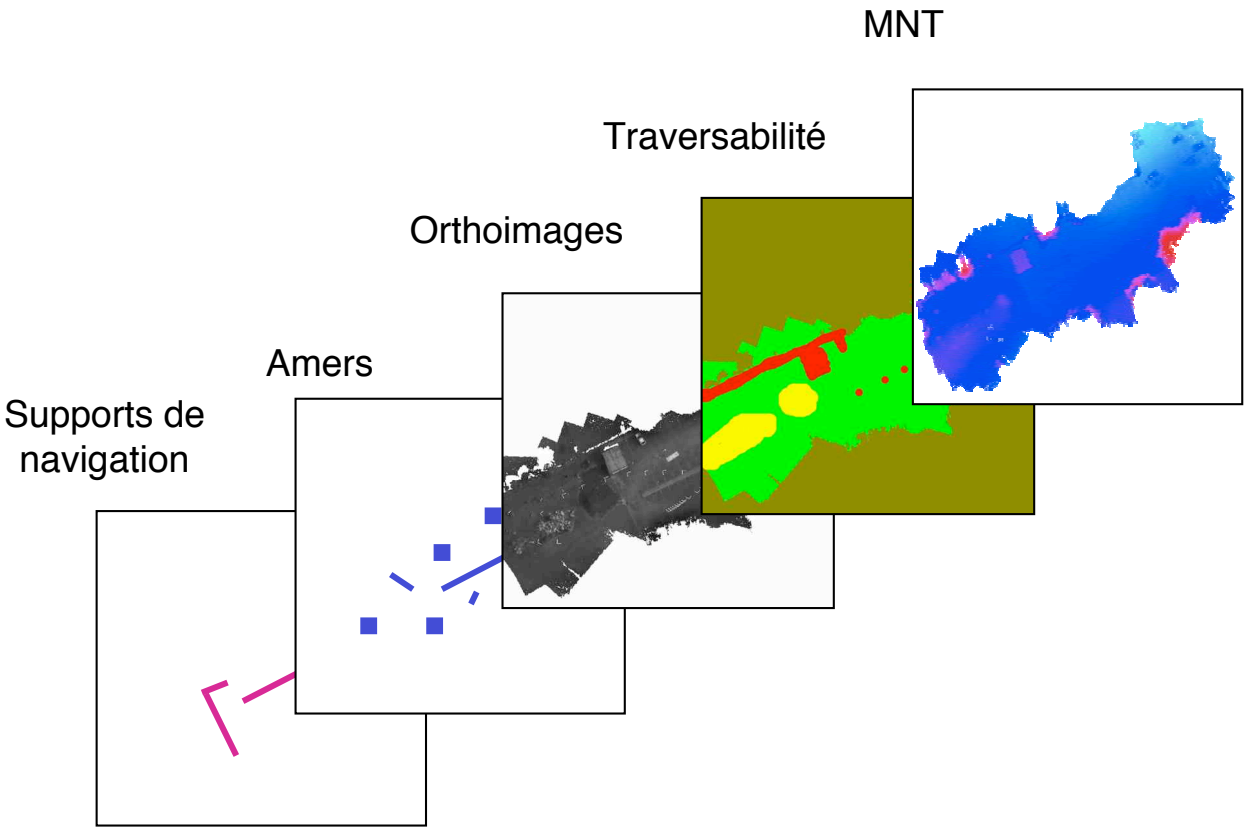
Fil conducteur

- Introduction
- Modélisation d'environnement par vision
- Localisation par vision
- Modélisation et localisation simultanées
  - Principe, illustrations
  - SLAM par stéréovision
  - SLAM par vision monoculaire

Fil conducteur

- Introduction
- Modélisation d’environnement par vision
- Localisation par vision
- Modélisation et localisation simultanées
- Conclusion

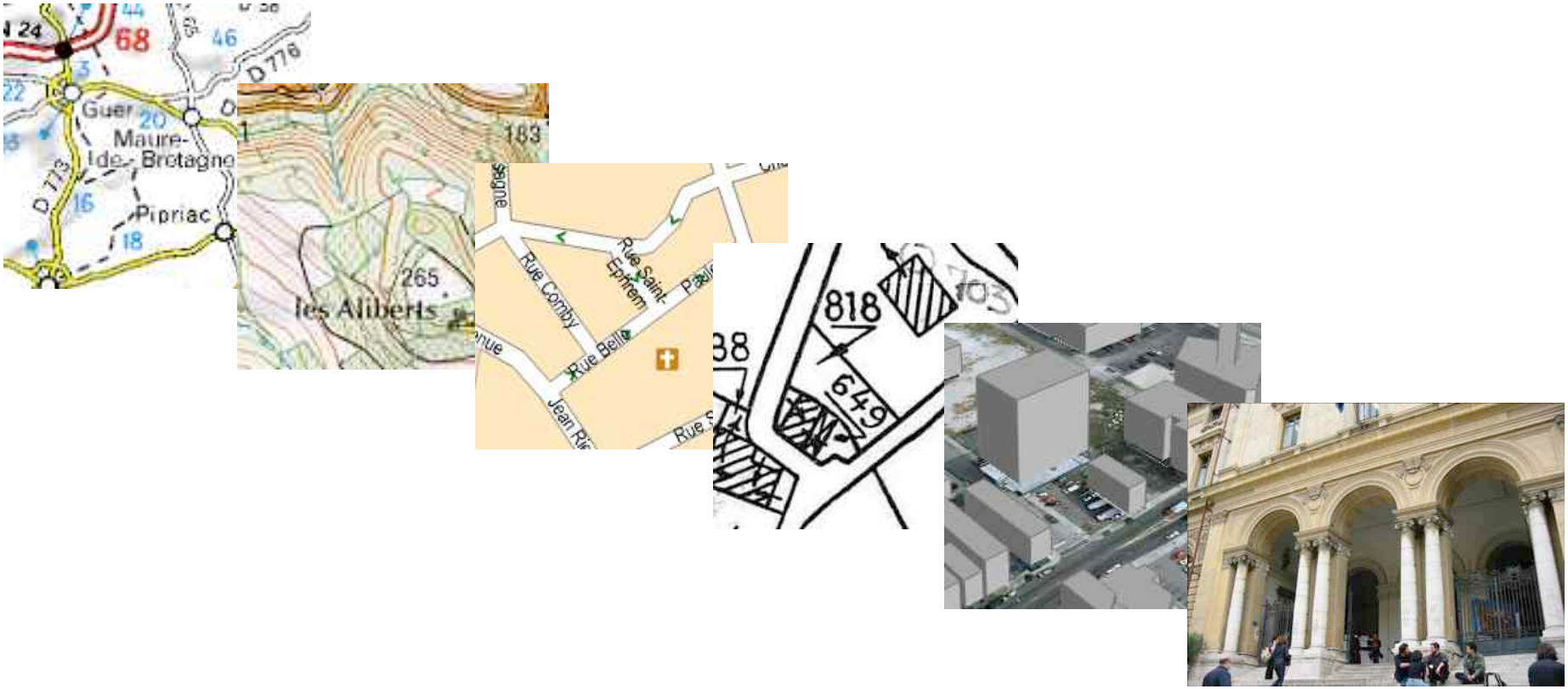
Modélisation d!environnement en robotique



! Différents modèles organisés en «"couches"»

! Certains modèles pré-existent

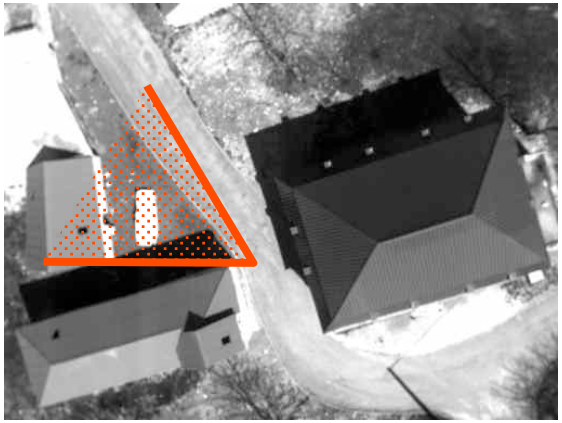
Énorme développement des SIGs

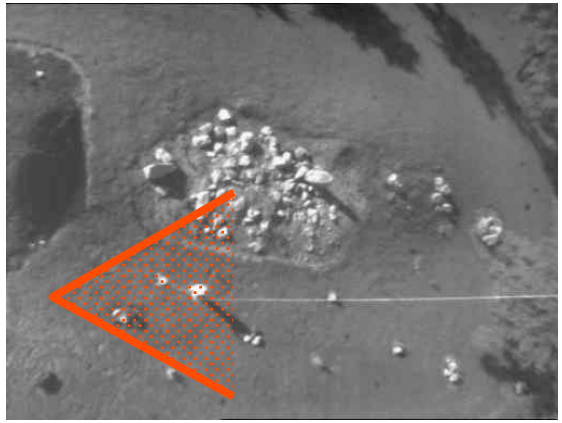


SIGs de tout, de partout, accessibles partout

Recalage données terrestres et aériennes

Air

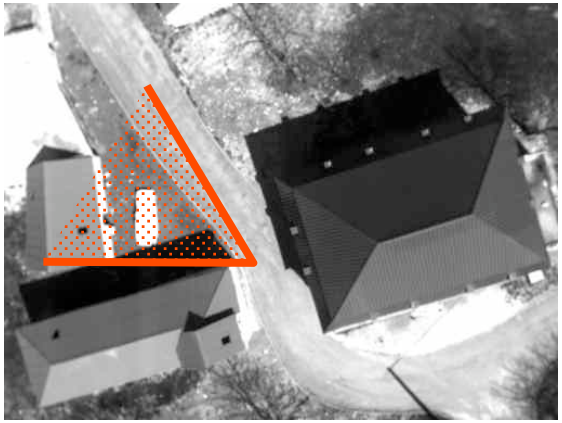


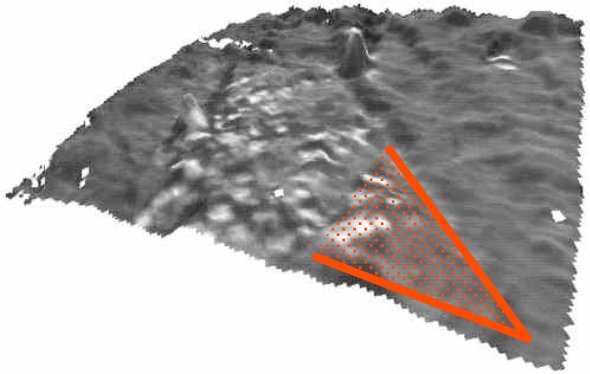


Ground

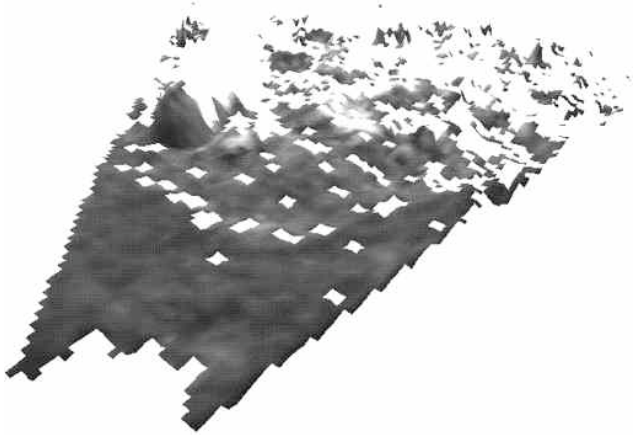
Recalage données terrestres et aériennes

Air





Ground



Recalage données terrestres et aériennes

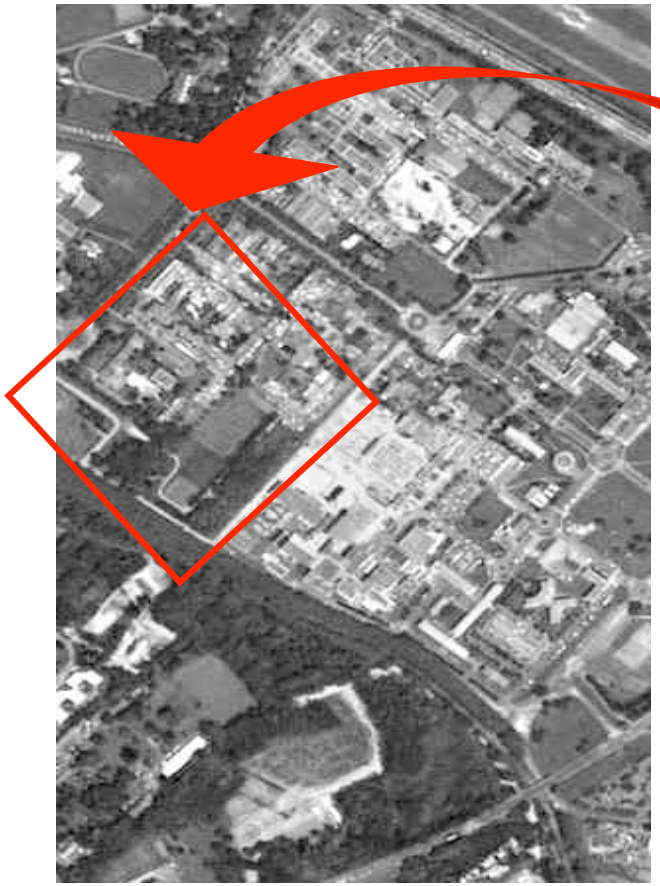
Principales difficultés :

1. Grand changements de point de vue (impacte résolution et précision des données)

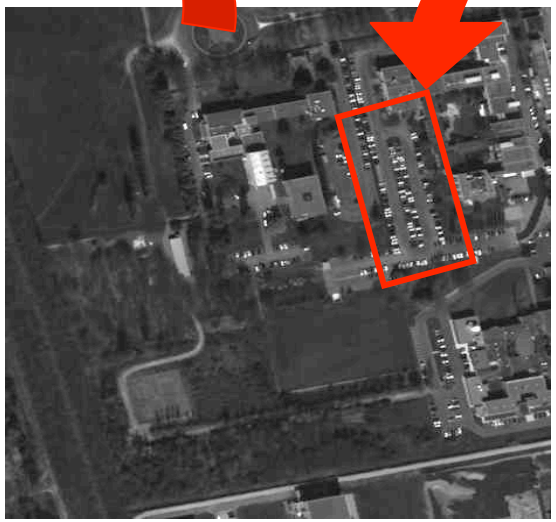
2. Variations radiométriques

3. Données étalées dans le temps

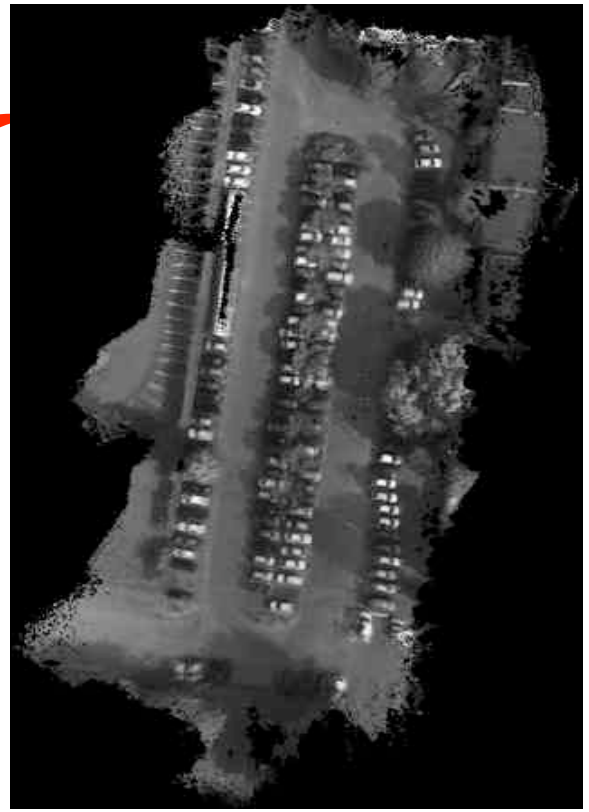
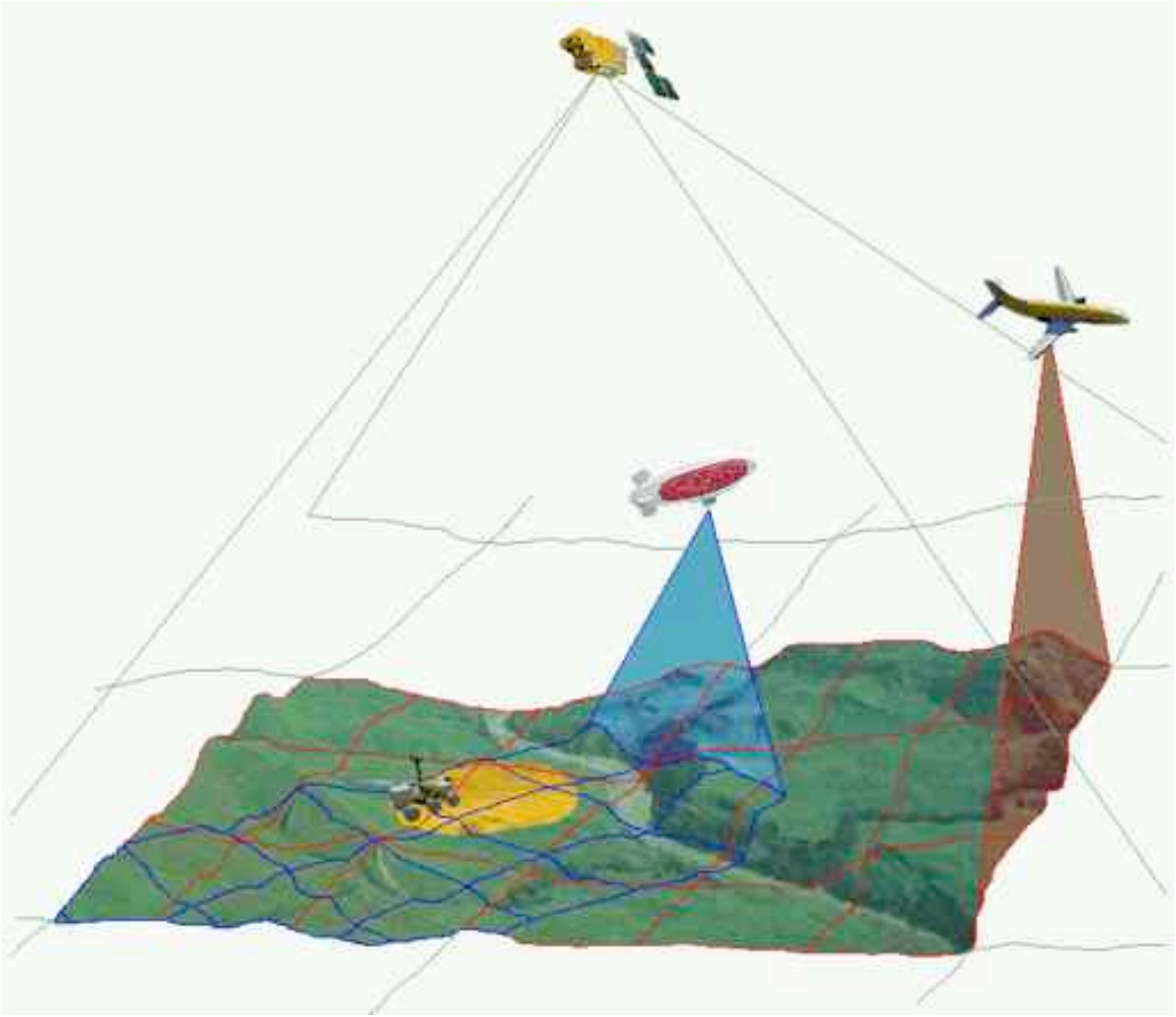
Recalage d!un drone sur orthoimages



Spot 5 (2.5 m)



Pleïades simulation
(0.8 m)



Orthoimage (DTM)
(0.05 m)