Imagerie stéréo : retrouver la 3D

Images stéréo

- 2 caméras placés à b=5 cm distance, axes optiques parallèles

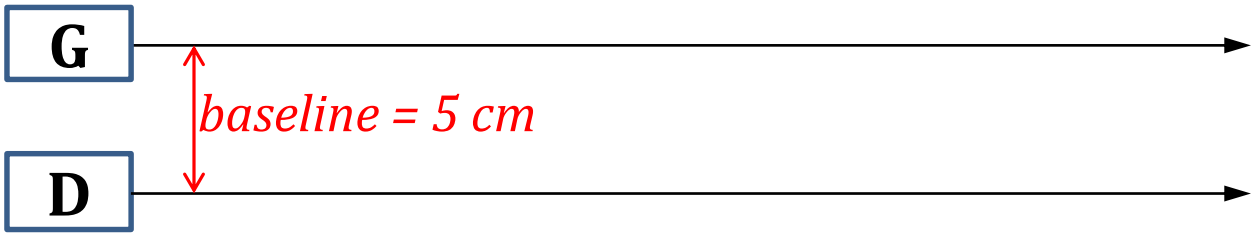


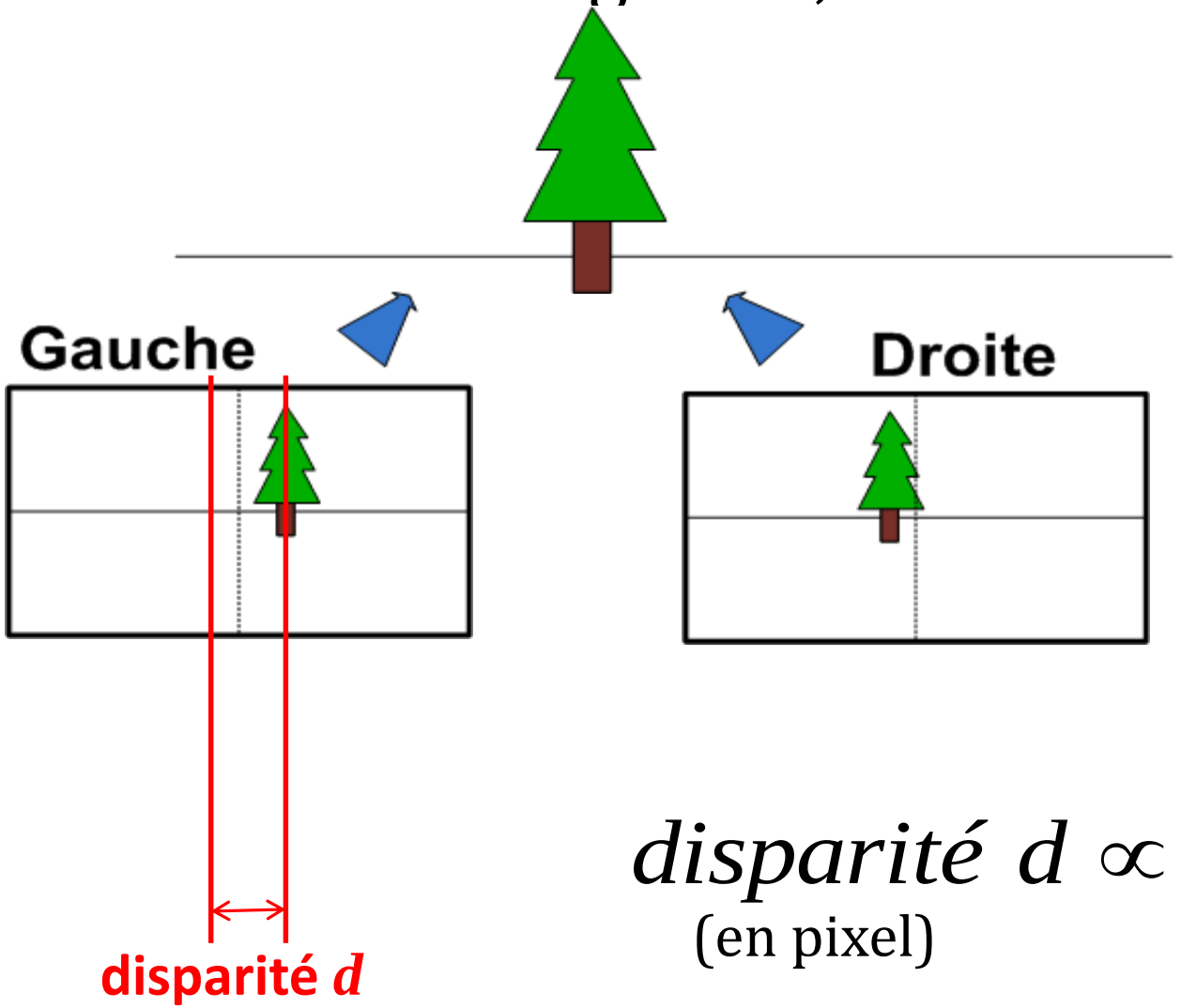
Image de caméra gauche

Image de caméra droite

centre de l'image

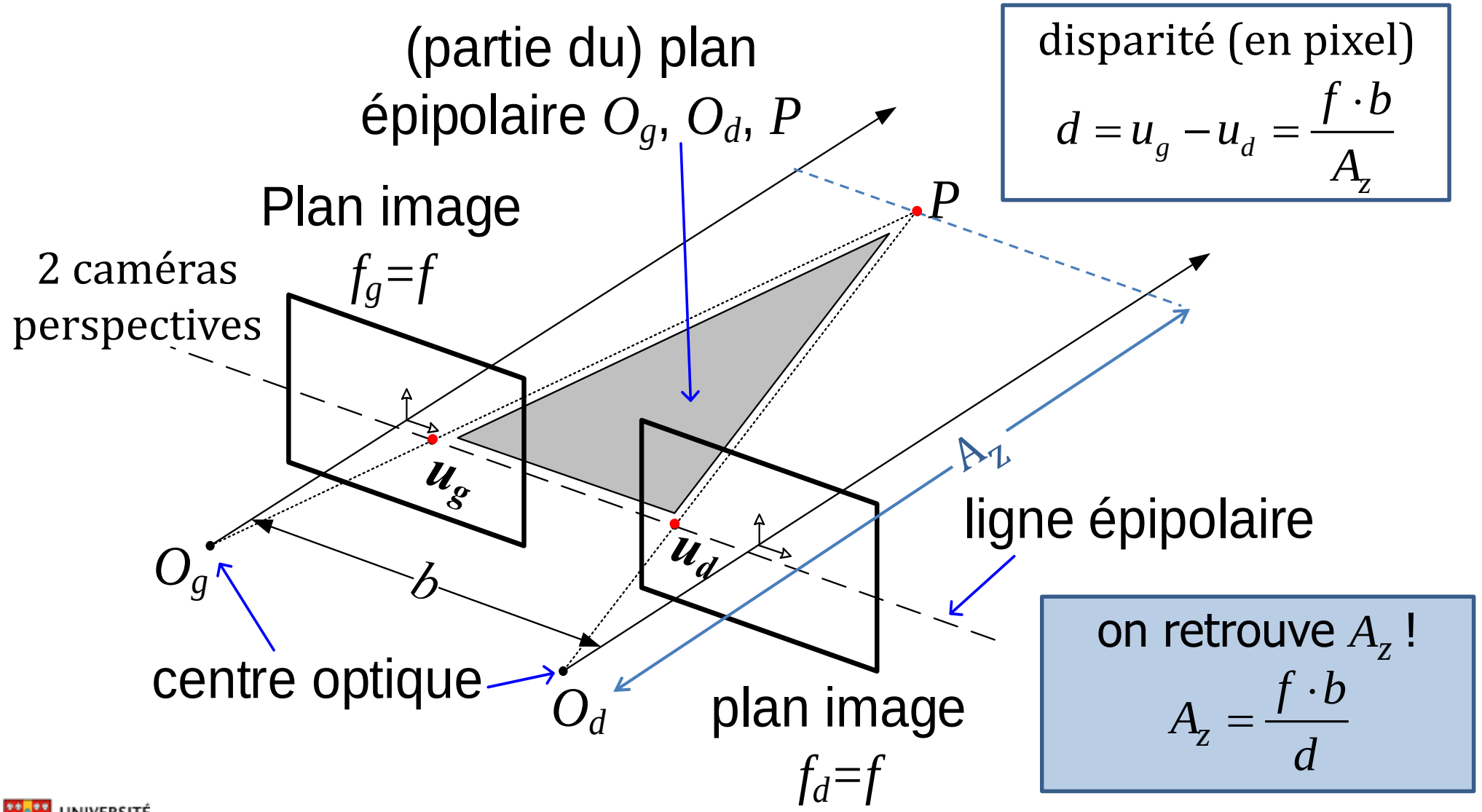
Imagerie stéréo

- À partir de deux images 2D, retrouver 3D



$$disparité\ d \propto {}^{1}\!/_{A_z}$$
(en pixel)

Caméra stéréo : pour retrouver la 3D



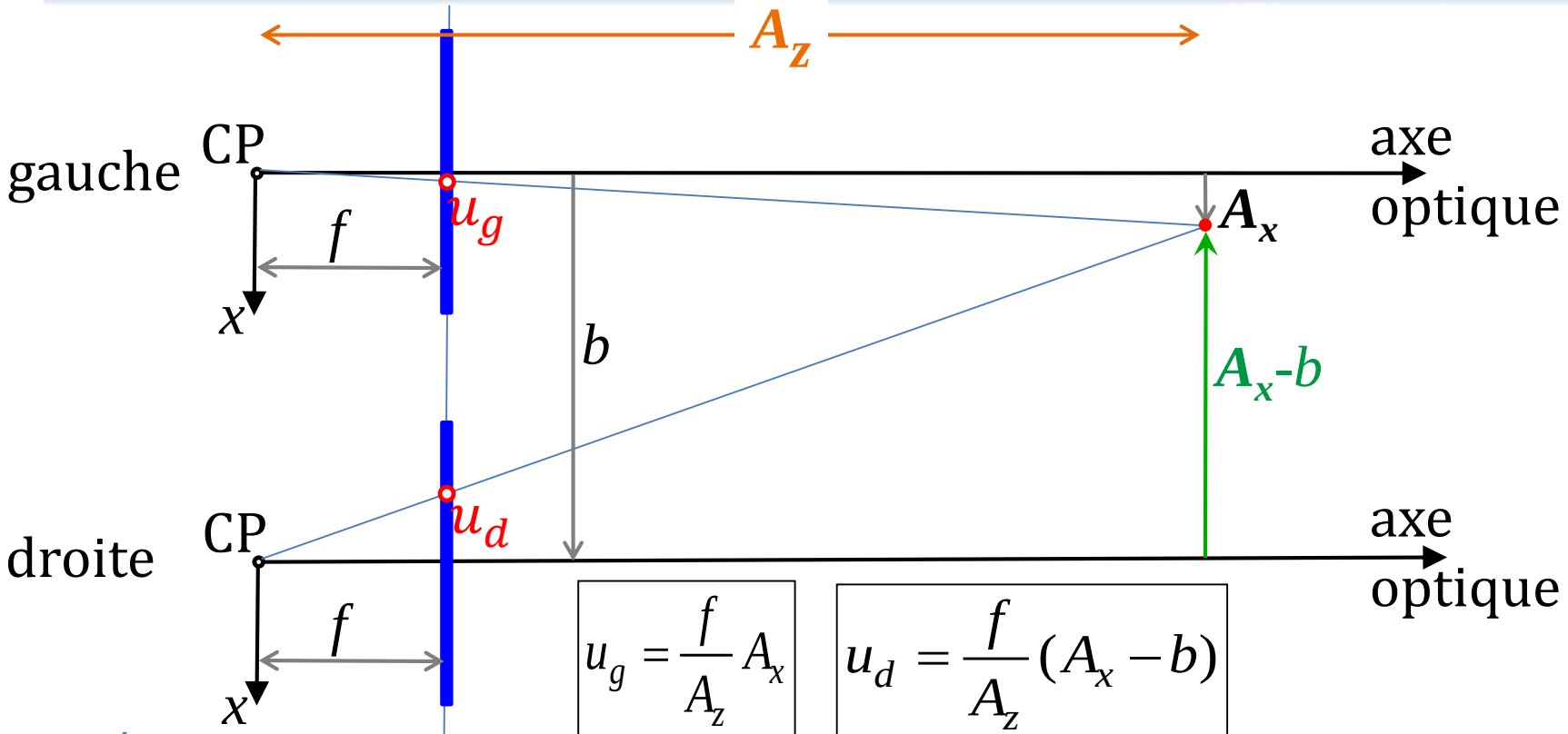
disparité (en pixel)

$$d = u_g - u_d = \frac{f \cdot b}{A_z}$$

on retrouve A_z !

$$A_z = \frac{f \cdot b}{d}$$

Disparité



$$u_g = \frac{f}{A_z} A_x \qquad u_d = \frac{f}{A_z}(A_x - b)$$

$$d = u_g - u_d = \frac{f}{A_z} A_x - \frac{f}{A_z}(A_x - b) - = \frac{f}{A_z} b$$

note: on assume la même focale f pour g et d

On retrouve donc la profondeur du point : $A_z = \frac{f\ b}{d}$

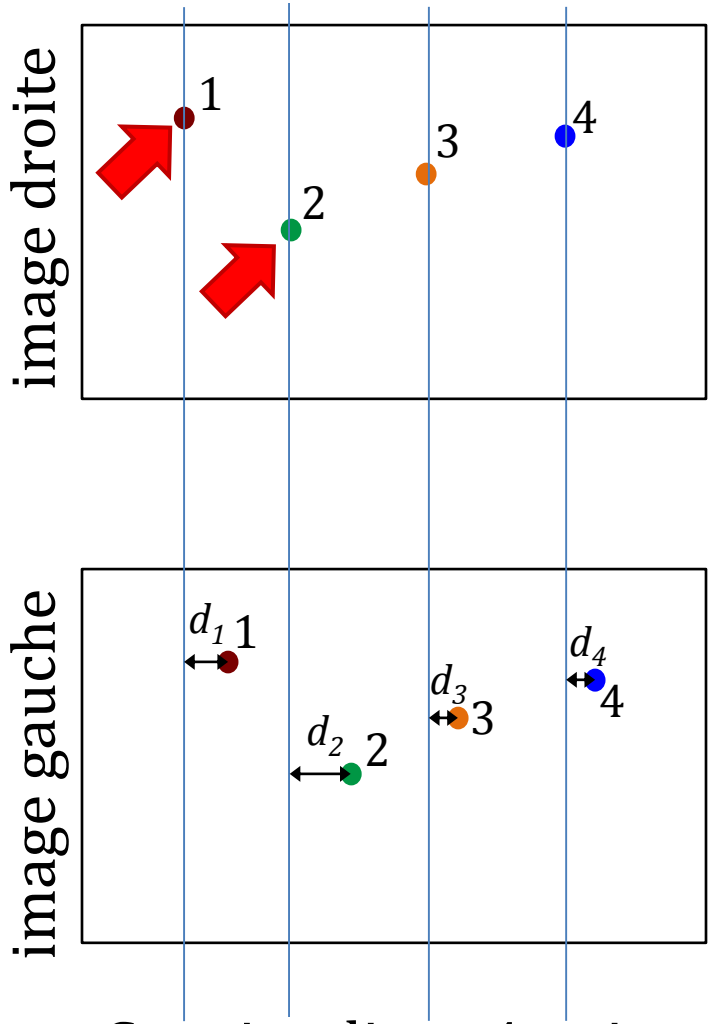
Sensibilité stéréo : *baseline b*

Télémètre Allemand
Entfernungsmesser-1m-R-36
Tir anti-aérien
Baseline $\boldsymbol{b}$= 1 *m*

$$A_z = \frac{f\ b}{d}$$

Disparité à chaque point visible (pixel?)

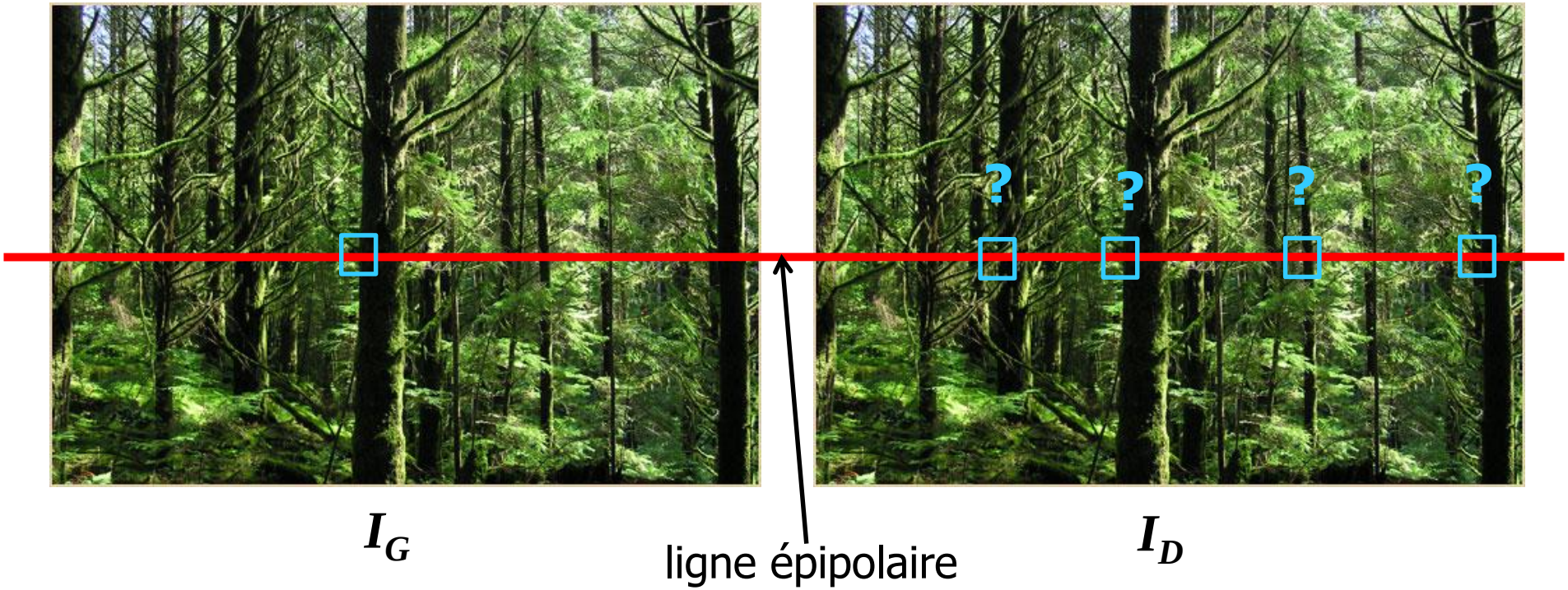
- Pour chaque point visible *i*, on doit :
  - faire la correspondance entre les deux images *(basé sur l'apparence)* *data association*
  - estimer la disparité d_i
- On pourra ainsi retrouver la profondeur A_{zi} pour chaque point *i*
- Si on calcule la disparité d_i pour chaque pixel, beaucoup de calcul!



Cas simpliste, 4 points visibles devant la caméra

Problème de correspondance… *data association*

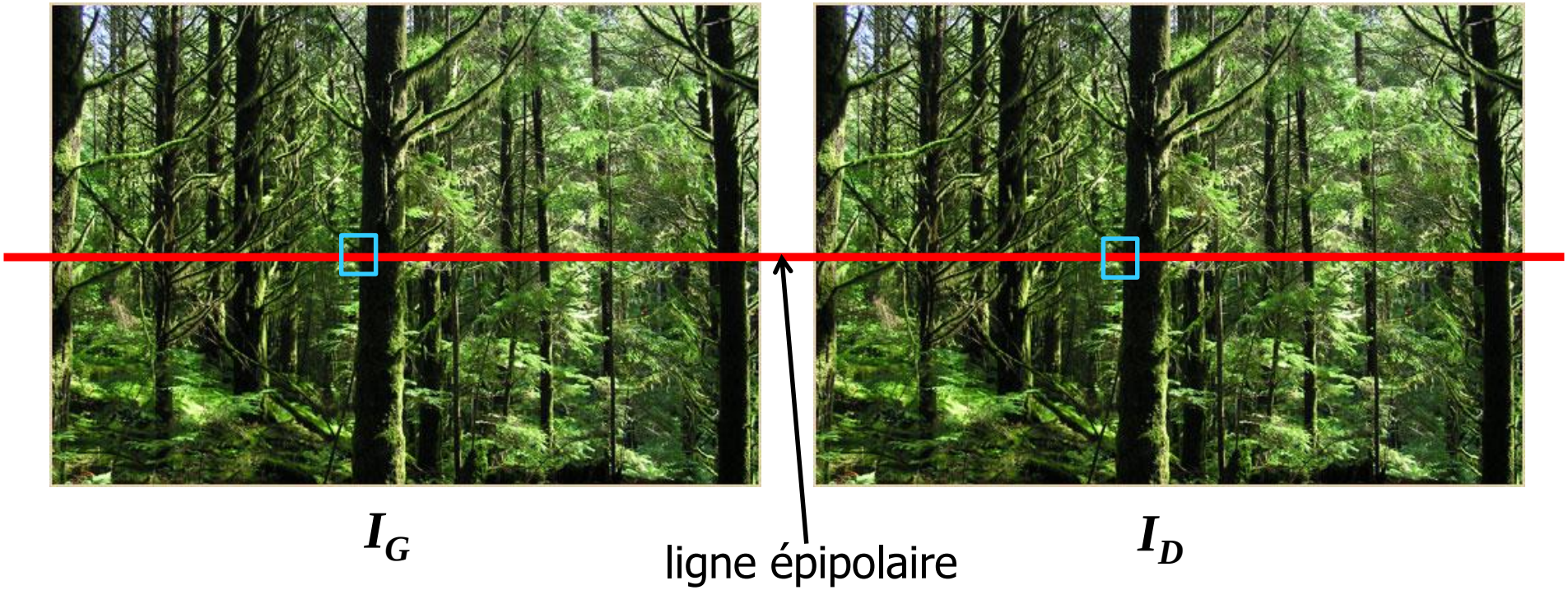
- Quel pixel dans l'image I_D correspond au pixel du même point physique dans image I_G sur la **ligne épipolaire***?



*On assume que les caméras sont décalées strictement horizontalement, d'où la ligne épipolaire horizontale

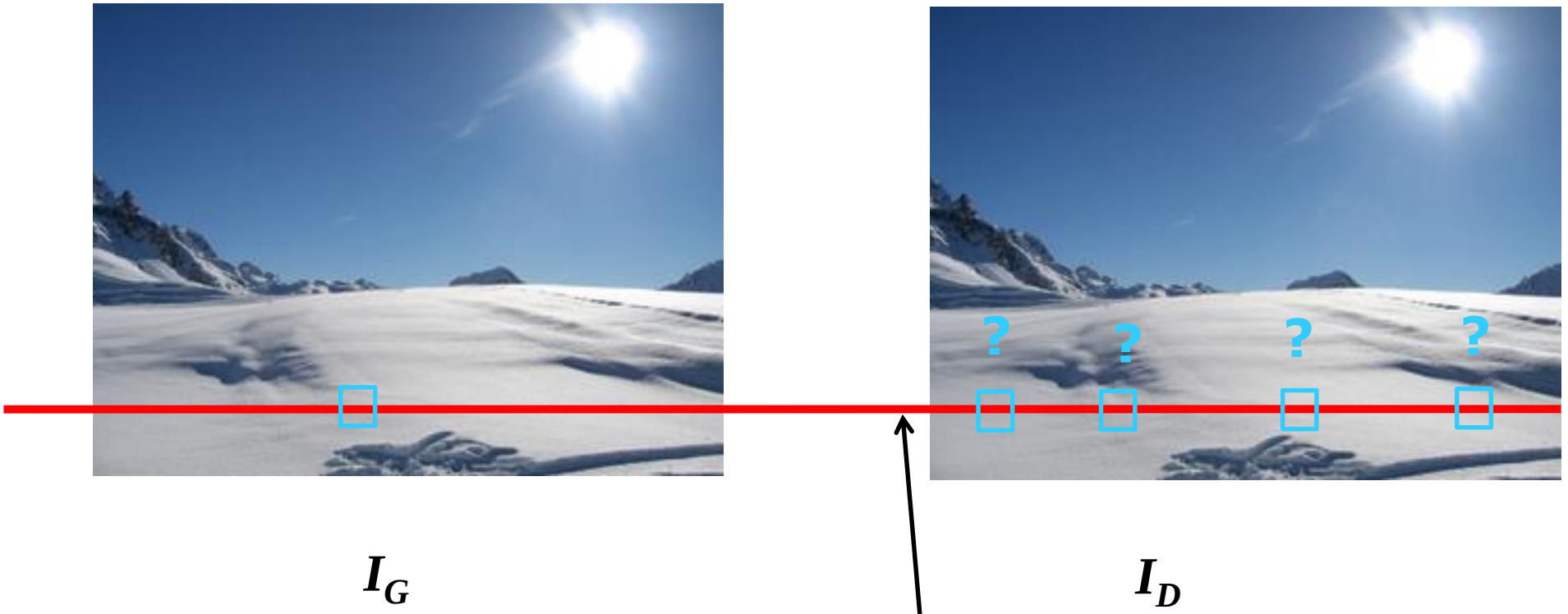
Problème de correspondance… *data association*

- Quel pixel dans l'image $\boldsymbol{I_D}$ correspond au pixel du même point physique dans image $\boldsymbol{I_G}$ sur la **ligne épipolaire**?



Problème de correspondance…

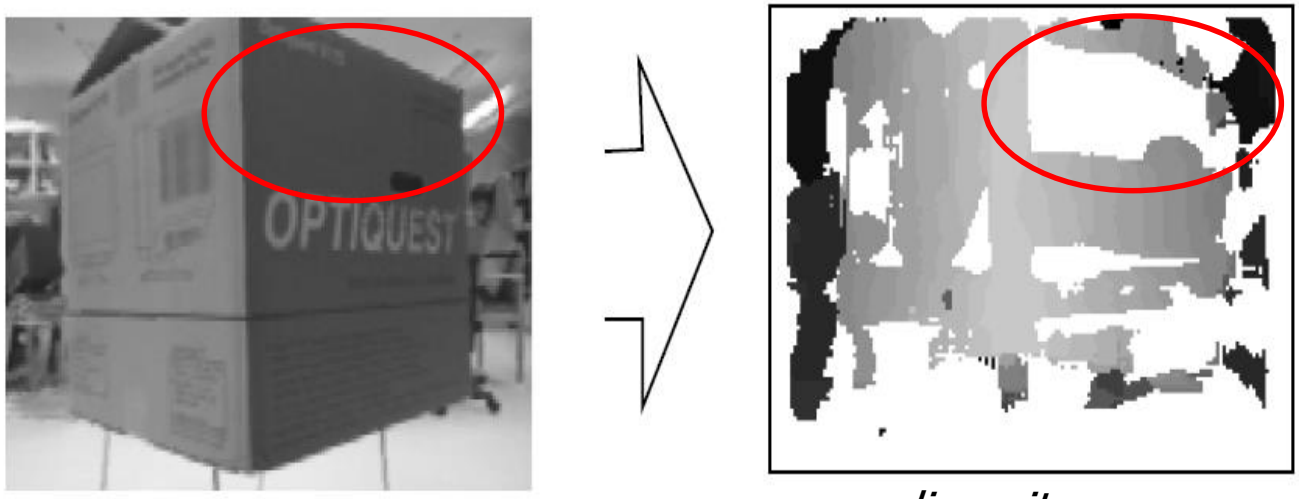
- Quel point dans image I_D correspond au point dans l'image I_G?



Exemples *disparity map*

- *Disparity map* : valeur de A_z pour chaque pixel

manque *features* visuels



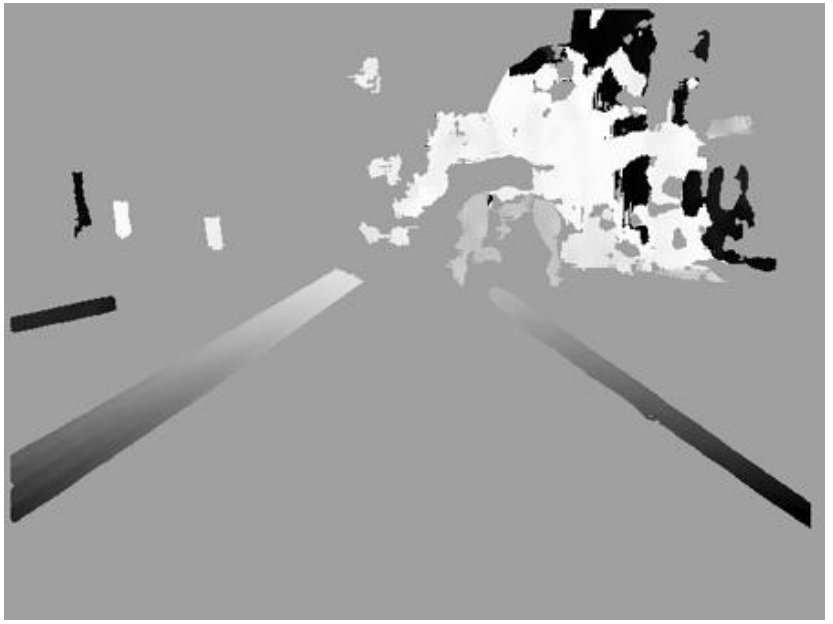
disparity map

Using real-time stereo vision for mobile robot navigation

Don Murray Jim Little

Computer Science Dept.
University of British Columbia
Vancouver, BC, Canada V6T 1Z4

Conduite en ville par stéréo ?



Caméras actives

Kinect 1 : stéréo active

- Caméra « 3D »
- Lumière structurée

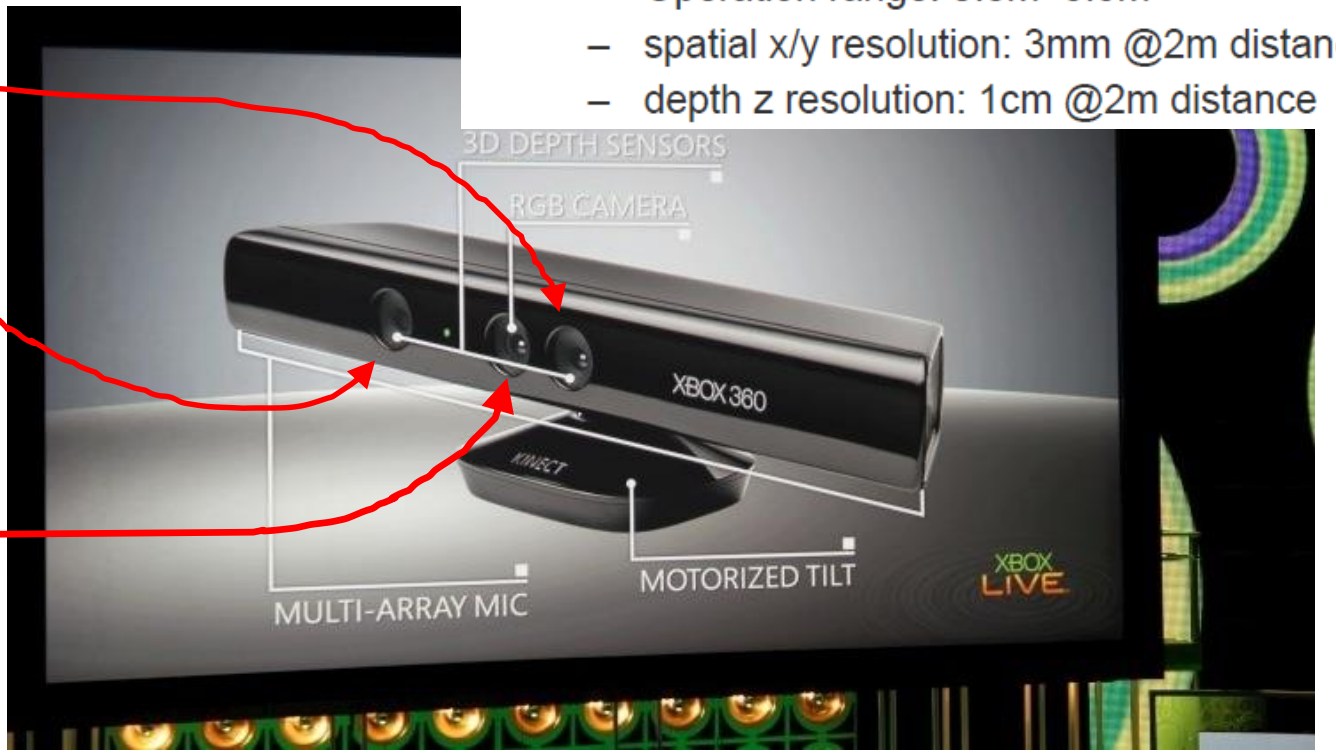
Microsoft Kinect

- Depth resolution: 640x480 px
- RGB resolution: 1600x1200 px
- 60 FPS
- Operation range: 0.8m~3.5m
- spatial x/y resolution: 3mm @2m distance
- depth z resolution: 1cm @2m distance

caméra infrarouge

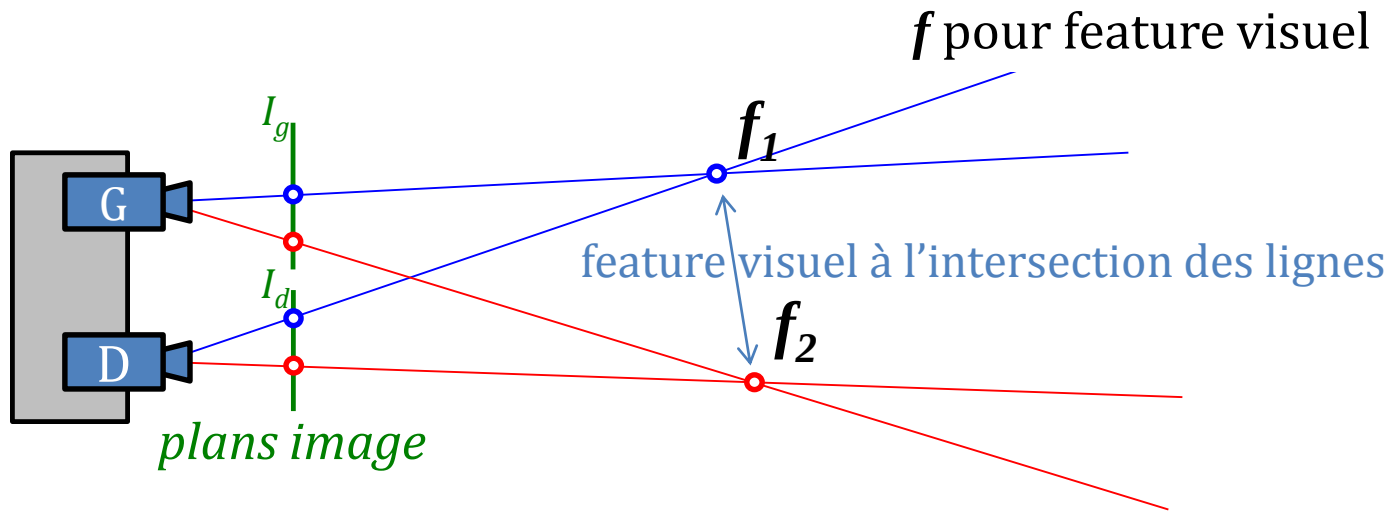
projecteur infrarouge

caméra RGB

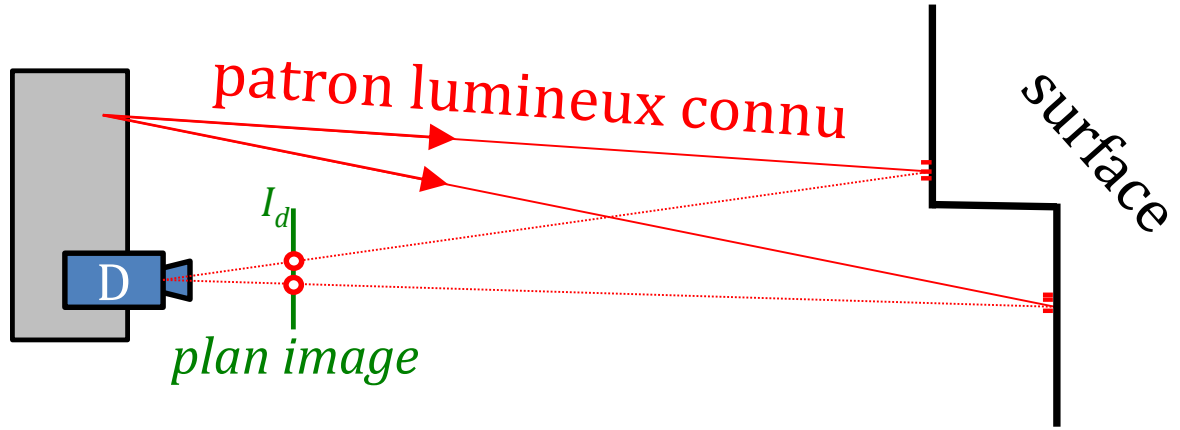


Kinect 1 : stéréo active

Stéréo normale



Stéréo active



Kinect 1 : stéréo active

- Projette patron infrarouge <u>localement distinct</u>
  (pensez code barre)

  Moins de problème de correspondance!
- Observe la « disparité » *d* avec la caméra infrarouge

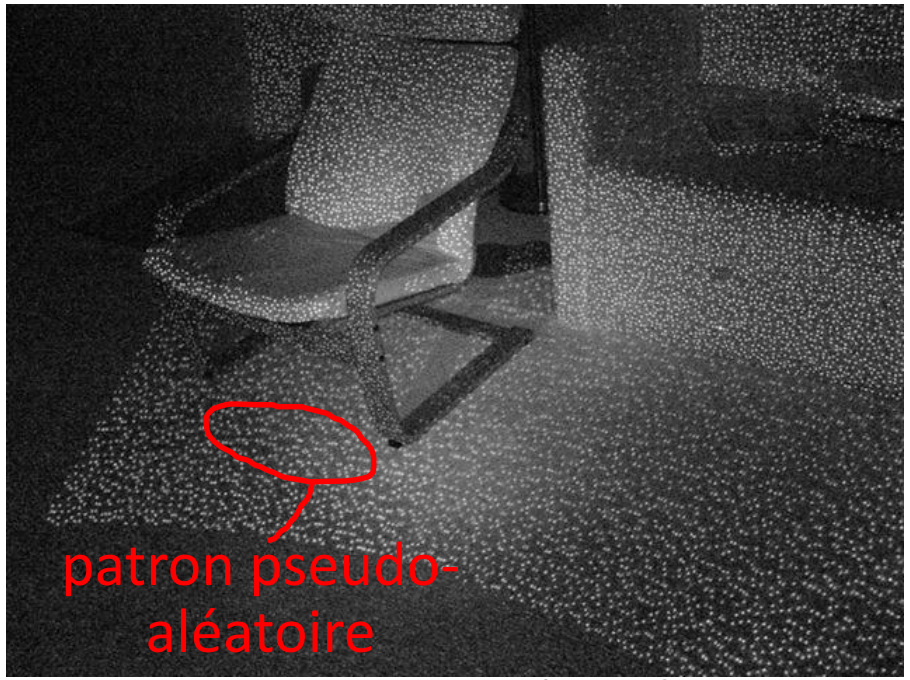
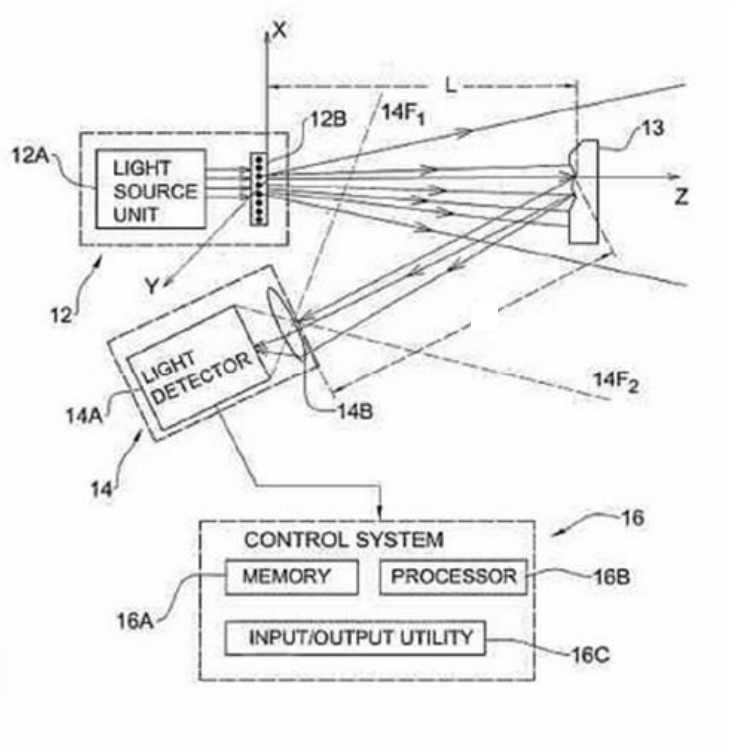


photo prise avec caméra infra-rouge



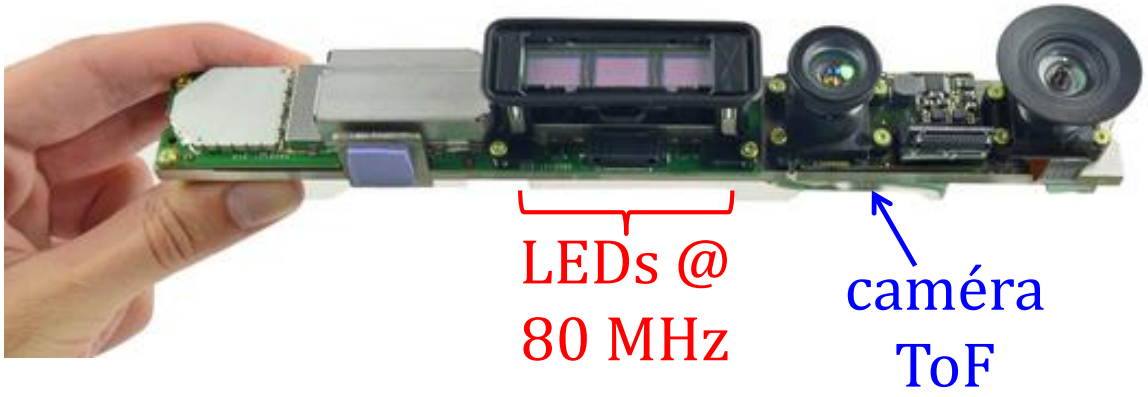
Kinect 1 : depth image

- Retourne une image de profondeur (*depth image*)
- Pour chaque pixel, on aura la distance en *Z* (ou rien)
- 640x480 pixels, 30 *Hz*
- Précision dépend de la distance

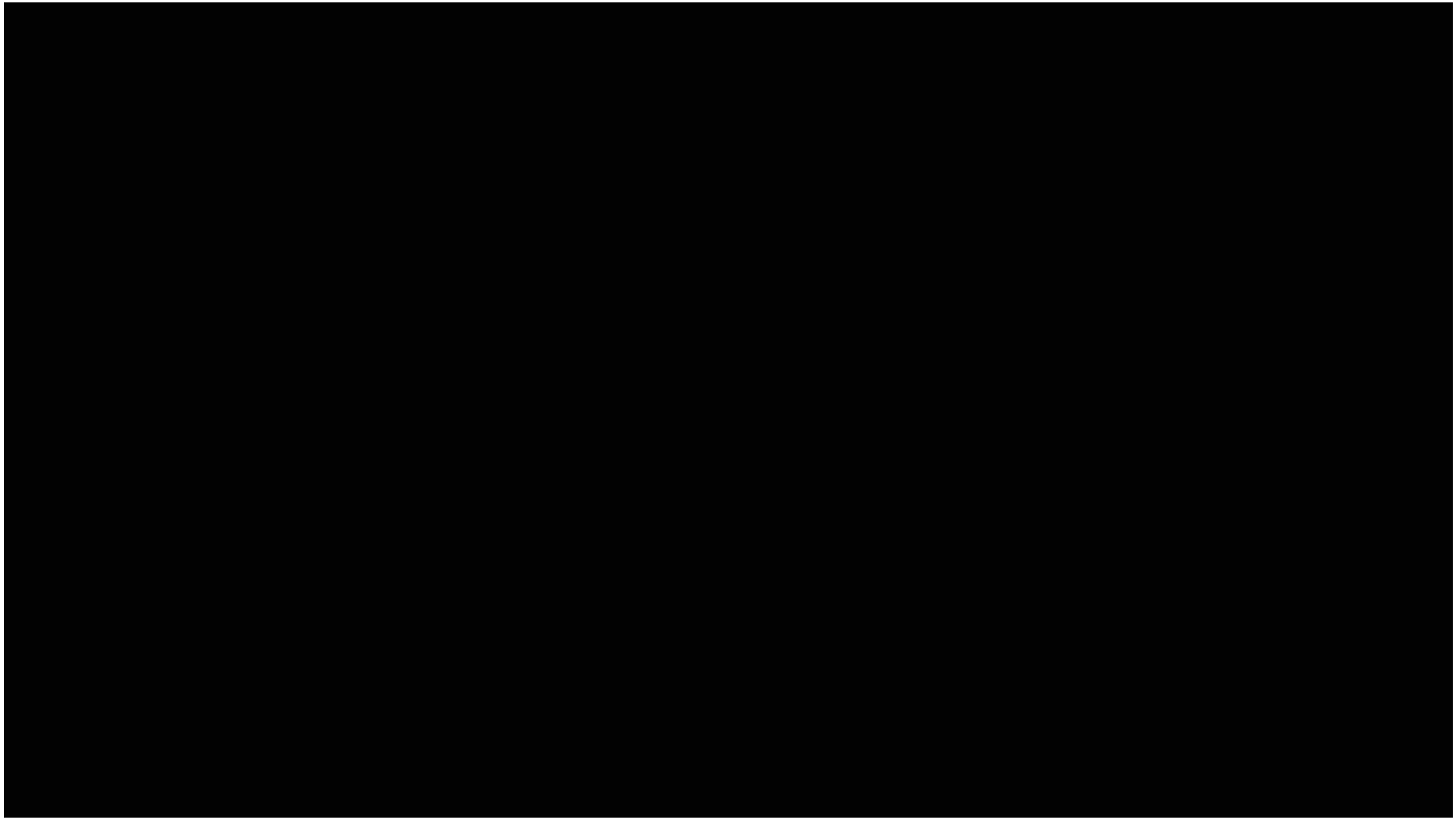
depth image *image RGB*

Kinect v2

- Technologie différente : basée sur temps de vol *(time of flight : ToF)*
- Mesure la phase entre émission lumineuse des LEDs et chaque pixel de la caméra ToF



Kinect v2



Autres types de caméras

Caméra omnidirectionnelles

- Caméra standard + miroir convexe = vue 360°

Caméra omnidirectionnelles

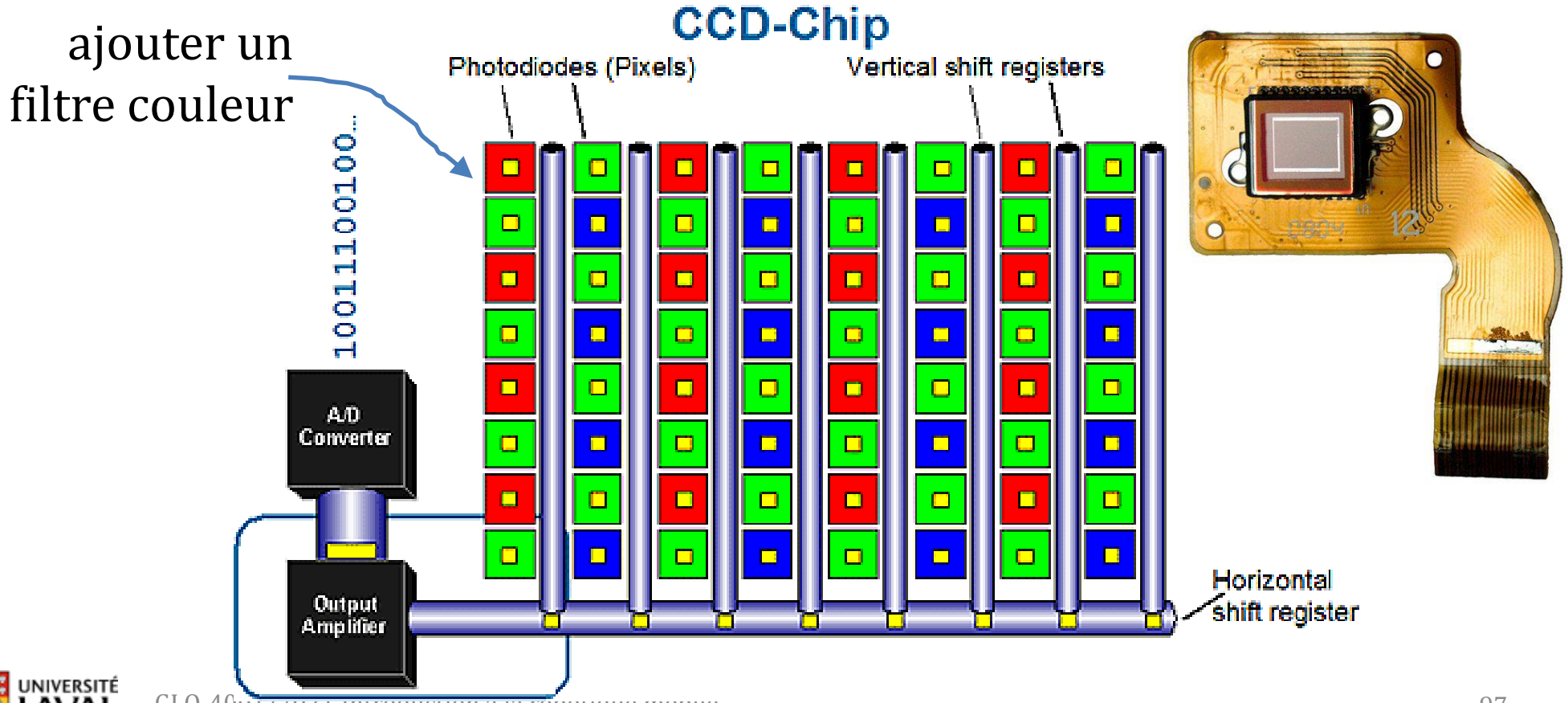
- *Ladybug* de *Pointgrey* combine 6 caméras ensemble: vue 360°

même voiture

Traitement d'image

Capteur image CCD + filtre *Bayer*

- Placé sur plan image (en arrière)
- Pixel CCD nu : sensible à toutes les couleurs



Échantillonnage : *aliasing*

- CCD : échantillonnage dans l'espace
- *Aliasing* arrive si $f_{échantillonage} < 2f_{signal}$

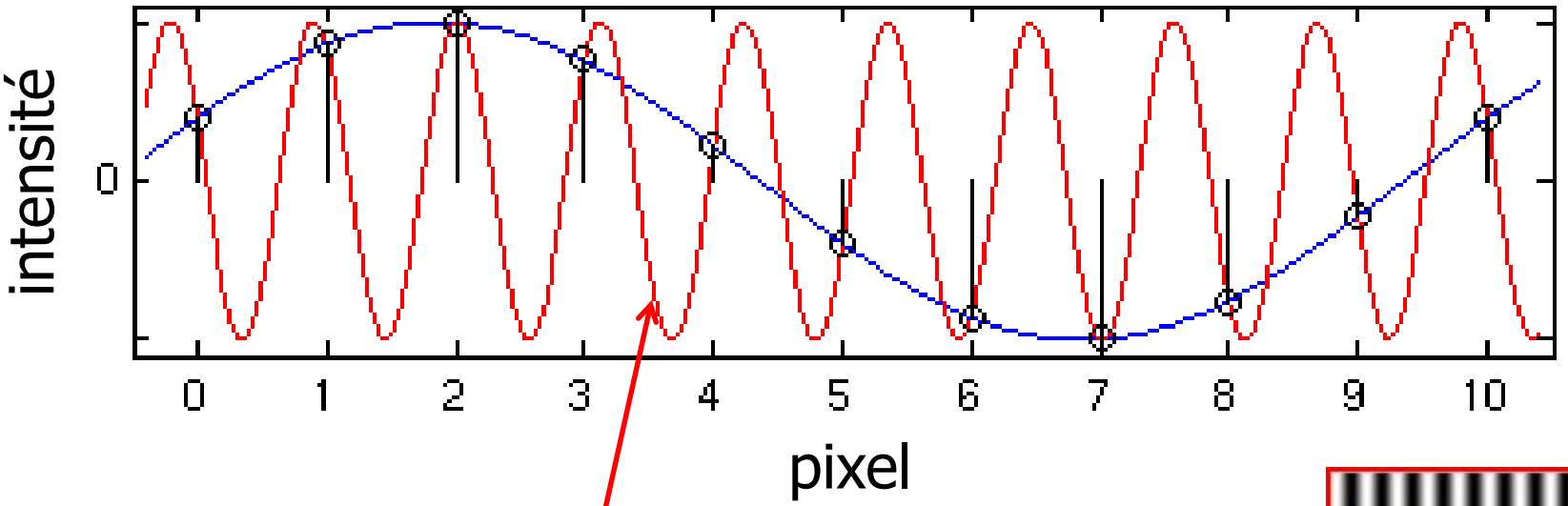
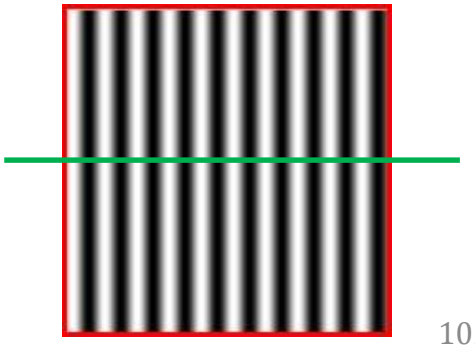
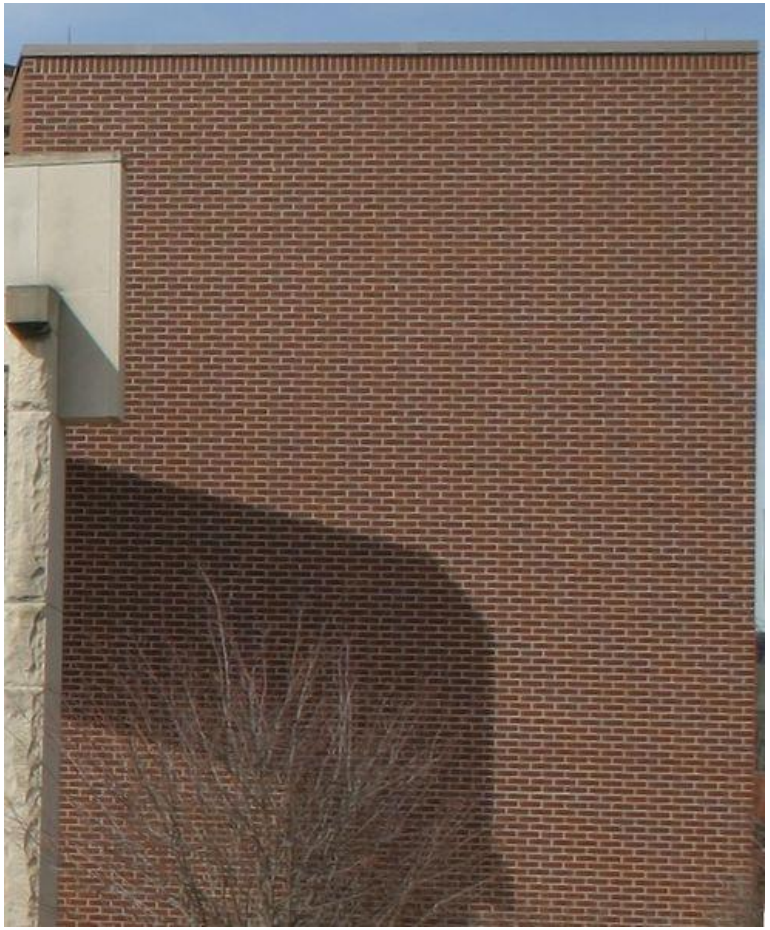


image d'un sinus projeté sur CCD



Aliasing → effet Moiré

- Fréquence spatiale trop élevée

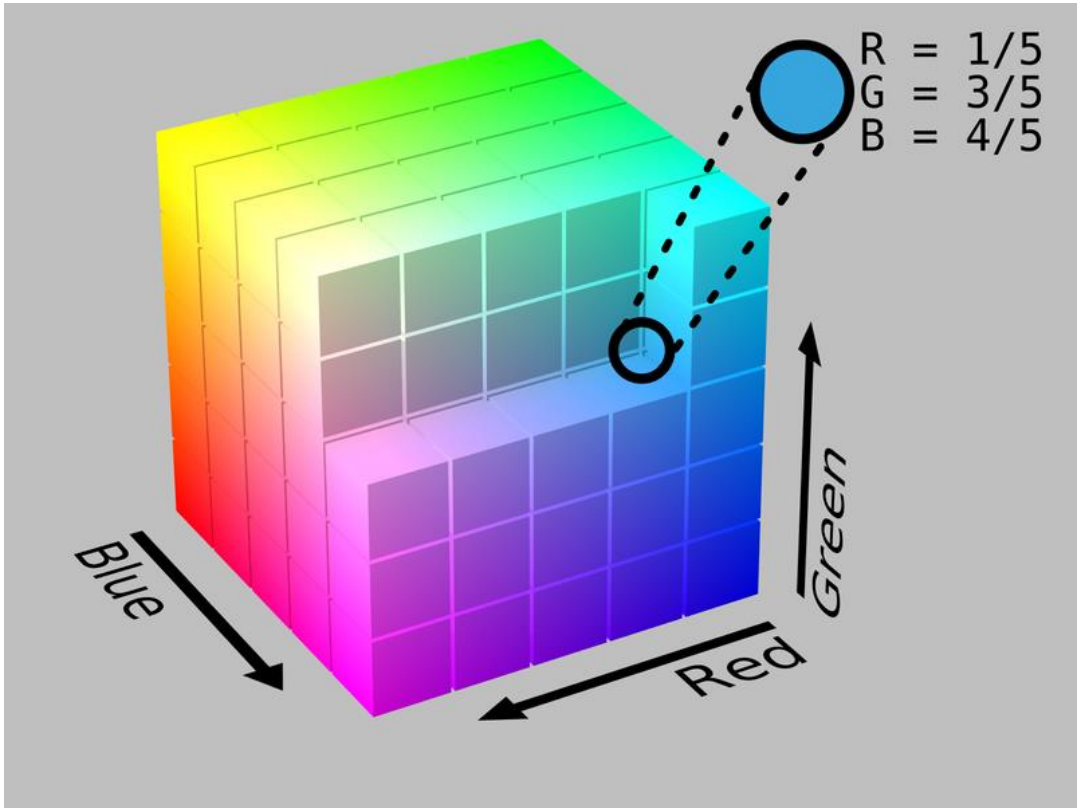


si on prend un pixel sur deux

(il faut filtrer l'image d'origine avec un filtre passe-bas, puis sous-échantillonner)

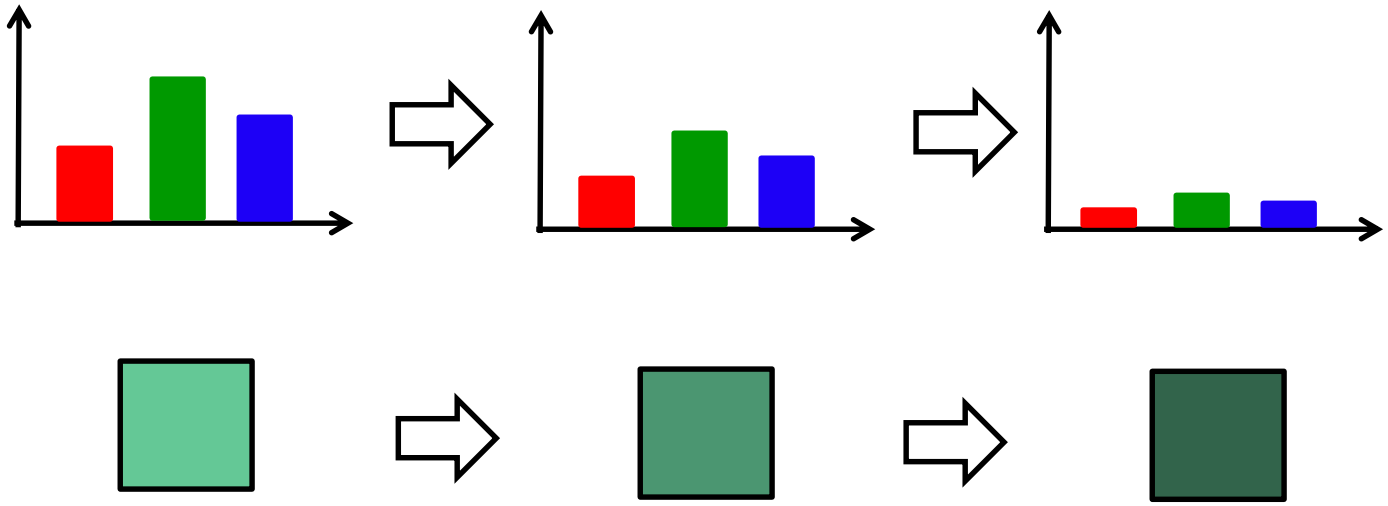
Représentation couleur RGB

- Habitué au RGB : Red Green Blue



Représentation couleur RGB

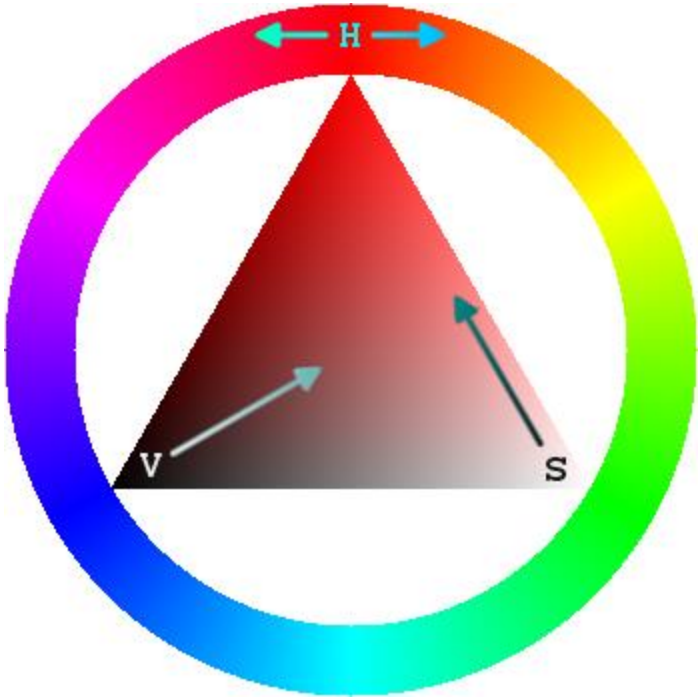
- Que se passe-t-il si l'intensité lumineuse change? (coin ombragé)

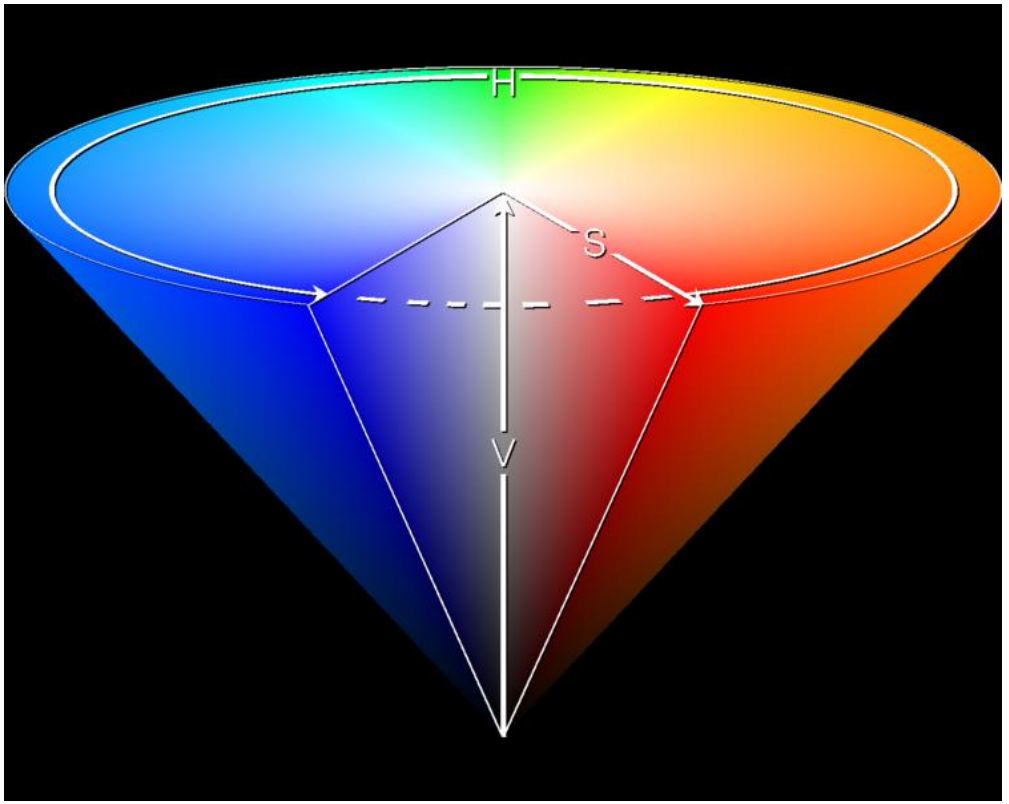


même « teinte », mais plus faible « intensité »

Autre représentation : HSV

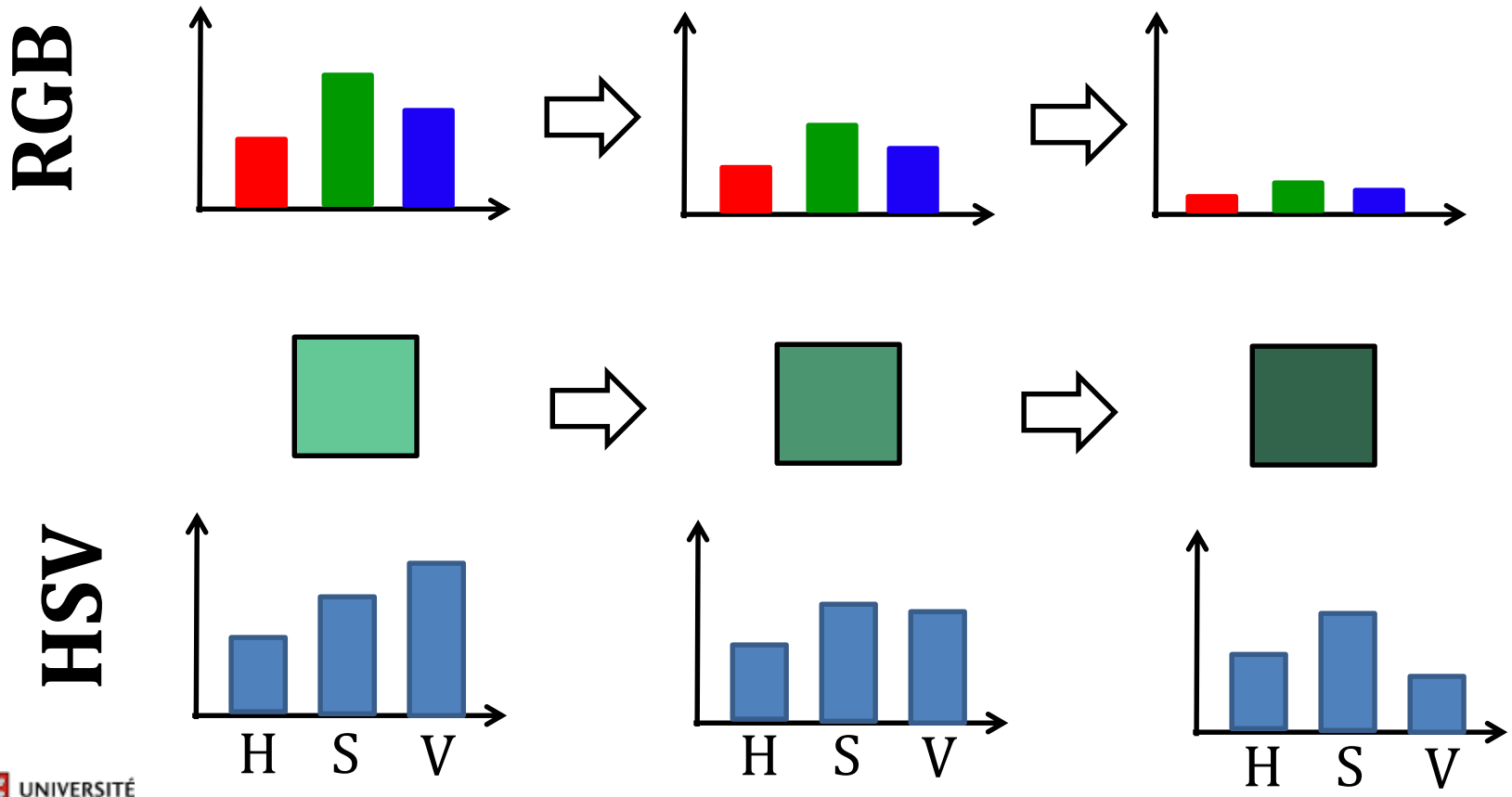
- Hue-Saturation-Value
  - encodage plus près de la perception humaine





HSV vs. RGB

- Que se passe-t-il si l'intensité lumineuse change? (coin ombragé)



Conversion HSV-RGB

RGB → HSV

$$t = \begin{cases} 0, & \text{si } \max = \min \\ (60° \times \frac{g-b}{\max - \min} + 360°) \bmod 360°, & \text{si } \max = r \\ 60° \times \frac{b-r}{\max - \min} + 120°, & \text{si } \max = g \\ 60° \times \frac{r-g}{\max - \min} + 240°, & \text{si } \max = b \end{cases}$$

$$s = \begin{cases} 0, & \text{si } \max = 0 \\ 1 - \frac{\min}{\max}, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$v = \max$$

`rgb2hsv` sur matlab

HSV → RGB

$$t_i = \left\lfloor \frac{t}{60} \right\rfloor \mod 6$$

$$f = \frac{t}{60} - t_i$$

$$l = v \times (1 - s)$$

$$m = v \times (1 - f \times s)$$

$$n = v \times (1 - (1 - f) \times s)$$

$$(r, g, b) = \begin{cases} (v, n, l), & \text{si } t_i = 0 \\ (m, v, l), & \text{si } t_i = 1 \\ (l, v, n), & \text{si } t_i = 2 \\ (l, m, v), & \text{si } t_i = 3 \\ (n, l, v), & \text{si } t_i = 4 \\ (v, l, m), & \text{si } t_i = 5 \end{cases}$$

`hsv2rgb` sur matlab

« One line trick for vision »

- Retrouver l'apparence réelle des objets dans les milieux extérieurs (soleil)

(a) Image with shadows

(b) Shadow invariant image

$$F = \log(G) - \alpha \log(R) + \beta \log(B)$$

Dealing with Shadows: Capturing Intrinsic Scene Appearance for Image-based Outdoor Localisation, P. Corke et al., IROS 2013.

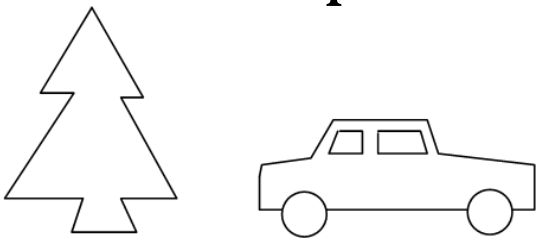
Beyond a Shadow of a Doubt: Place Recognition with Colour-Constant Images, K. MacTavish et al., FSR 2015.

Trouver les sections « intéressantes »

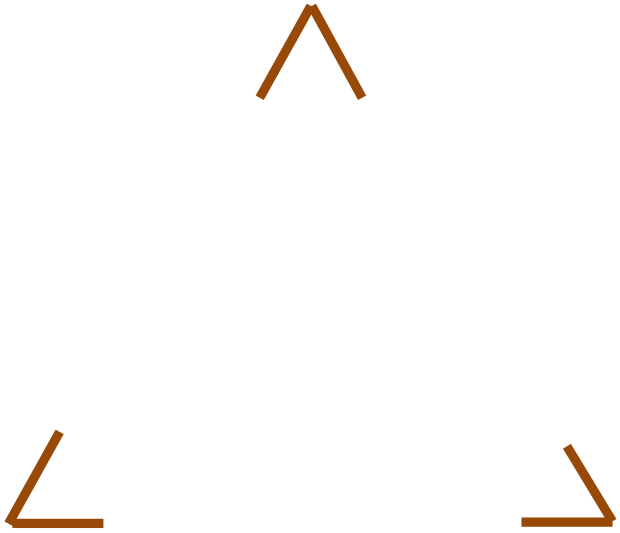
- Traiter l'image complète → temps calcul $$$
- Chercher les points saillants/intéressants
  - équivalent attention visuelle humaine
- Point intéressant:
  - stable (aux changements d'angle/lumière)
  - informatif
  - notion de *distinct du pourtour*

Détection bord (*edge detection*)

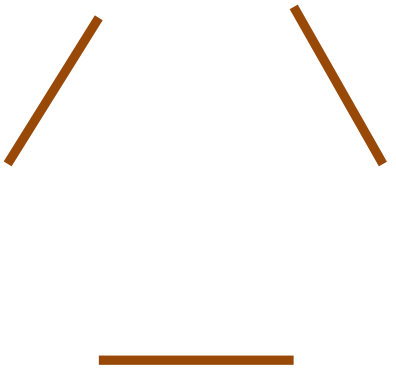
- Bords possèdent beaucoup « d'information »



- Certains bords sont plus informatifs que d'autres…



même longueur totale de tracé



I. Biederman. Recognition-by-components: A theory of human image understanding. *Psychological Review*, 4(2):115-147, 1987.

Détection bord (*edge detection*)

- Définition d'un bord : variation spatiale rapide d'intensité lumineuse dans l'image *I*

$$\frac{\partial I}{\partial x}\ ,\ \frac{\partial I}{\partial y}\ \text{grand},\ \nabla \mathrm{I}=\left(\frac{\partial I}{\partial x},\frac{\partial I}{\partial y}\right)$$

- Difficile à extraire *parfaitement*
  - Notamment à cause du bruit dans l'image
  - Opération de dérivée **AUGMENTE** l'impact du bruit

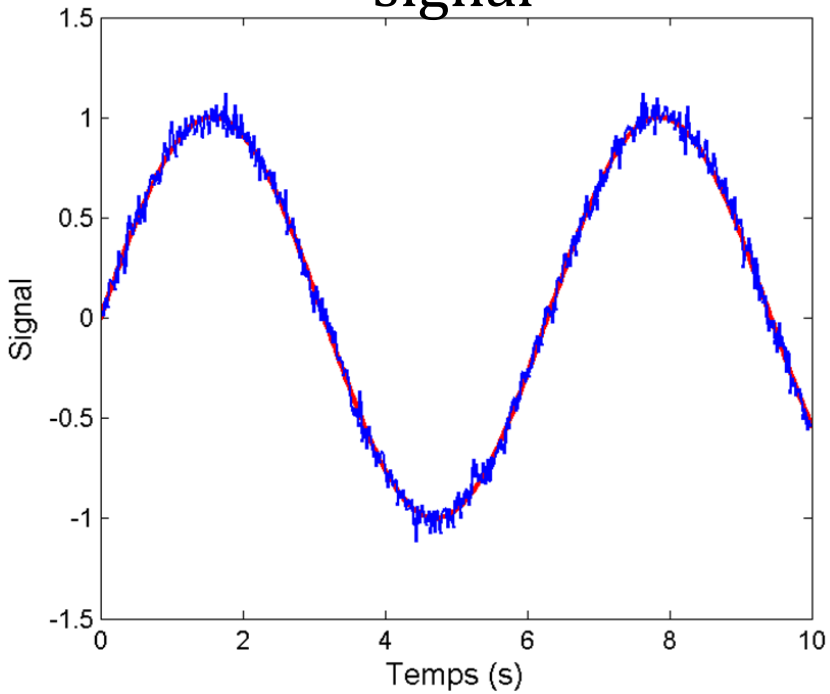
Amplification du bruit par la dérivée

- Signal corrompu avec bruit gaussien $N(0,\sigma^2)$

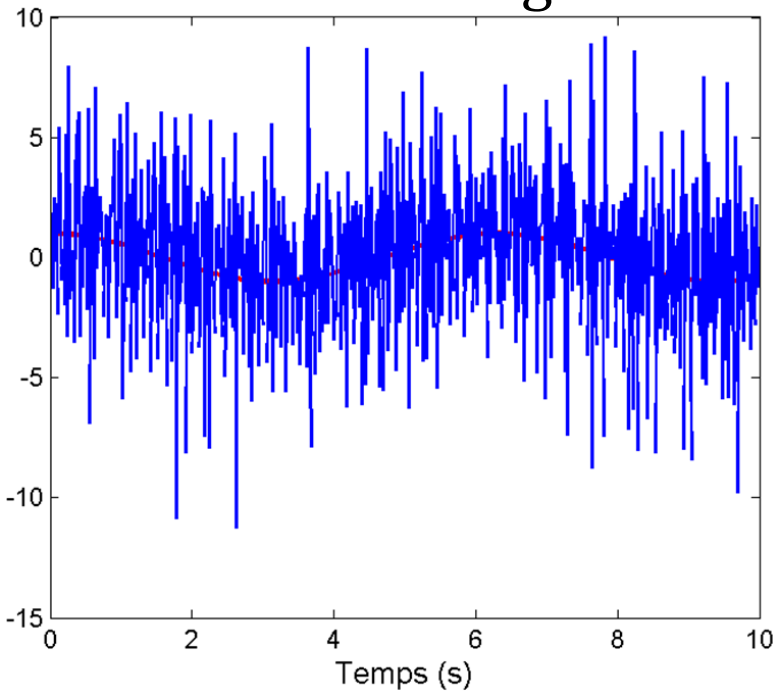
  — signal

  — signal + bruit σ=0.05

signal



dérivée du signal

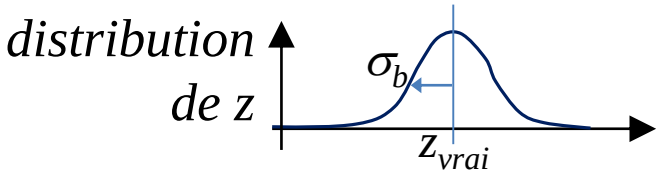


Moyenne : réduire le bruit

- Soit la mesure suivante : $z = z_{vrai} + \varepsilon_b, \quad \varepsilon_b \sim N(0, \sigma_b^2)$

constante

ε_b pigé dans une distribution gaussienne non-biaisée



- Si je prends **1** mesure, $\sigma_z^2 = \sigma_b^2$
- Si bruit est une variable aléatoire *iid*

***iid** : indépendantes et identiquement distribuées*

  - valeur du bruit à *t+1* est indépendante valeur à *t*
- Prendre la moyenne de **2** mesures $Z_{moy} = \frac{1}{2} Z_1 + \frac{1}{2} Z_2$

$$\mathrm{Var}(aX + bY) = a^2 \mathrm{Var}(X) + b^2 \mathrm{Var}(Y) + 2ab \mathrm{Cov}(X, Y)$$

$$\sigma_{moy}^2 = \mathrm{var}\{Z_{moy}\} = \mathrm{var}\{\frac{1}{2} Z_1 + \frac{1}{2} Z_2\} = (\frac{1}{2})^2 \mathrm{var}\{Z_1\} + (\frac{1}{2})^2 \mathrm{var}\{Z_2\} = 2(\frac{1}{2})^2 \sigma_b^2 = \frac{1}{2} \sigma_b^2$$

- De façon générale, pour ***N*** mesures moyennées

$$\sigma_{moy}^2 = \frac{1}{N} \sigma_b^2 \quad \Rightarrow \quad \sigma_{moy} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sigma_b$$

Sobel *edge detector,* avec bruit

approxime le gradient

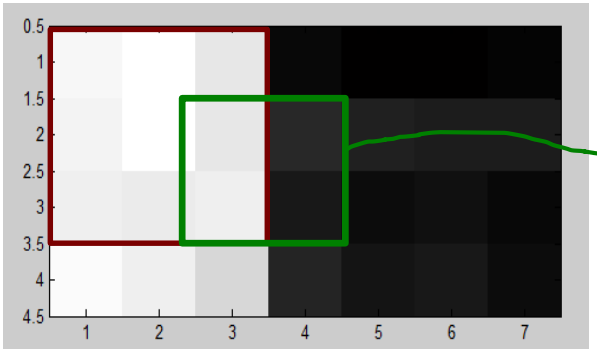
$$\Delta_1 = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix} \qquad \Delta_2 = \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{matrix}$$

$$Sobel = \sqrt{\Delta_1^{\,2} + \Delta_2^{\,2}}$$

207	210	195	63	57	56	59
204	212	197	82	76	74	75
202	198	202	72	65	67	63
209	201	187	78	69	71	64

$\Delta_1(x,y)$

	-26	-533	-517	-28	
	-29	-505	-513	-25	



bord == grande valeur abs

Sobel

image originale

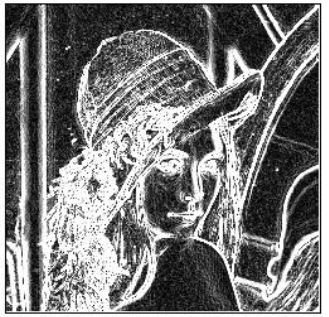
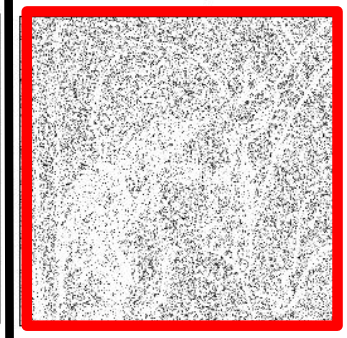


image bruitée



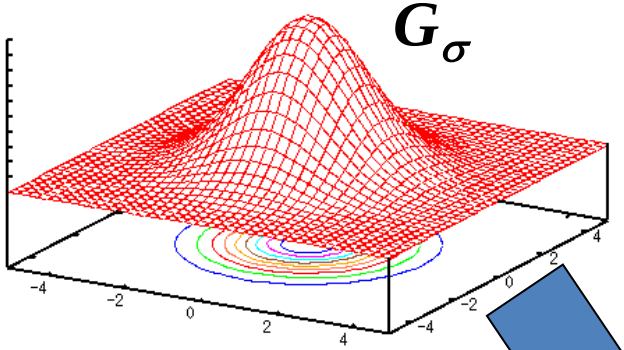
amplification du bruit

UNIVERSITÉ LAVAL

Filtrage image : flou gaussien G_σ

convolution

*



=

ici on veut **volontairement** créer un flou pour réduire l'impact du bruit

...vient faire la ***moyenne pondérée*** avec pixels voisins...

pixel loin a moins d'influence

Gaussian Window

w1 .004	w2 .015	w3 .026	w4 015	w5 .004
w6 015	w7 .059	w8 .095	w9 .059	w10 015
w11 .026	w12 .095	w13 .15	w14 .095	w15 .026
w16 015	w17 .059	w18 .095	w19 .059	w20 015
w21 .004	w22 015	w23 .026	w24 015	w25 .004

Filtrage flou : « lissage » du bruit

$I * G_\sigma$

diamètre gaussienne G_σ

gaussienne plus large → image plus floue

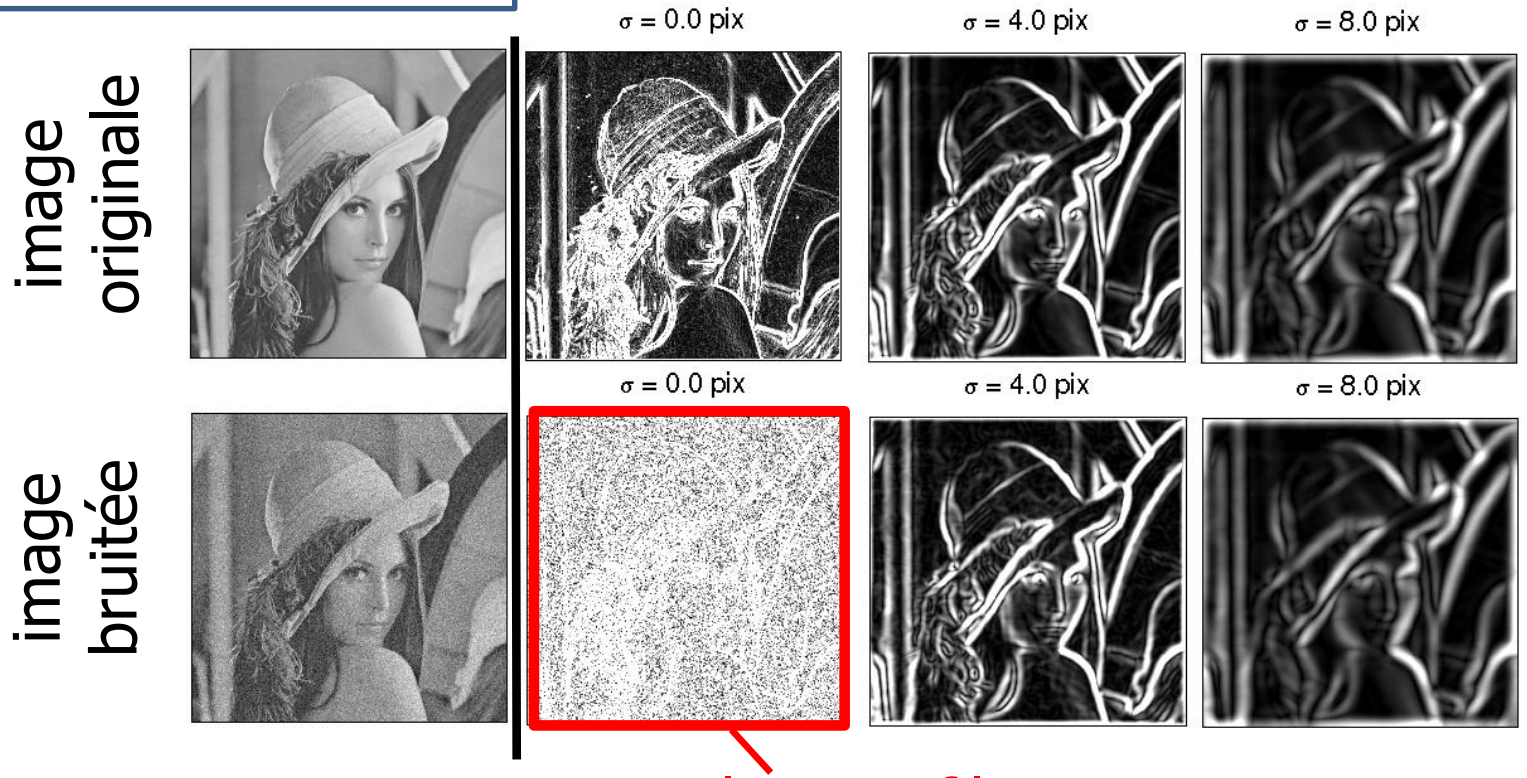
(Convolution est comme une somme pondérée)

Sobel *edge detector,* avec bruit

approxime le gradient

$$\Delta_1 = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix} \qquad \Delta_2 = \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{matrix}$$

$$Sobel = \sqrt{\Delta_1^{\,2} + \Delta_1^{\,2}}$$



inutile sans filtrage...

Repères visuels naturels

Repères naturels

- Pas tous les endroits dans une images qui sont utiles pour la localisation
- Détecter des endroits « saillants » dans l'image, comme des coins : **keypoint**
- Calculer une signature visuelle autour de ce point (**descripteur**)
- *keypoint* + descripteur = *feature*
- Pourquoi ne pas calculer une signature autour de chaque pixel? Temps de calcul!

Détecteurs de coins
(keypoint detectors)

Keypoint

- Diffère de ses voisins en terme de texture, couleur et/ou intensité (***distinctiveness***)
- Détection répétable (***repeatability***) d'une image à l'autre malgré des changements
  - de points de vue (rotation/translation/affine[1])
  - d'illumination
- Rapide à calculer (car on parcourt toute l'image pour les trouver)

UNIVERSITÉ LAVAL

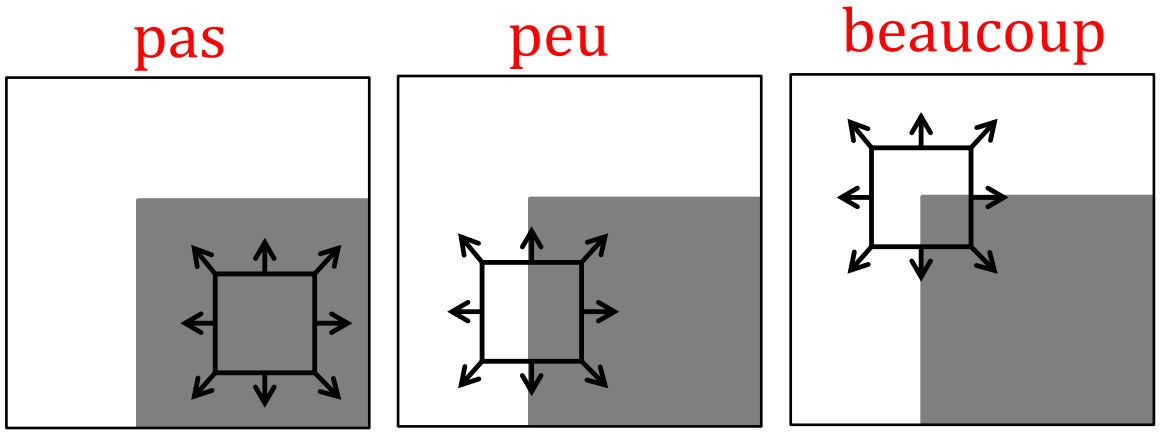
[1] *transformation qui préserve les points, droites, plans et parallélisme (rotation, shear, translation, etc.)*

Exemple : *Moravec interest operator*

- Utilise Sum-of-Squared Difference (SSD) comme mesure de similarité entre deux patches I_a et I_b :

$$SSD(I_a, I_b) = \sum_{i,j \in patch} \left(I_a(i,j) - I_b(i,j)\right)^2$$

- Cherche un endroit où le SSD par rapport aux patches voisines est localement maximal :

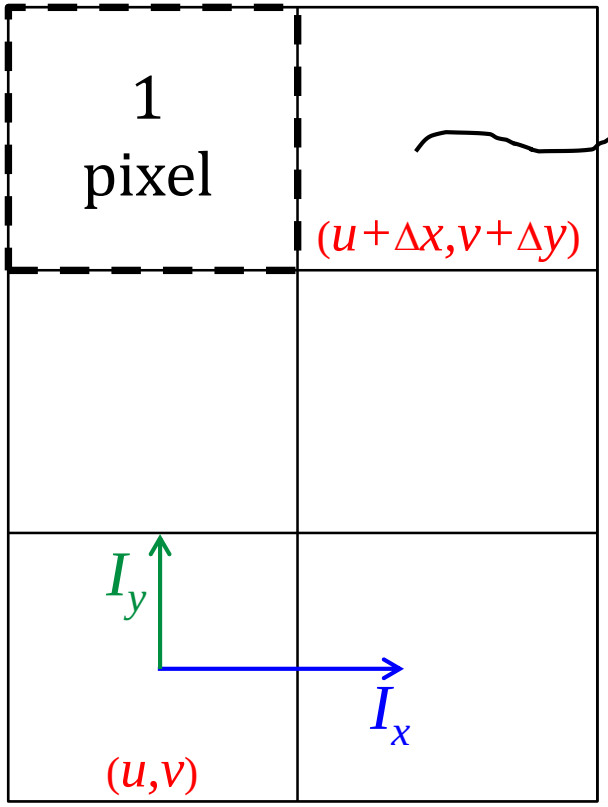


UNIVERSITÉ LAVAL

Harris corner detector

- Approximation par Taylor :
  - gradients (calculé avec Sobel) $I_x(i,j) = \frac{\partial}{\partial x} I(i,j), \quad I_y(i,j) = \frac{\partial}{\partial y} I(i,j)$

Note : il est un peu fâcheux que les livres utilisent I_x, I_y comme un gradient, car ils rappellent plus une intensité (image I)



$$I(u+\Delta x, v+\Delta y) \approx I(u,v) + I_x(u,v)\Delta x + I_y(u,v)\Delta y$$

Basé sur le changement d'apparence SSD.

Pour une paire de pixels :

$$\left(I(u+\Delta x, v+\Delta y) - I(u,v)\right)^2 \approx \left(I(u,v) + I_x(u,v)\Delta x + I_y(u,v)\Delta y - I(u,v)\right)^2$$

$$\approx \left(I_x(u,v)\Delta x + I_y(u,v)\Delta y\right)^2$$

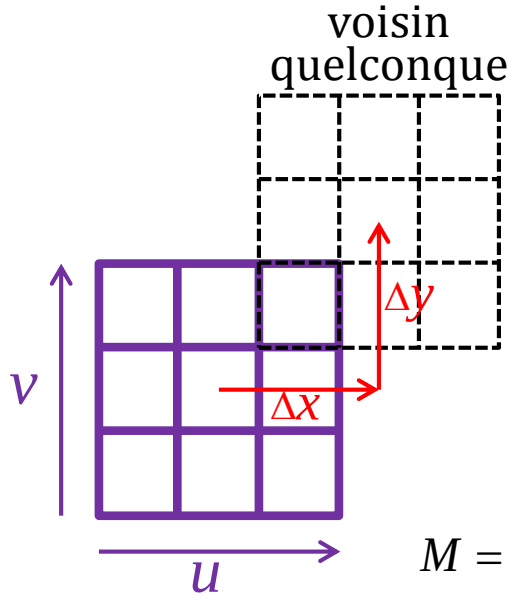
$$\approx I_x(u,v)^2\Delta x^2 + 2I_x(u,v)I_y(u,v)\Delta x\Delta y + I_y(u,v)^2\Delta y^2$$

$$\approx \begin{bmatrix}\Delta x & \Delta y\end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_x(u,v)^2 & I_x(u,v)I_y(u,v) \\ I_x(u,v)I_y(u,v) & I_y(u,v)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix}\Delta x \\ \Delta y\end{bmatrix}$$

Harris corner detector

- On regarde la distribution des SSD des patches voisines

Pour un déplacement Δx, Δy, le changement d'apparence SSD d'une patch au complet est



$$\mathrm{SSD}(\Delta x, \Delta y) \approx \begin{bmatrix} \Delta x & \Delta y \end{bmatrix} \left(\sum_{u,v} \begin{bmatrix} I_x(u,v)^2 & I_x(u,v)I_y(u,v) \\ I_x(u,v)I_y(u,v) & I_y(u,v) \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}$$

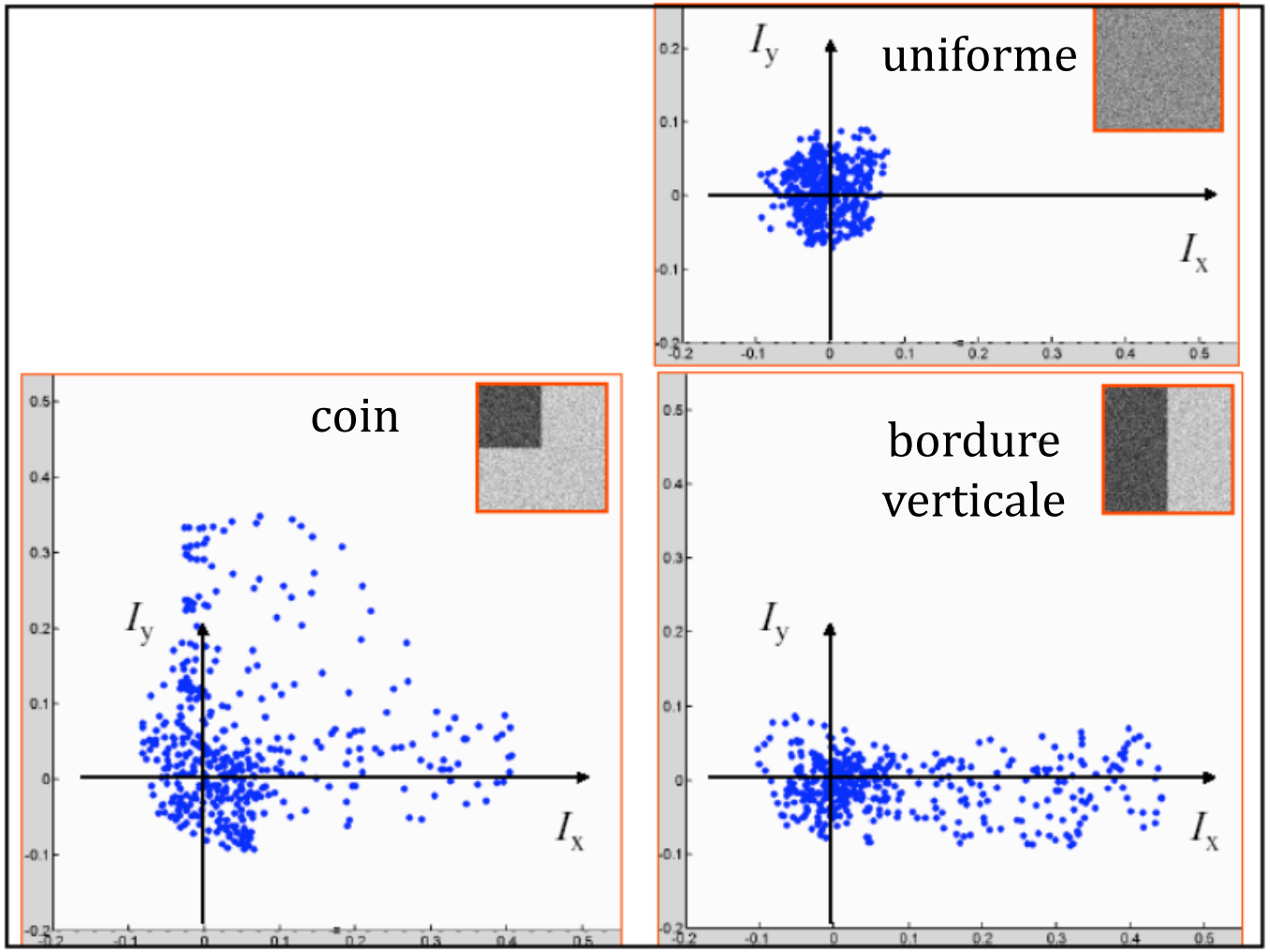
$$\mathrm{SSD}(\Delta x, \Delta y) \approx \begin{bmatrix} \Delta x & \Delta y \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}$$

$$M = \sum_{u,v} \begin{bmatrix} I_x(u,v)^2 & I_x(u,v)I_y(u,v) \\ I_x(u,v)I_y(u,v) & I_y(u,v) \end{bmatrix}$$

Nous donne une idée de la variabilité locale d'une patch

Harris corner detector

- Distribution des dérivées I_x, I_y



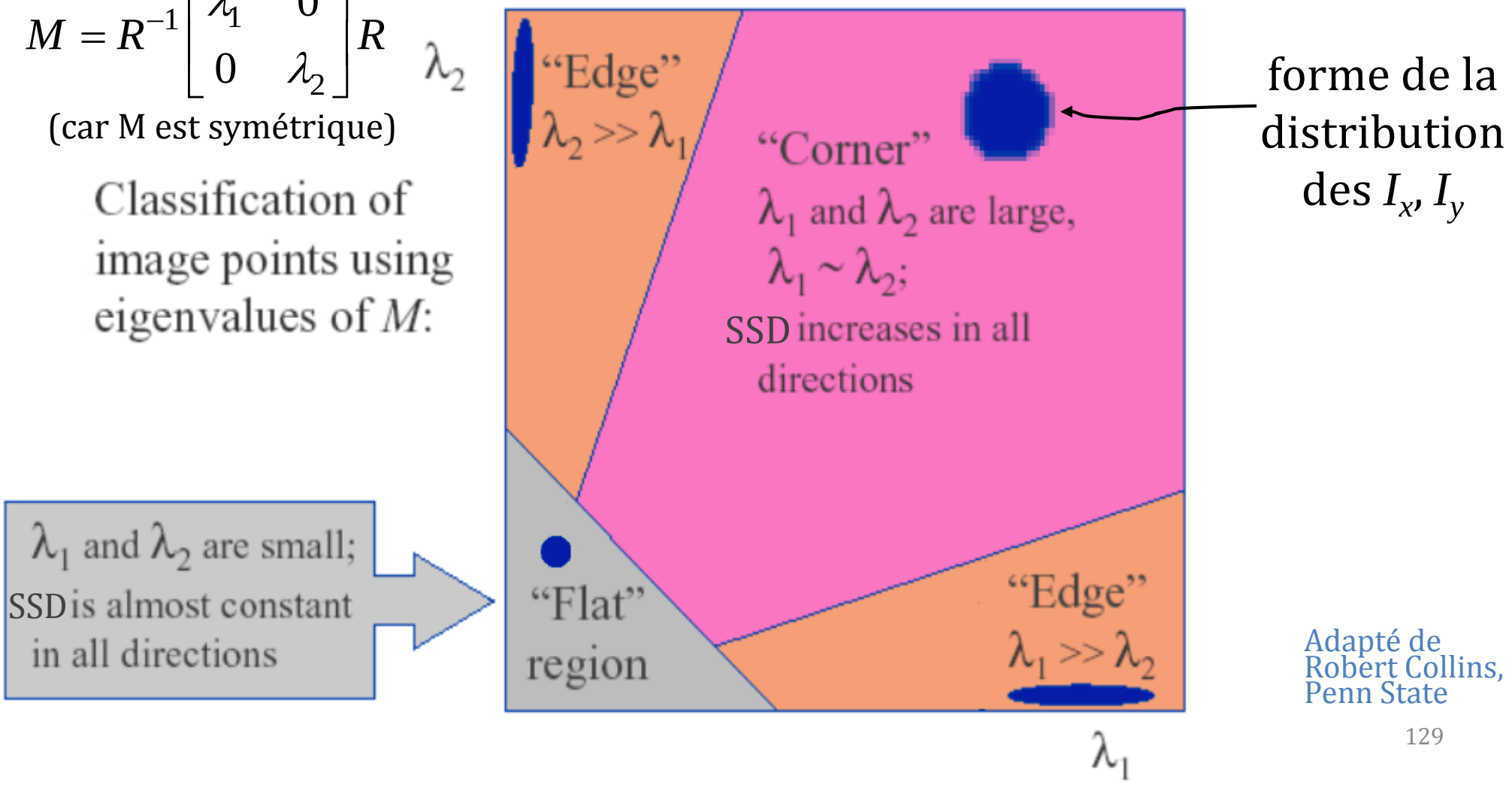
Adapté de Robert Collins, Penn State

Harris corner detector

- Distribution des valeurs propres λ_1, λ_2 de M

$$M = R^{-1}\begin{bmatrix}\lambda_1 & 0\\ 0 & \lambda_2\end{bmatrix}R$$

(car M est symétrique)



Adapté de Robert Collins, Penn State

HarrisExample.m

Harris corner detection : Algorithme

Adapté de Robert Collins, Penn State

```
SobelX = [-1 0 1; -2 0 2; -1 0 1];
SobelY = [1 2 1; 0 0 0; -1 -2 -1];
Ix = conv2(SobelX,I);
Iy = conv2(SobelY,I);

Ix2 = Ix.^2;
Iy2 = Iy.^2;
Ixy = Ix.*Iy;

G = fspecial('gaussian', [5 5], 1);
Sx2 = conv2(Ix2,G);
Sy2 = conv2(Iy2,G);
Sxy = conv2(Ixy,G);
```

```
G=0.0030 0.0133 0.0219 0.0133 0.0030
  0.0133 0.0596 0.0983 0.0596 0.0133
  0.0219 0.0983 0.1621 0.0983 0.0219
  0.0133 0.0596 0.0983 0.0596 0.0133
  0.0030 0.0133 0.0219 0.0133 0.0030
```

```
k = 0.1; % Parametre kappa
R = Sx2.*Sy2-Sxy.^2-k*((Sx2+Sy2).^2);
```

```
[CornerX CornerY] = find(R>10000000);
```

1. Compute x and y derivatives of image

$$I_x = G_\sigma^x * I \quad I_y = G_\sigma^y * I$$

2. Compute products of derivatives at every pixel

$$I_{x2} = I_x.I_x \quad I_{y2} = I_y.I_y \quad I_{xy} = I_x.I_y$$

3. Compute the sums of the products of derivatives at each pixel

$$S_{x2} = G_{\sigma\prime} * I_{x2} \quad S_{y2} = G_{\sigma\prime} * I_{y2} \quad S_{xy} = G_{\sigma\prime} * I_{xy}$$

une convolution peut être vue comme une somme pondérée

4. Define at each pixel (x, y) the matrix

$$H(x,y) = \begin{bmatrix} S_{x2}(x,y) & S_{xy}(x,y) \\ S_{xy}(x,y) & S_{y2}(x,y) \end{bmatrix}$$

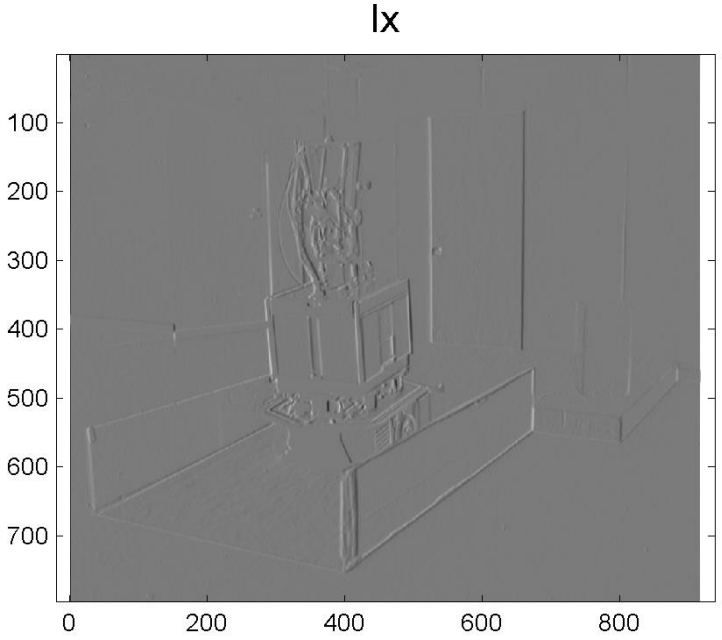
5. Compute the response of the detector at each pixel

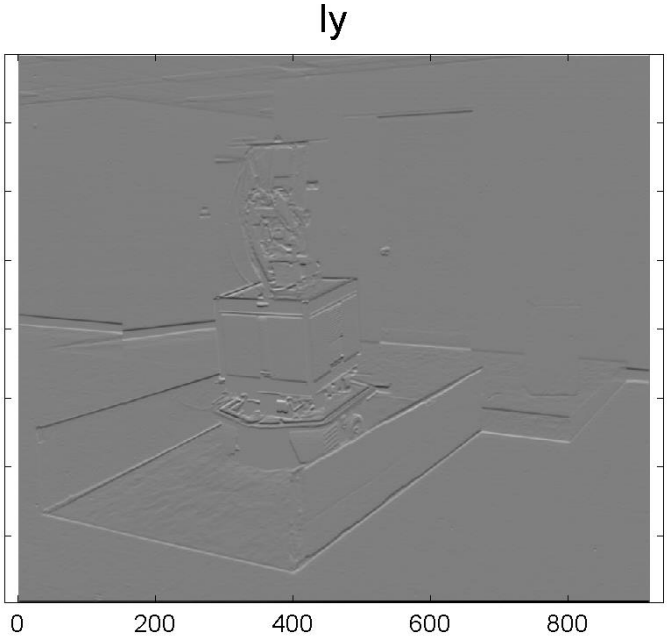
$$R = Det(H) - k(Trace(H))^2$$

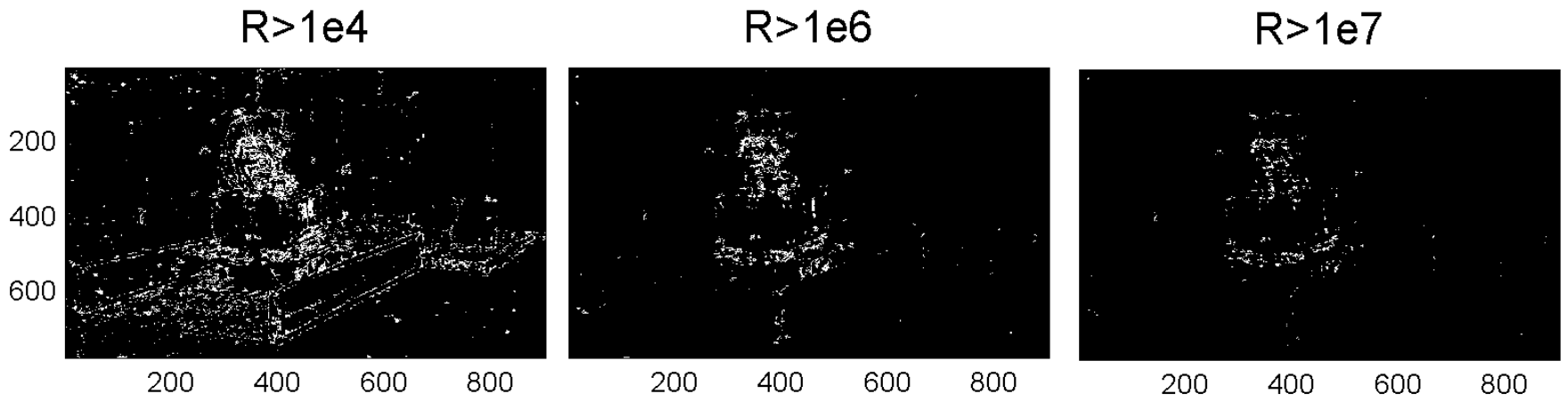
critère relié aux valeurs propres (rapide à calculer)

6. Threshold on value of R. Compute nonmax suppression.

Résultats Harris

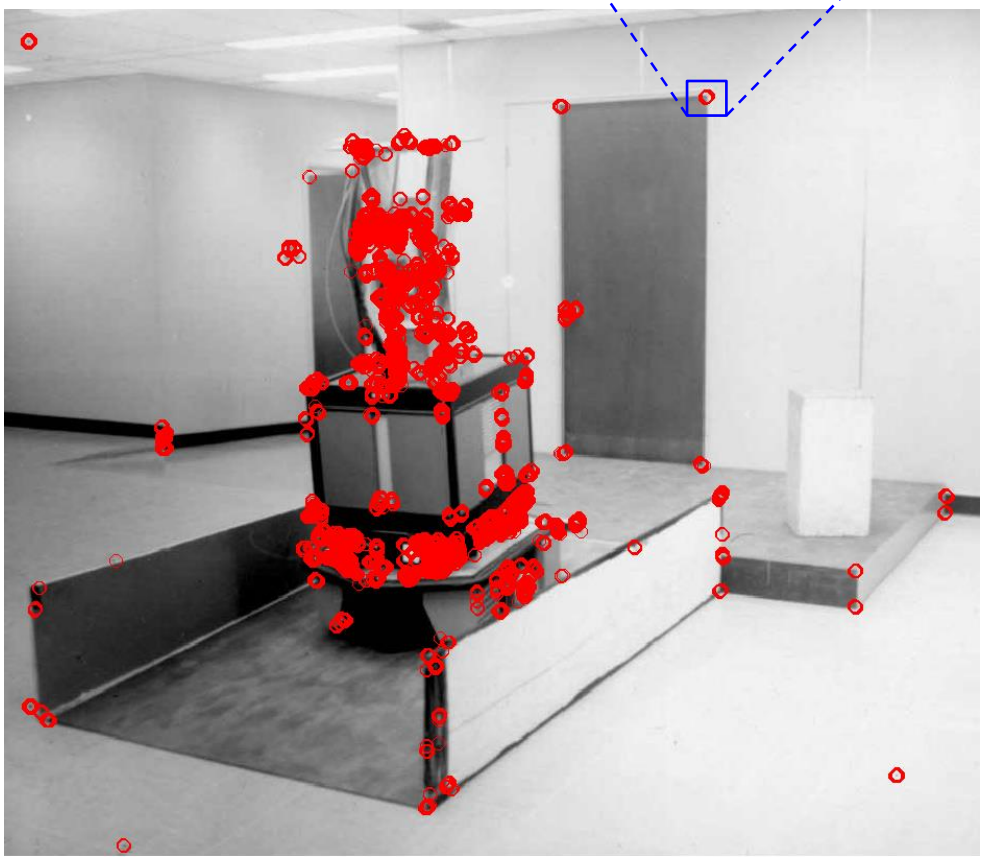






Résultats Harris (sans nonmax suppr.)

La suppression des non-maxima locaux retirerait ces doublons pour n'en garder qu'un seul

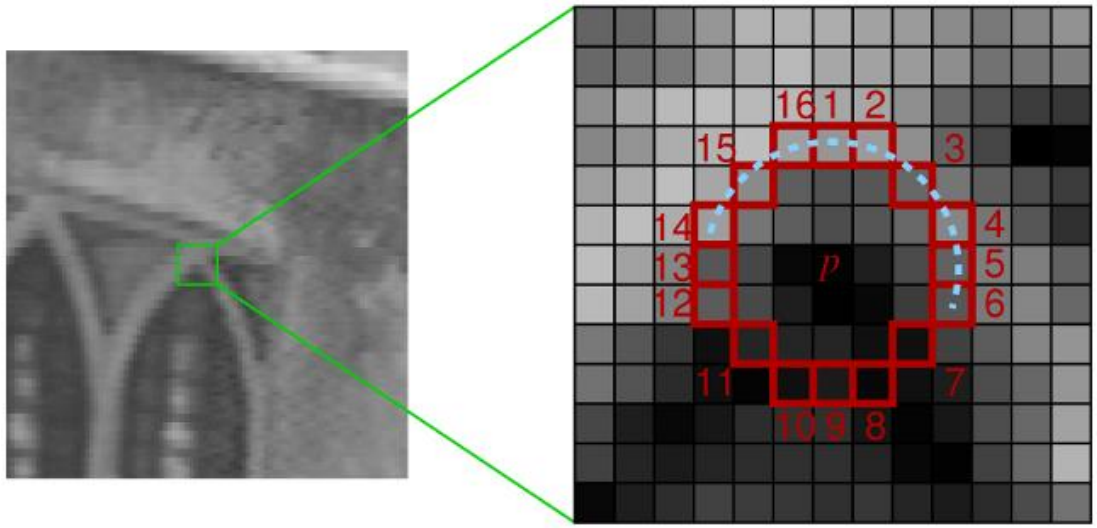


FAST : Features from Accelerated Segment Test

- Autre détecteur de coins
- Cherche un **arc continu** de N ou + pixels
  – un peu plus intense que le point central p : $I(x)>(I(p)+t)$
  ou
  – un peu moins intense que le point central p : $I(x)<(I(p)-t)$

point sur l'arc

t: threshold

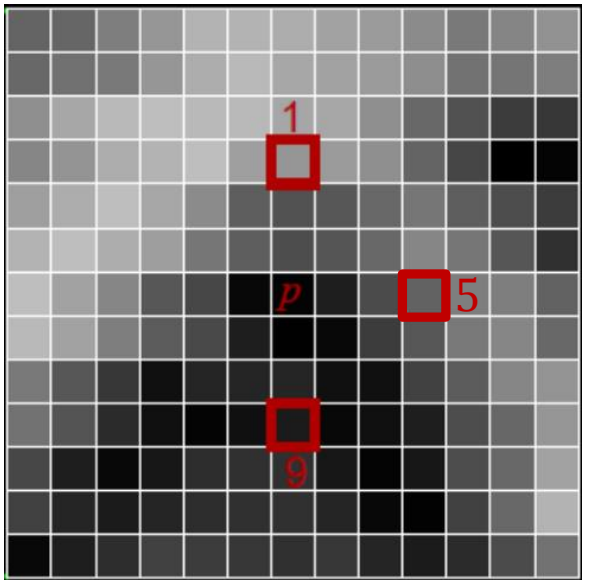


© Edward Rosten

E. Rosten, T. Drummond, Machine Learning for High-Speed Corner Detection, ECCV 2006.
http://www.edwardrosten.com/work/fast.html

Détecteur FAST

- Pour $N \geq 12$, sur rayon de 3 pixels, rapidité!
  - on test si 1,9 respecte le critère
  - puis 5…
  - puis 13.
- Si on a trois points qui respectent le critère, on test tous les 12 autres points restants
- Suppression des non-maxima locaux du score $V = \max \begin{cases} \sum(\text{pixel values} - p) \text{ if } (\text{value} - p) > t \\ \sum(p - \text{pixel values}) \text{ if } (p - \text{value}) > t \end{cases}$



(somme des différences absolues entre le pixel p et tous les pixels de l'arc continu)

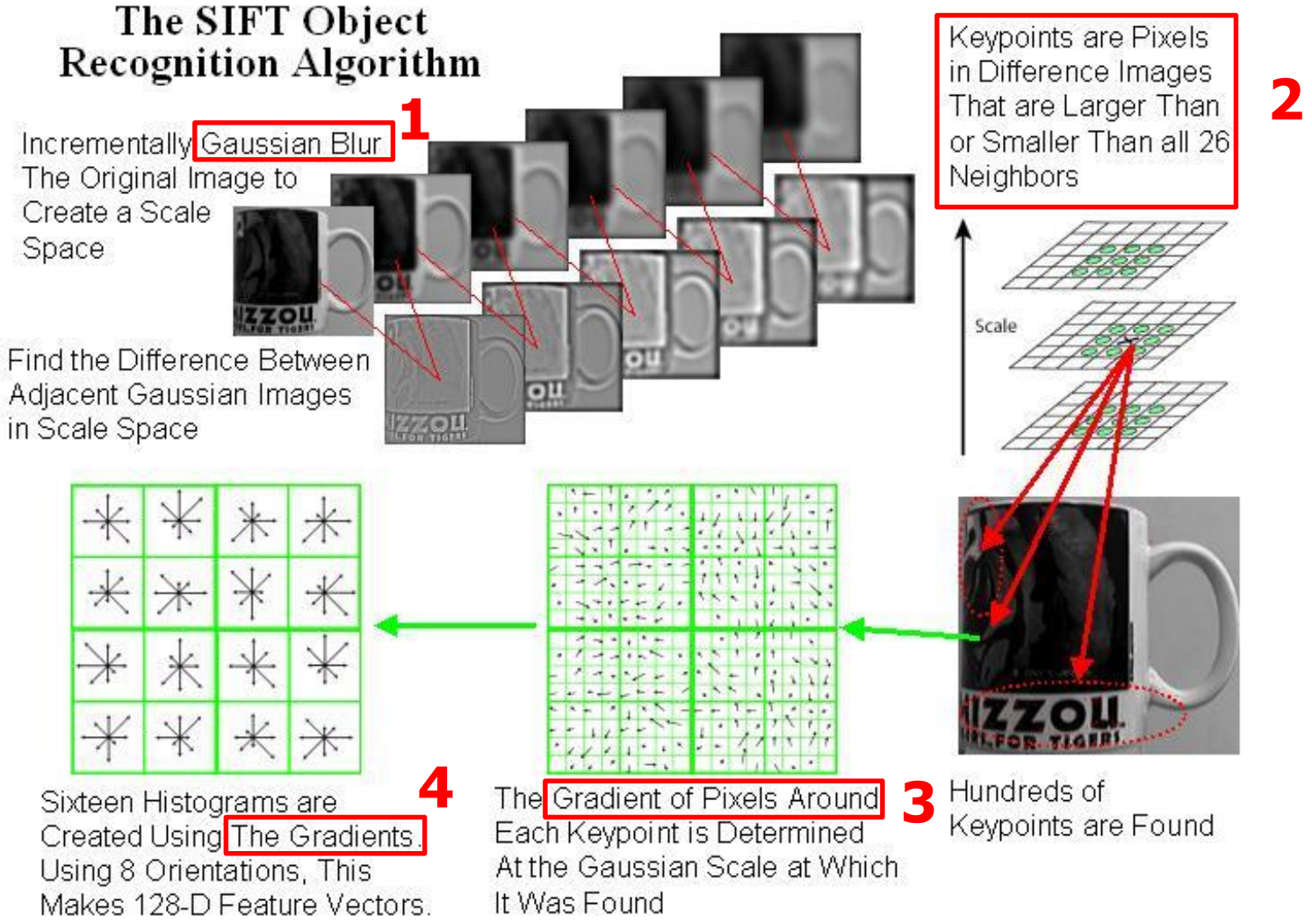
FAST est 20x plus rapide que Harris

Repères naturels (descripteurs)

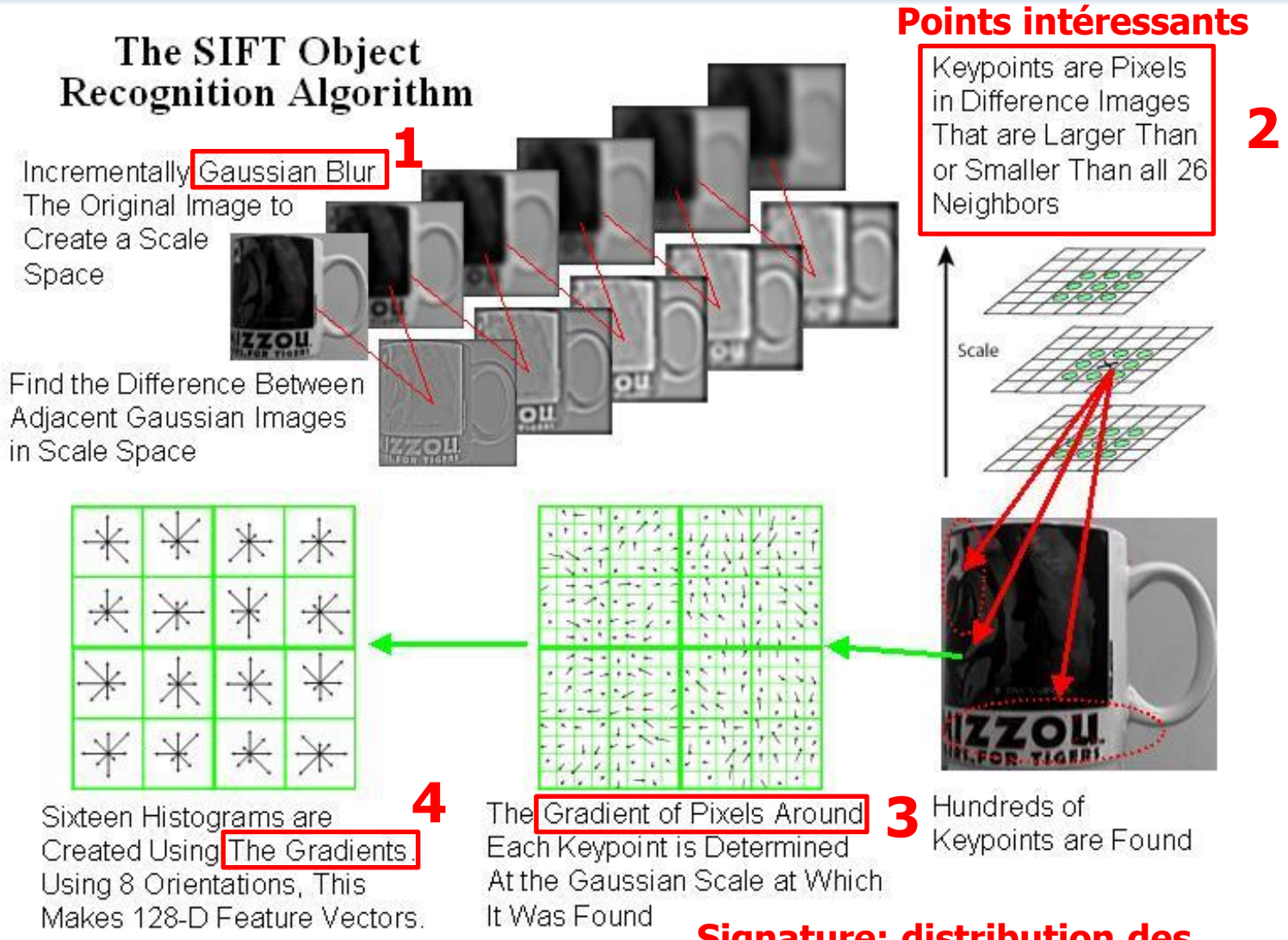
Descripteurs

- Première étape : identifier les keypoints
- Maintenant on veut leur attribuer une signature : descripteur
- Idéalement, descripteurs stables peu importe les changements d'orientation et d'échelle
- Existent plusieurs :
  - SIFT
  - SURF
  - ORB (basé sur BRIEF)

SIFT: Scale Invariant Feature Transform



SIFT: Scale Invariant Feature Transform



Points repères naturels : SIFT

- Correspondance entre points de vue différents

SIFT : Retrouver plus proche voisin

- Distance Euclidienne *d* entre les 128 dimensions

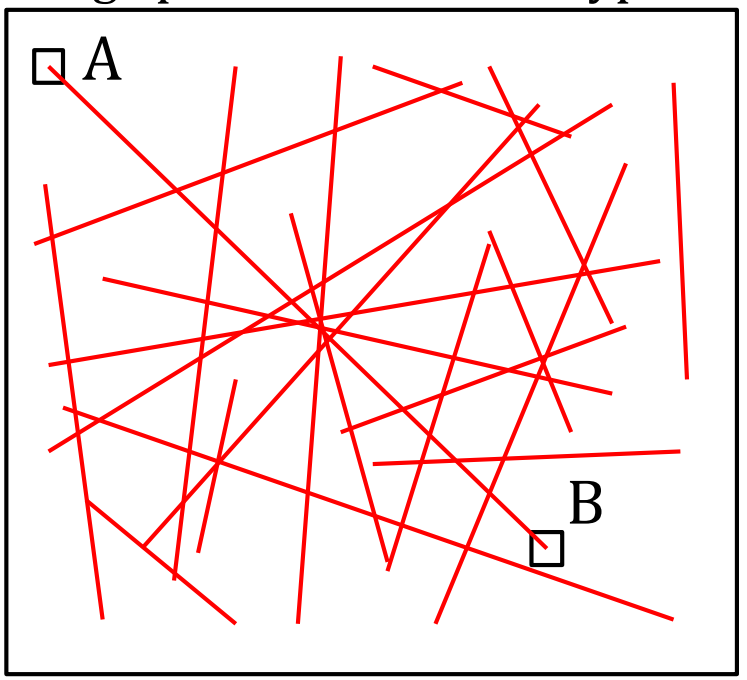
$$d(f^1, f^2) = \left\| f^1 - f^2 \right\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{128} (f_i^1 - f_i^2)^2}$$

- Après avoir extrait dans l'autre image tous les SIFTs, on cherche le plus proche dans l'espace des features à 128 dimensions (approx. avec FLANN)
- Test de vérification pour contrer les matchs ambigus: le ratio entre le ppv et le 2ème ppv doit être inférieur à un seuil (0.6, 0.7 ou 0.8 en pratique)

Descripteur BRIEF (signature)

- **B**inary **R**obust **I**ndependent **E**lementary **F**eatures
- Choisir un patron fixe de paires de points
- 1 si intensité A > B, 0 sinon
- 128, 256 ou 512 paires, au hasard
- Distance entre deux descripteur : Hamming

Image patch centré sur keypoint




```
D1: 1 0 0 0 1 0 1 1
D2: 1 0 1 1 0 0 1 0
```

4

```
D1⊕D2: 0 0 1 1 1 0 0 1
```

(xor)

```
POPCNT: 4
```

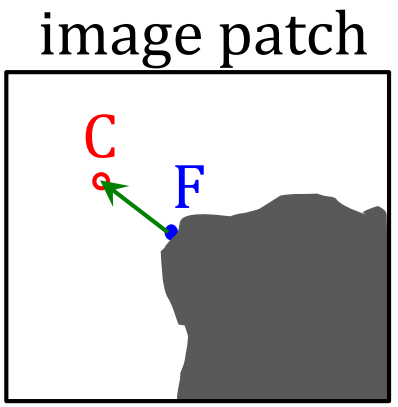
population count

Deux instructions machines SSE (taille registre jusqu'à 512 bits)

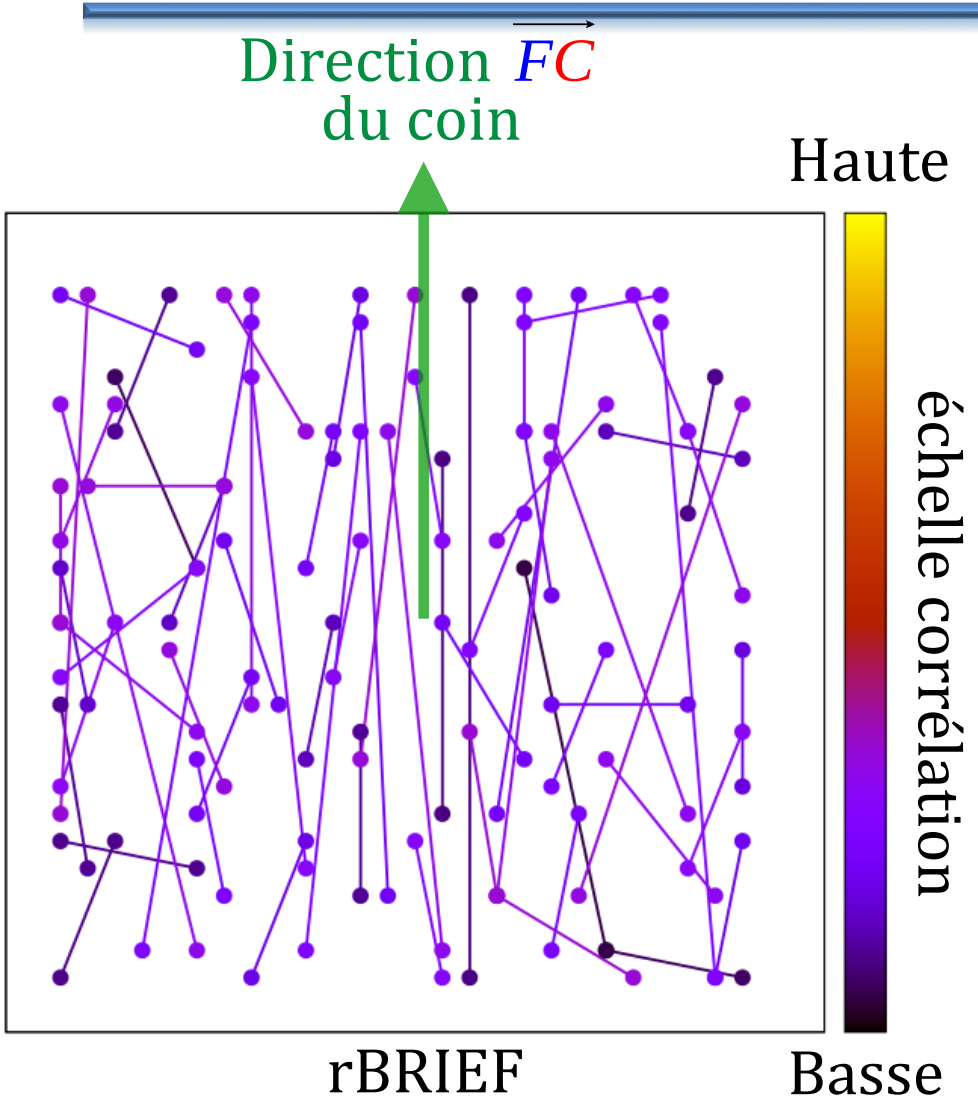
M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, P. Fua. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features, *11th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2010.

ORB feature

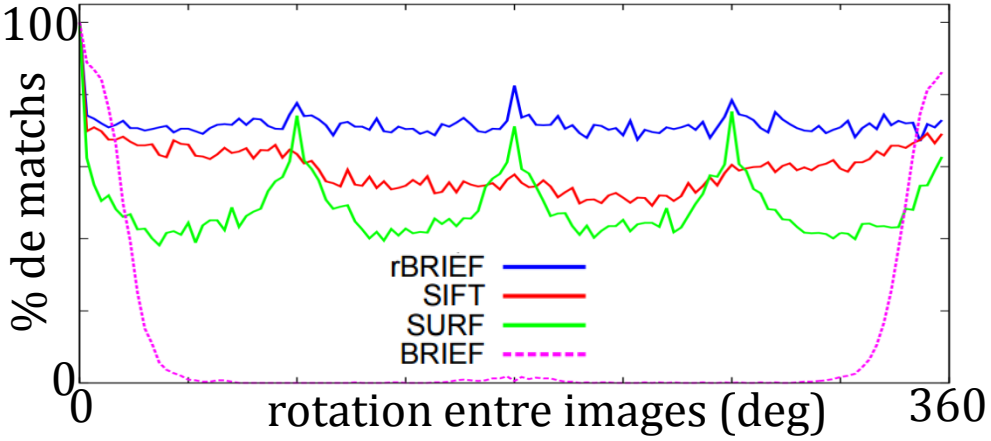
- **O**riented FAST and **R**otated **B**rief
- (1) Besoin de trouver une direction « dominante » d'un coin F : Oriented FAST
  - moment d'une image $m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y)$
  - centre de masse $C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right)$
  - direction du coin : $\overrightarrow{FC}$



ORB : oFAST + rBRIEF



- Apprentissage d'un *rotated BRIEF* dé-corrélé
- Plus robuste que SIFT aux rotations :



ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, Rublee, E. et al, *ICCV* 2011.

ORB: Comparaison temps exécution

The ORB system breaks down into the following times per typical frame of size 640x480. The code was executed in a single thread running on an Intel i7 2.8 GHz processor:

ORB:	Pyramid	oFAST	rBRIEF
Time (ms)	4.43	8.68	2.12

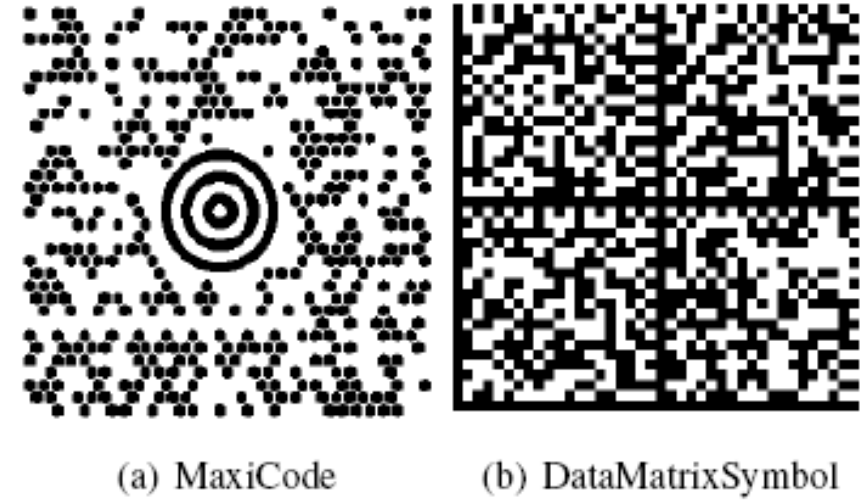
When computing ORB on a set of 2686 images at 5 scales, it was able to detect and compute over 2×10^6 features in 42 seconds. Comparing to SIFT and SURF on the same data, for the same number of features (roughly 1000), and the same number of scales, we get the following times:

Detector	ORB	SURF	SIFT
Time per frame (ms)	**15.3**	217.3	5228.7

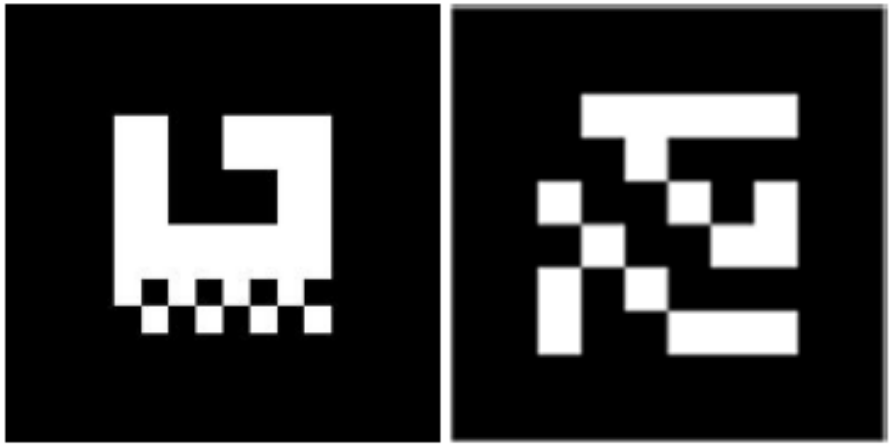
These times were averaged over 24 640x480 images from the Pascal dataset [9]. ORB is an order of magnitude faster than SURF, and over two orders faster than SIFT.

Points repères artificiels : *Fiducial Marker*

- Repères artificiels
- Grands contrastes :
  - bords
  - coins
- Facile à détecter
- Peut contenir données



(a) MaxiCode (b) DataMatrixSymbol

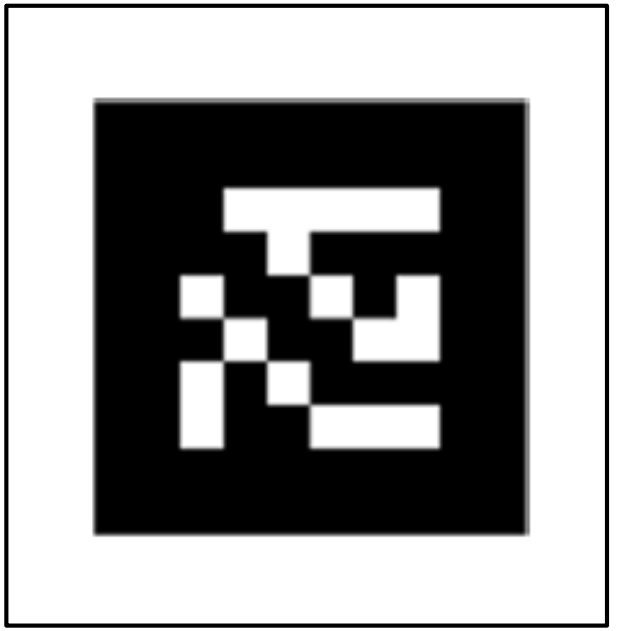


(c) ARToolkit (d) ARTag

ArTag: *Fiducial Marker*

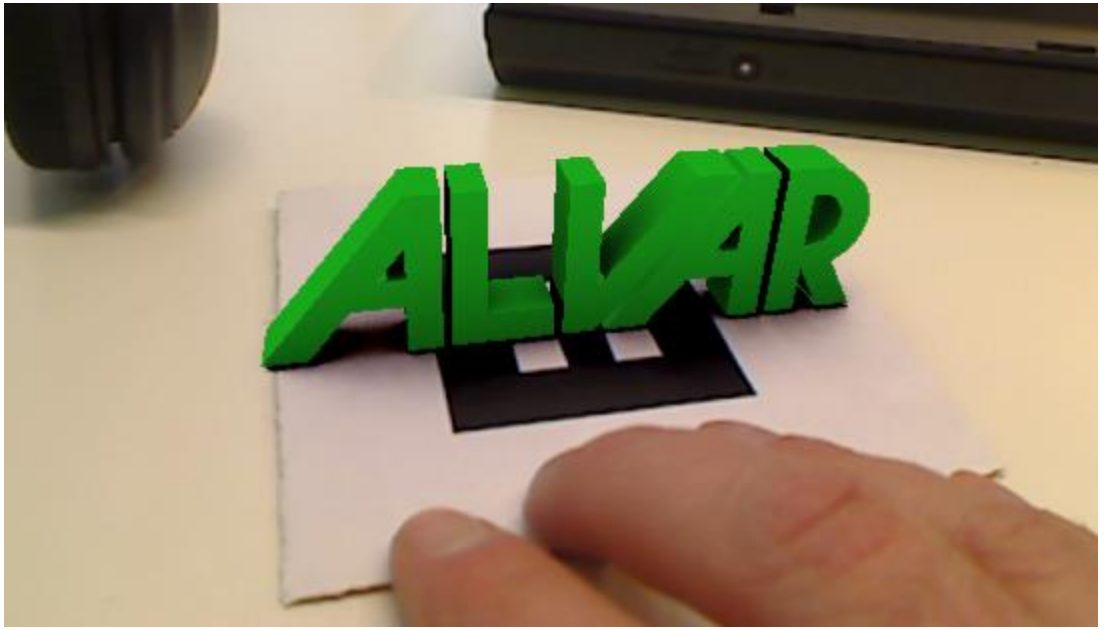
- Développé par M. Fiala
- Contient code numérique + redondance
- Retrouve position + orientation

N'oubliez-pas la bordure blanche!



ALVAR (similaire à ArTag)

- Version GNU
- Fonctionne sur Windows ou Linux
- Dépend juste d'OpenCV
- `http://virtual.vtt.fi/virtual/proj2/multimedia/alvar/index.html`

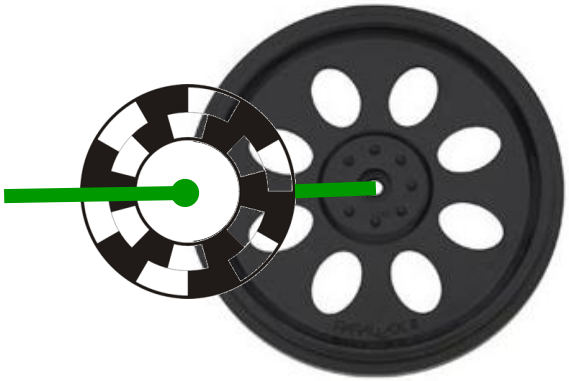


Odométrie visuelle

Odométrie visuelle : pourquoi?

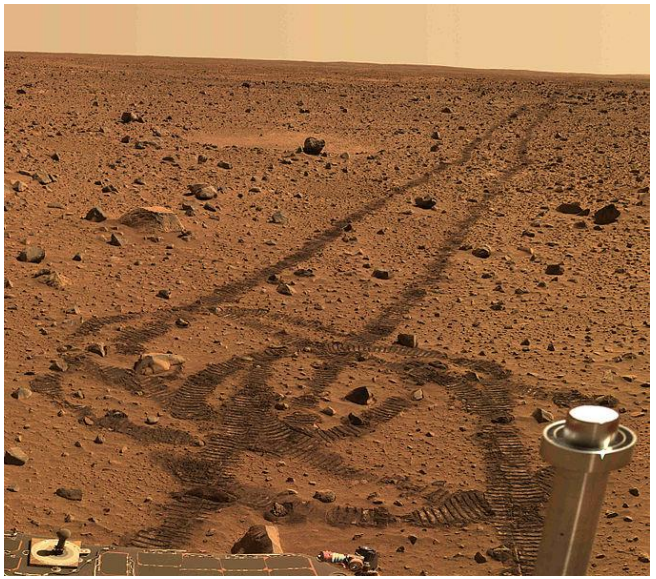
- Odométrie : estime les déplacements du robot en fonction mouvement des actionneurs

Mesurer la rotation des roues



- Difficile si :
  - robot à pattes
  - sol très accidenté
  - sol glissant (sable)

NASA Mars Rover



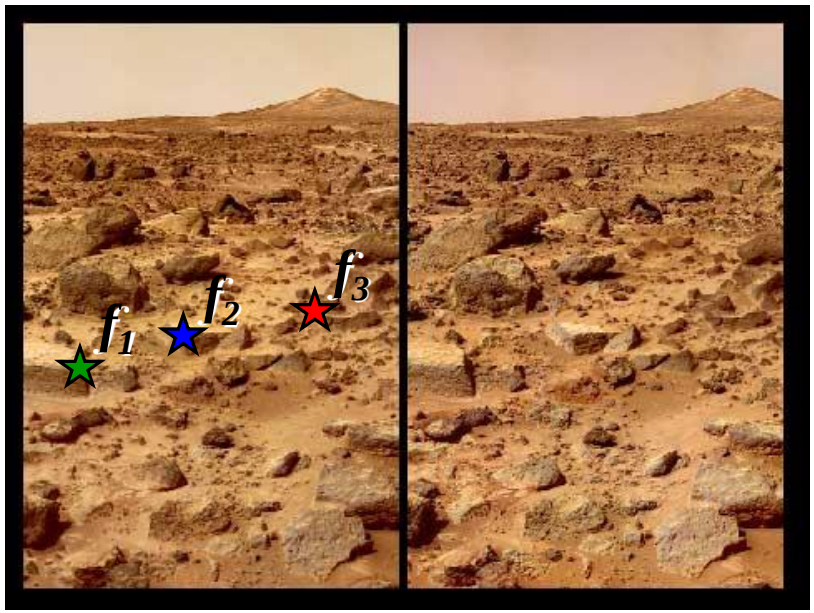
Odométrie visuelle (*visual odometry: VO*)

- Utiliser les caméras pour mesurer les déplacements relatifs du robot entre les images
  - n'estime pas la position absolue
- Peut utiliser différentes configurations de caméras
  - 1 seule
  - paire stéréo 

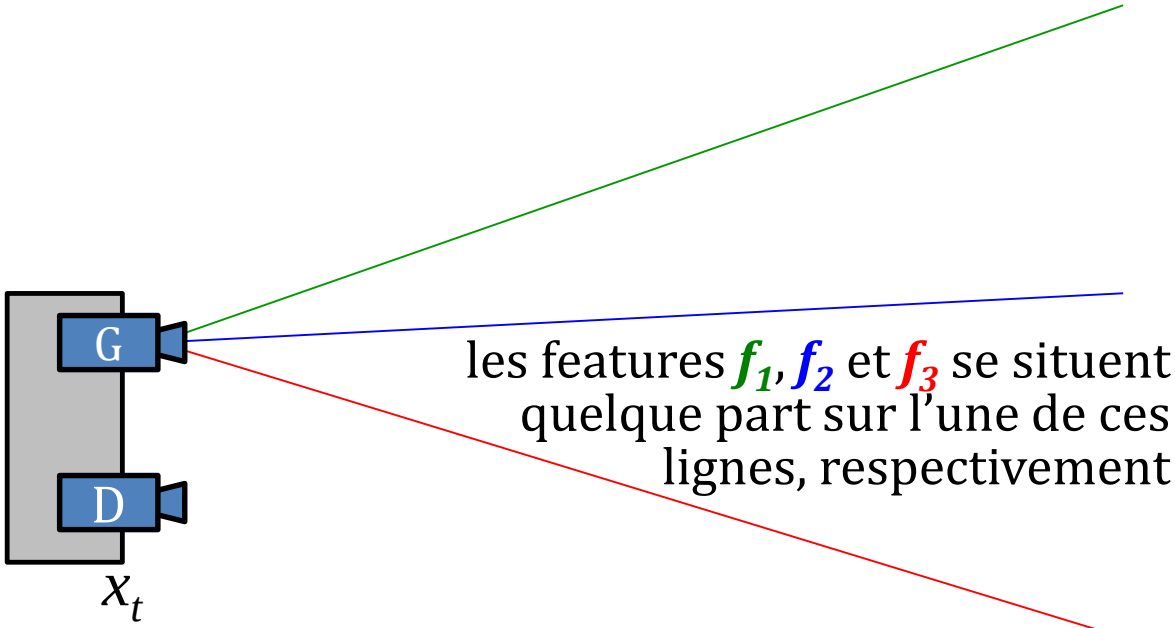
  - caméra omnidirectionnelle

Exemple VO avec stéréo

- Identifier des « *features* » f_i dans les images I_G, I_D



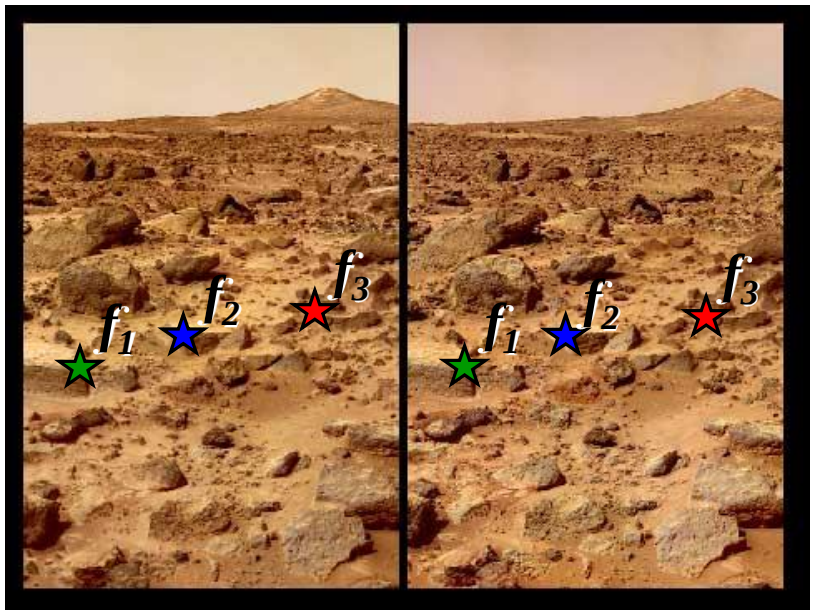
I_G I_D



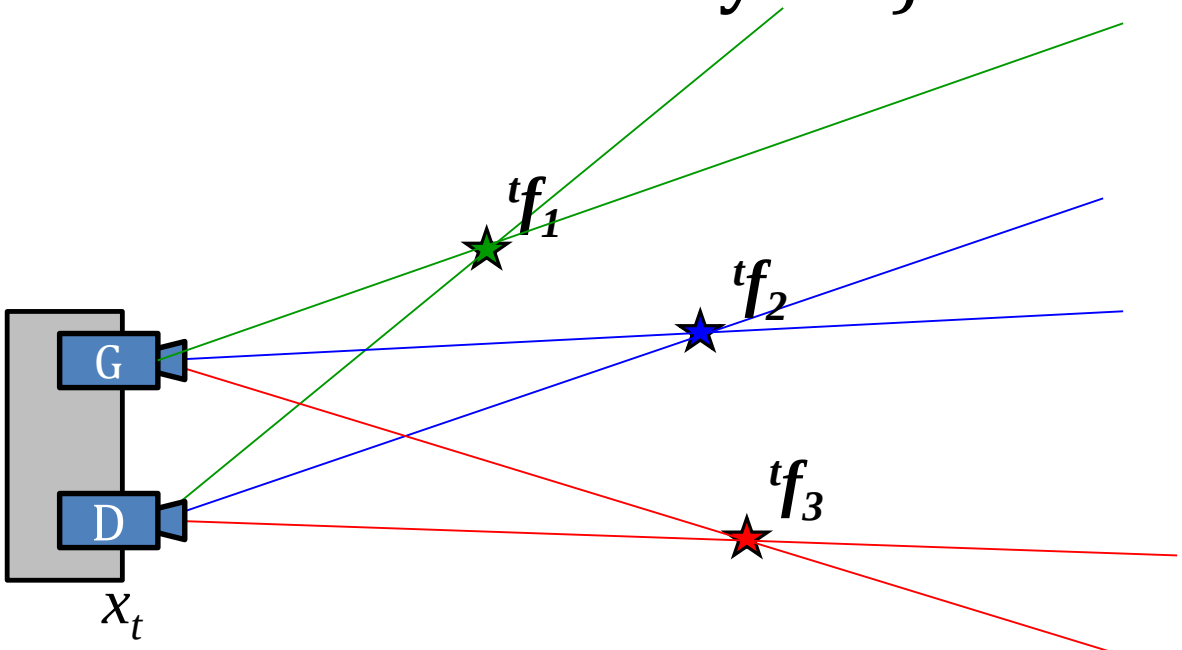
(note : ici je simplifie le problème à 2 D, vue de haut)

Exemple VO avec stéréo

- Identifier des « *features* » f_i dans les images I_G, I_D
- Trouve les positions des f_i dans l'environnement **avec la stéréo** (ici, l'intersection des rayons)



I_G I_D

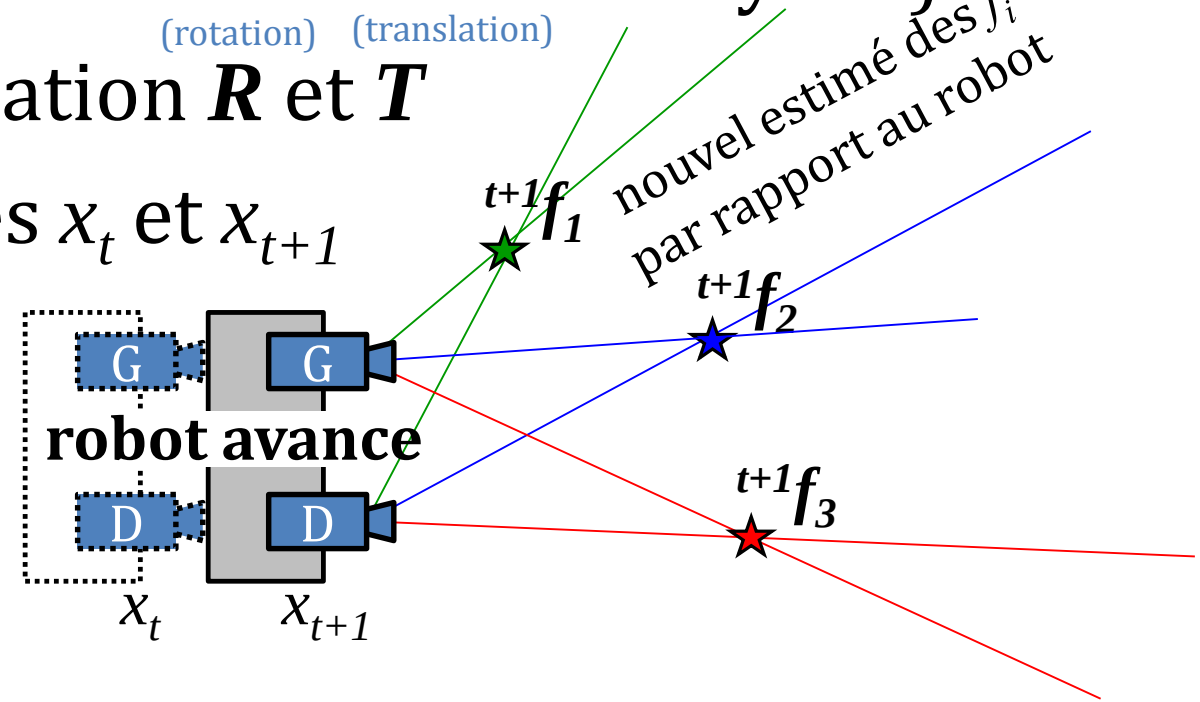


(note : ici je simplifie le problème à 2 D, vue de haut)

Exemple VO avec stéréo

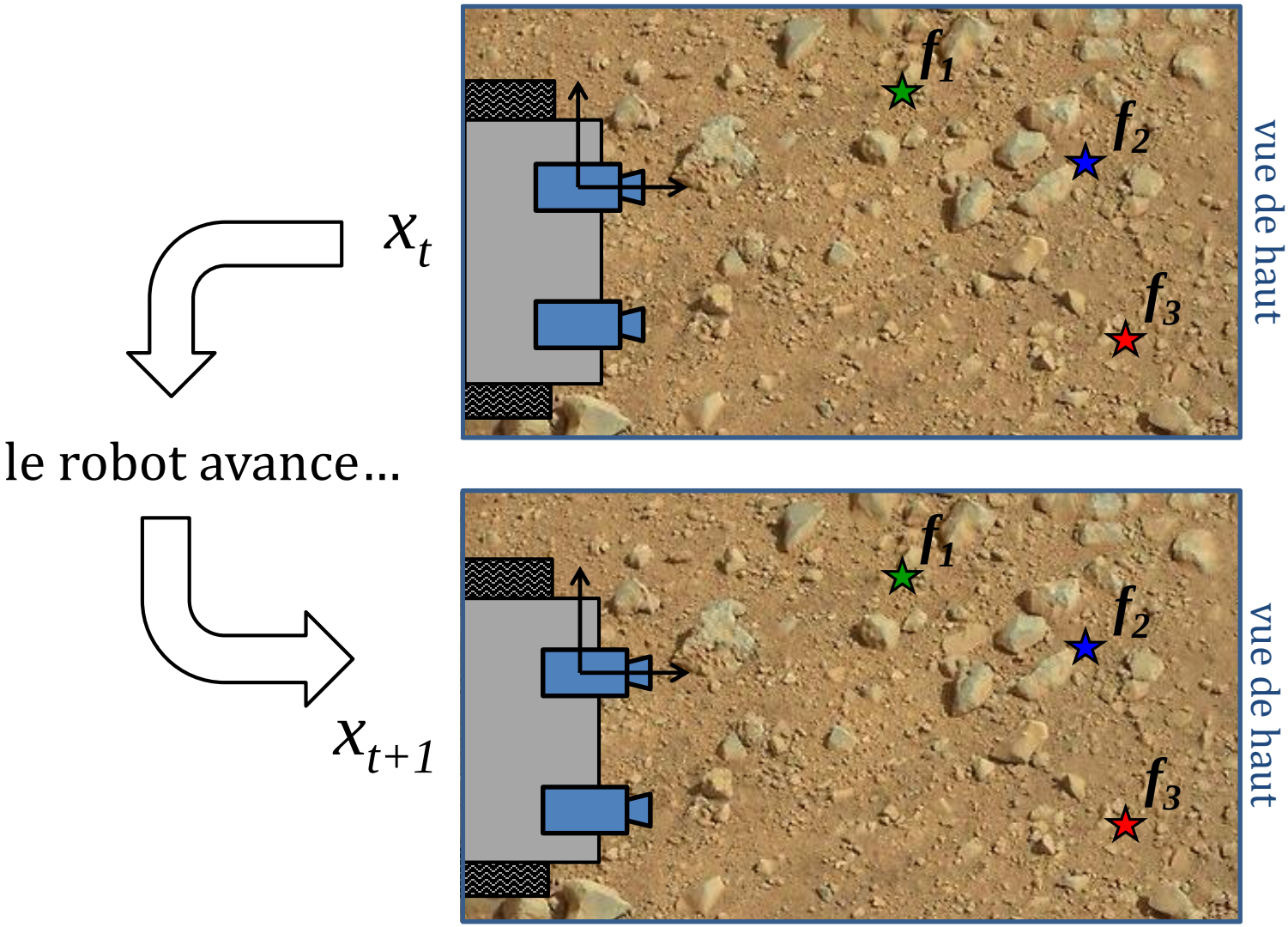
- Identifier des « *features* » f_i dans les images I_G, I_D
- Trouve les positions des f_i dans l'environnement **avec la stéréo** (ici, l'intersection des rayons)
- Cherche transformation $\boldsymbol{R}$ et $\boldsymbol{T}$

  entre les deux poses x_t et x_{t+1}

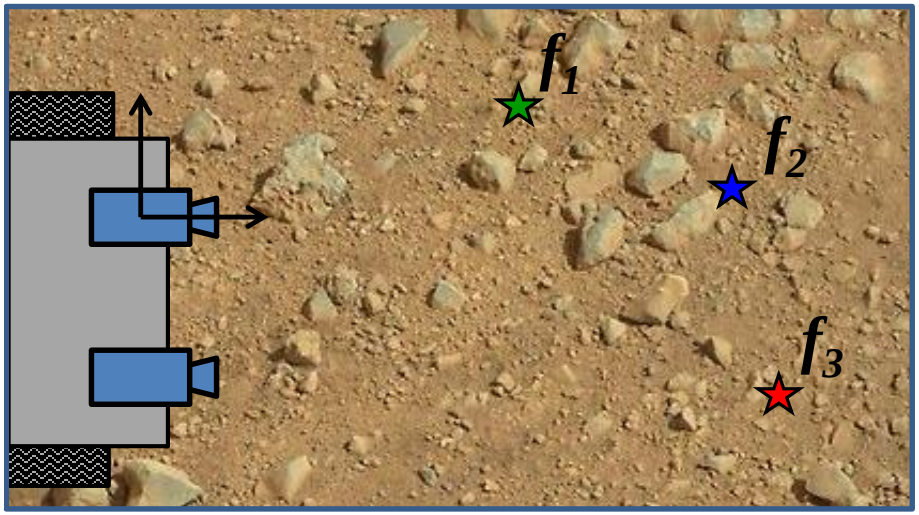


(note : ici je simplifie le problème à 2 D, vue de haut)

Transformation

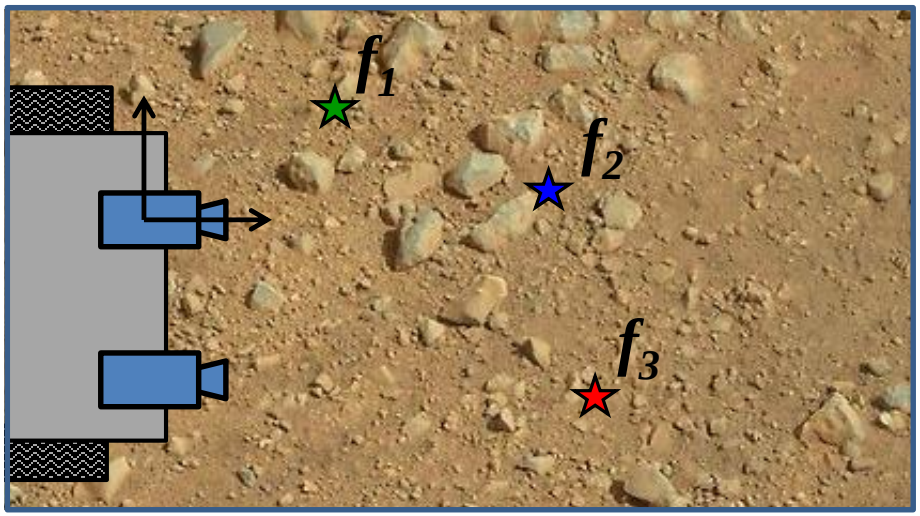


Transformation



x_t

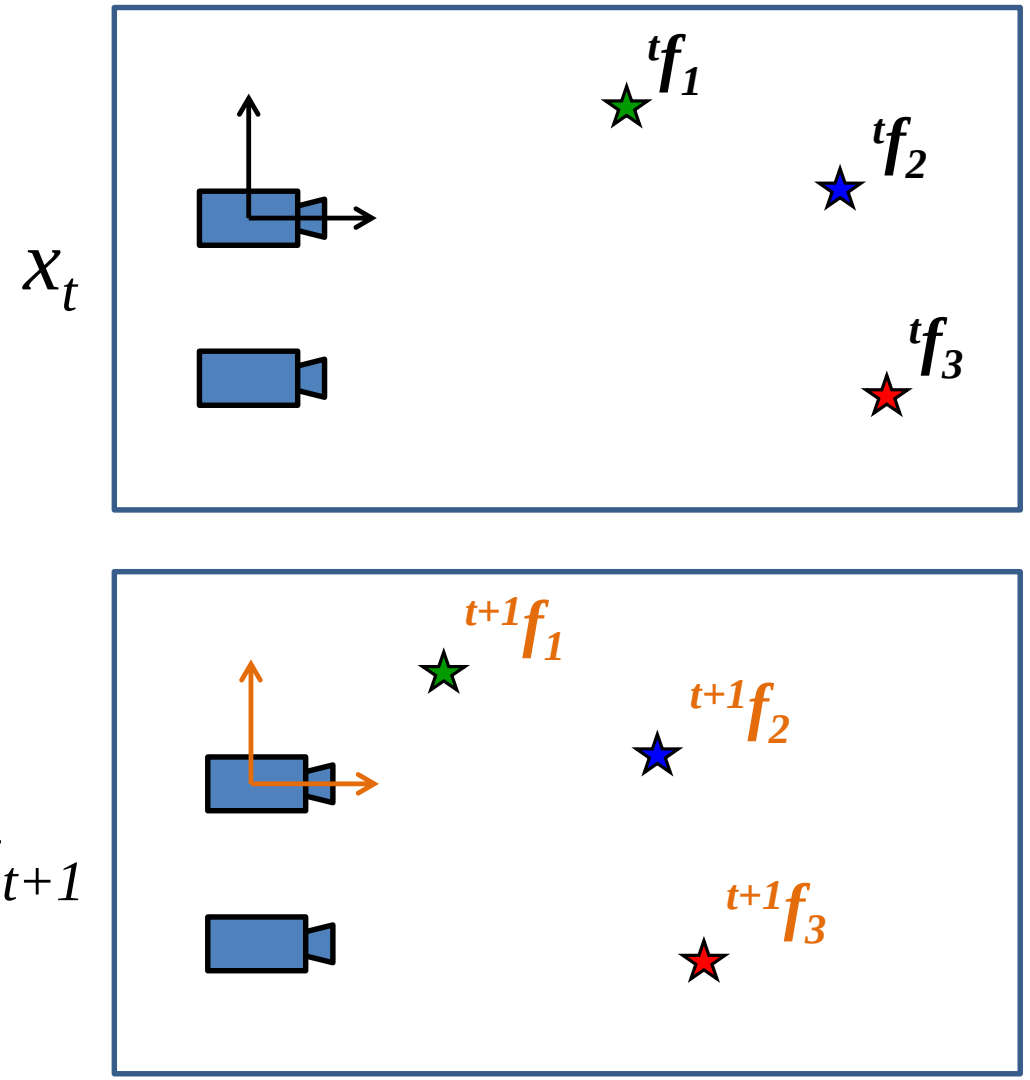
le robot avance…



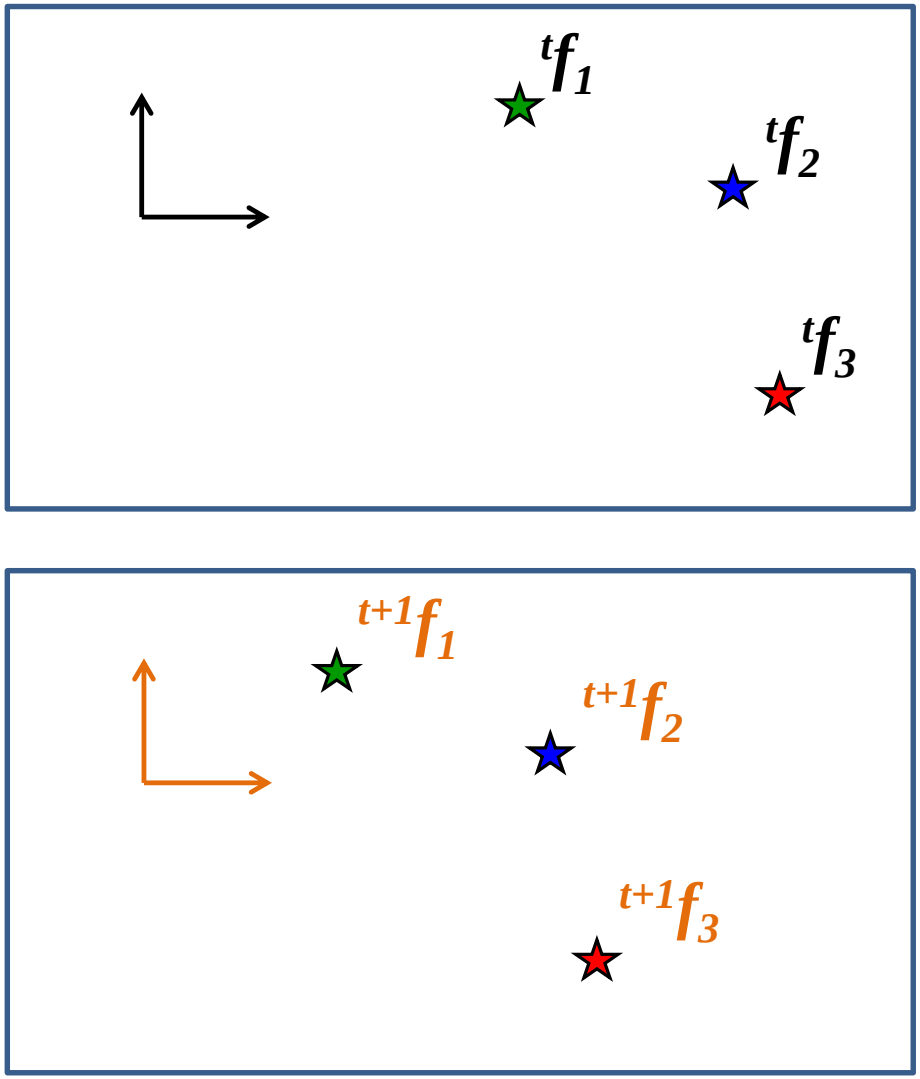
x_{t+1}

ici les *features* f_i sont plus proches car le robot a avancé

Transformation

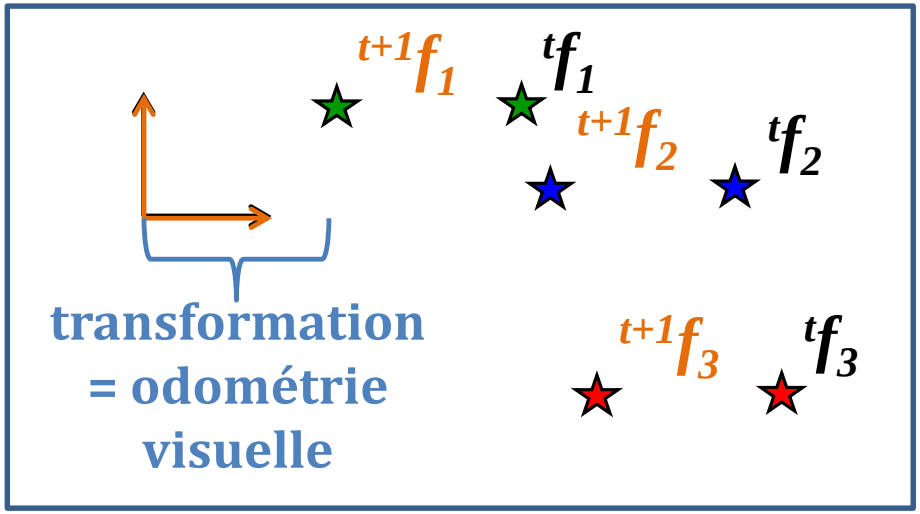


Transformation



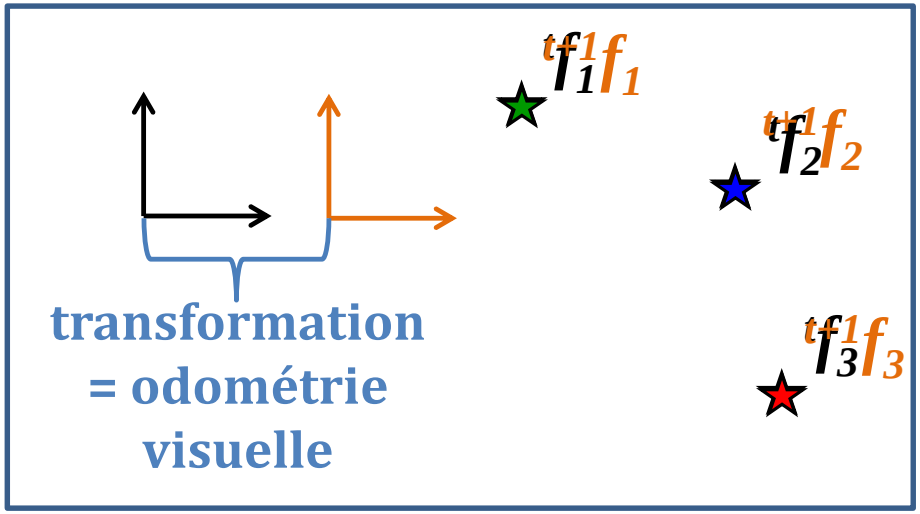
Transformation

Trouver $\boldsymbol{R}$ et $\boldsymbol{T}$ pour faire matcher les ${}^{t+1}\boldsymbol{f}_i$ avec les ${}^{t}\boldsymbol{f}_i$



Transformation

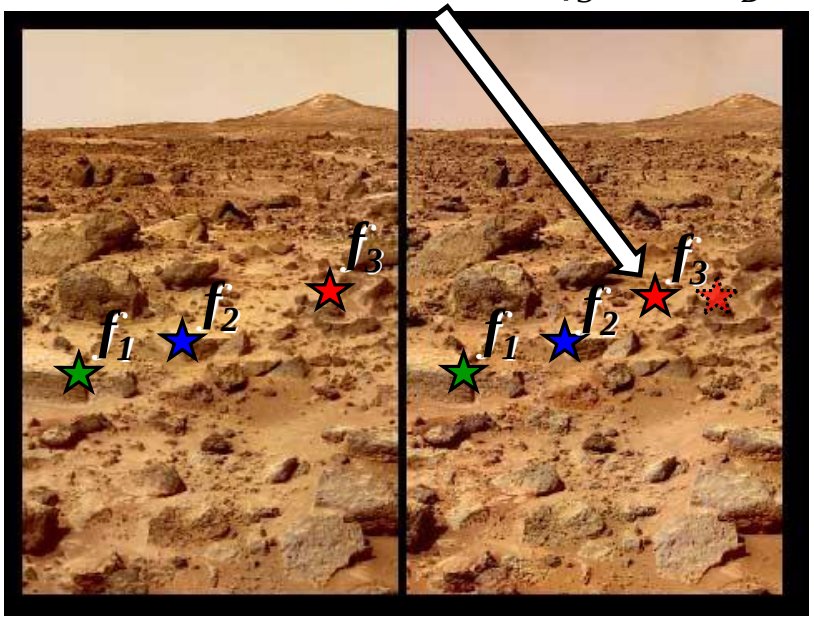
Trouver $\boldsymbol{R}$ et $\boldsymbol{T}$ pour faire matcher les ${}^{t+1}\boldsymbol{f}_i$ avec les ${}^{t}\boldsymbol{f}_i$



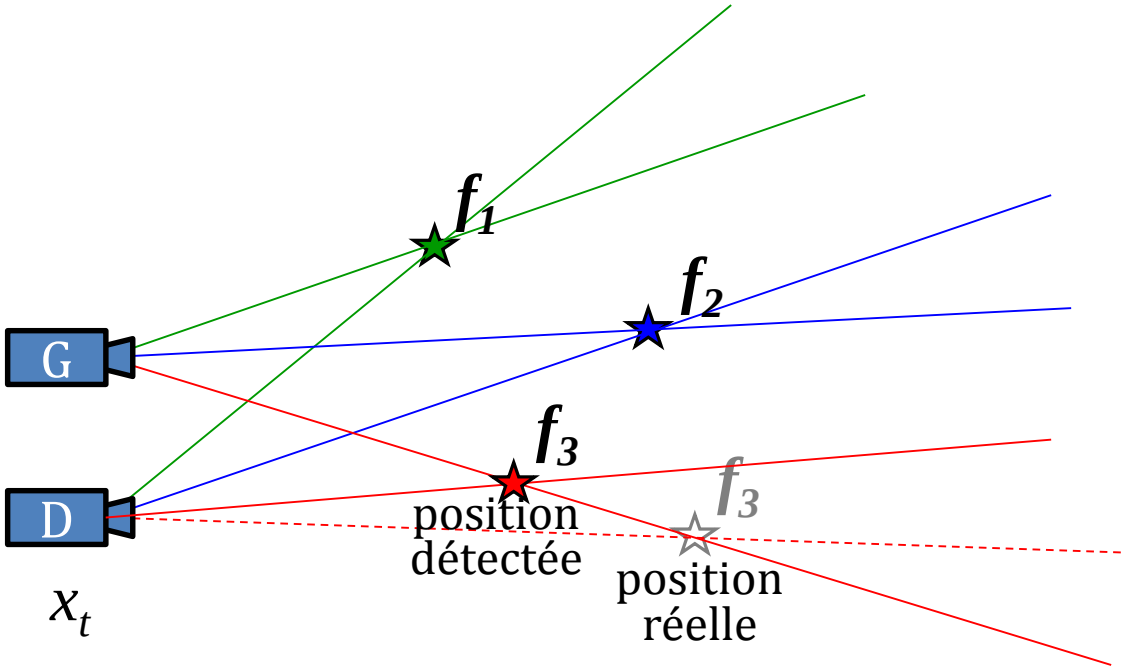
Cas Réel

- Dans la réalité, il va y avoir des incertitudes
  - mesure des angles (petite variation approx. normale)
  - erreur dans la classification des *features* f_i : données aberrantes (outliers)

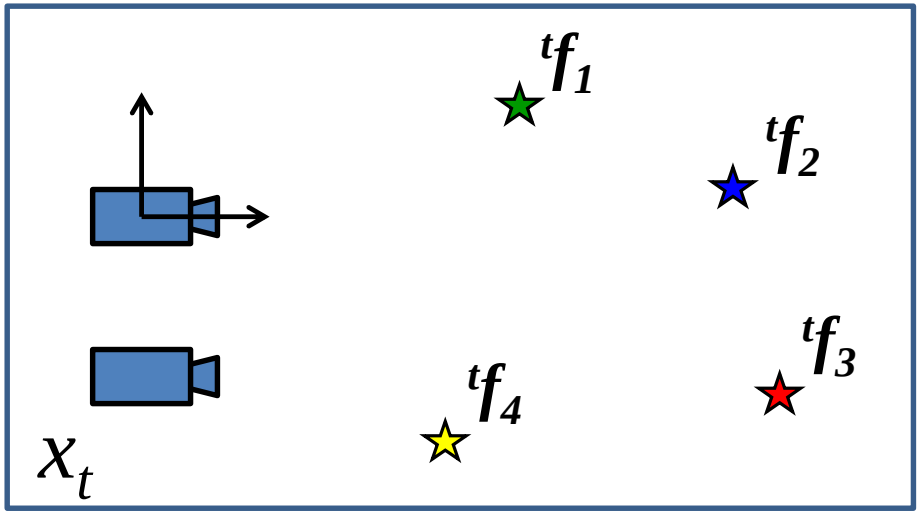
mauvaise détection de f_3 *dans* I_D

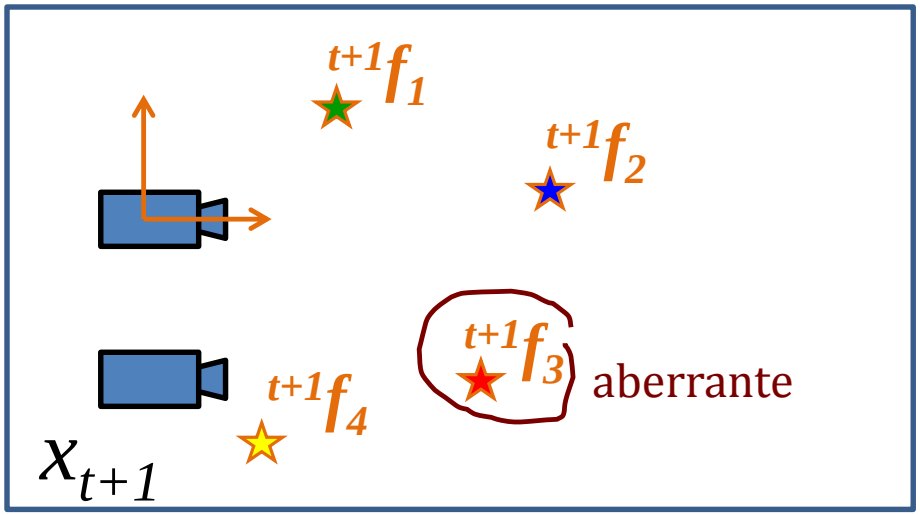


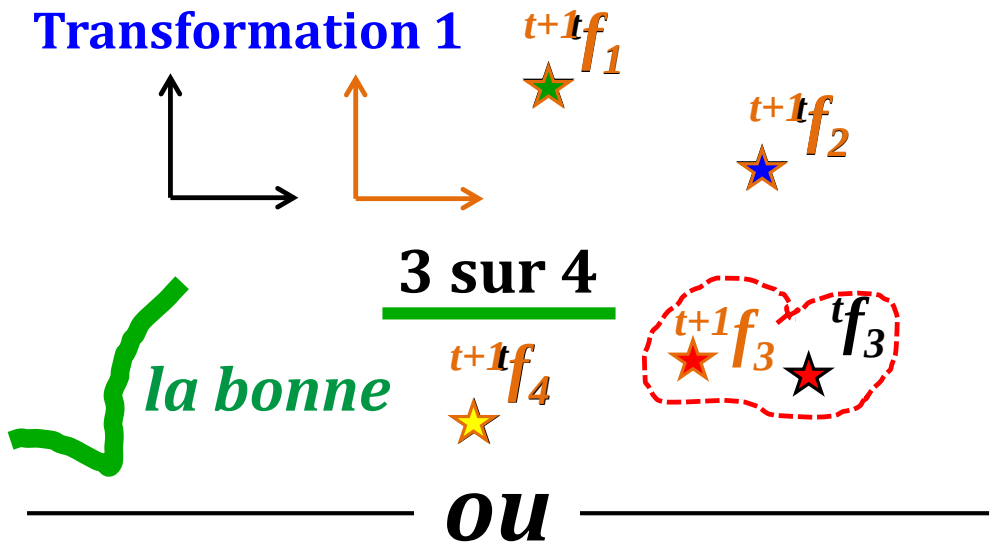
I_G I_D

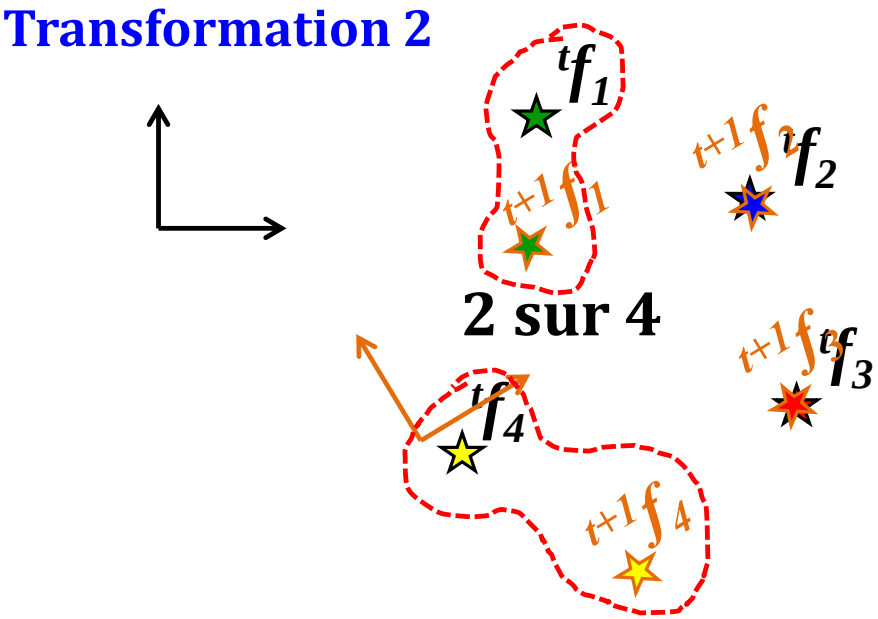


Cas avec 1/4 donnée aberrante









RANSAC : RANdom SAmple Consensus

- Proposé par Fischler et Bolles en 1981
- Méta-algorithme probabiliste 

Algorithm 1 RANSAC

1: Select randomly the minimum number of points required to determine the model parameters N_{min}
2: Solve for the parameters of the model.
3: Determine how many points from the set of all points fit with a predefined tolerance ε_{Tol}.
4: If the fraction of the number of inliers over the total number points in the set exceeds a predefined threshold τ, re-estimate the model parameters using all the identified inliers and terminate.
5: Otherwise, repeat steps 1 through 4 (maximum of N times).

$$N \approx \frac{1}{w^{N_{\min}}}$$

w = prob. inlier

note: on peut aussi faire toutes les *N* itérations, et garder le modèle avec le plus grand nombre d'*inliers*

Tester toutes les combinaisons possibles : k parmi $n = \binom{n = \#\text{éléments}}{k = N_{\min}} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$: trop grand!

M.A. Fischler and R.C. Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981.

Exemple RANSAC

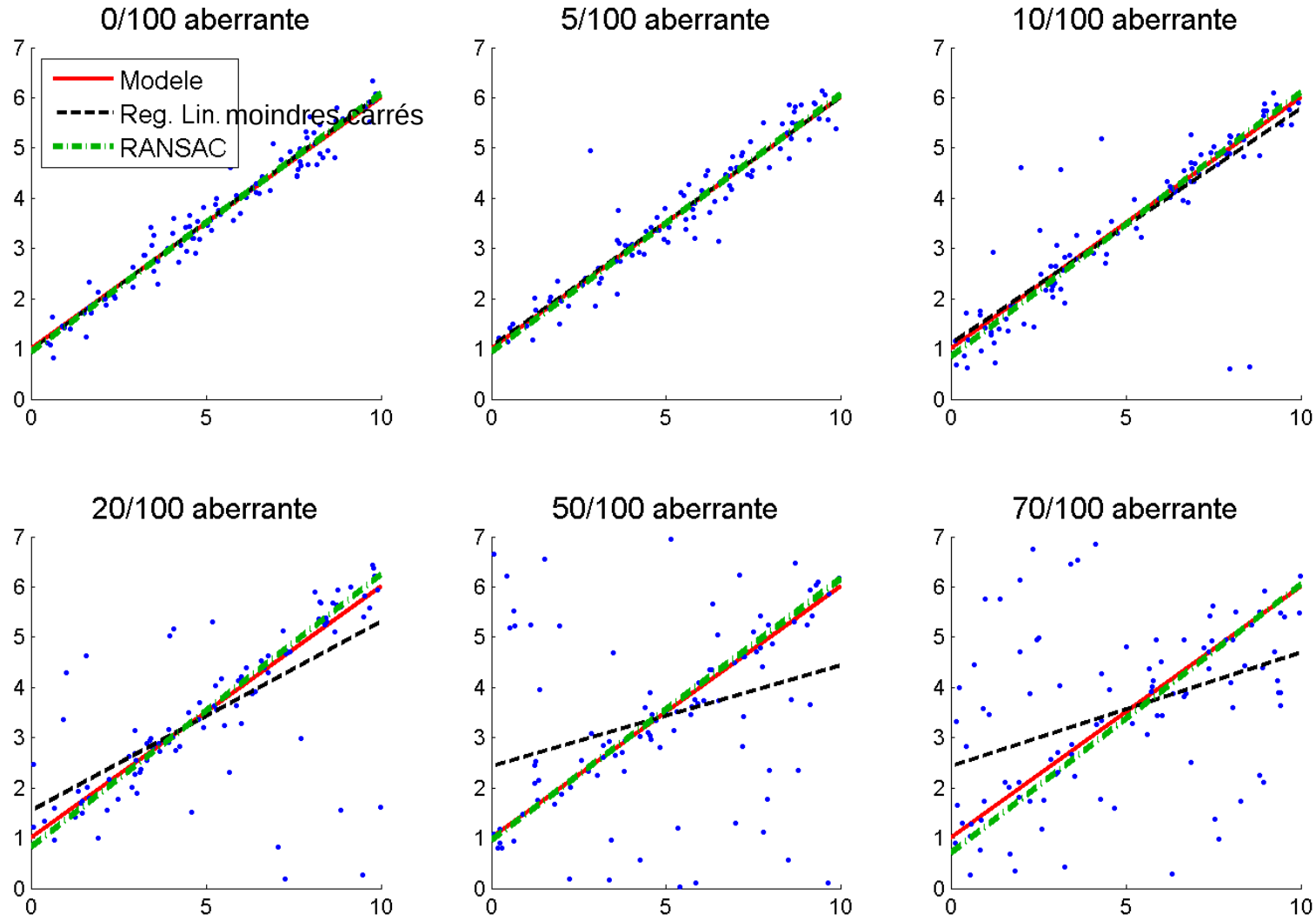
$$y = \mathbf{0.5x + 1} + \varepsilon_b$$

$$\varepsilon_b \sim N(0, 0.3^2)$$

Param. RANSAC

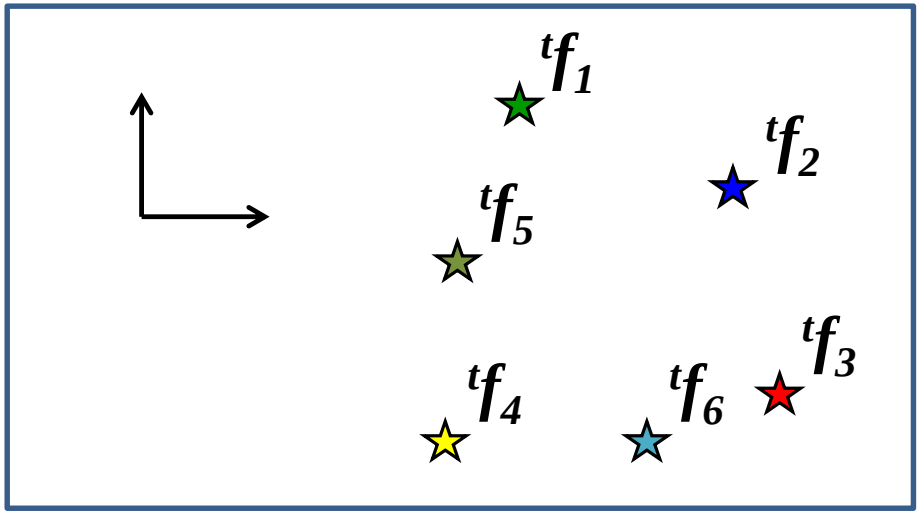
$N_{min} = 2$
#iter N = 300
$\varepsilon_{Tol} = 1.0$
Ratio inliers τ=10%

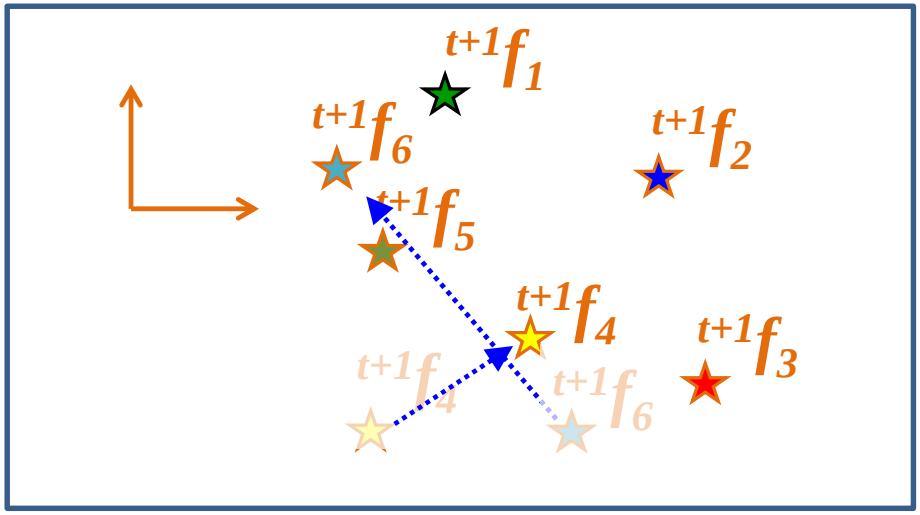
en lien



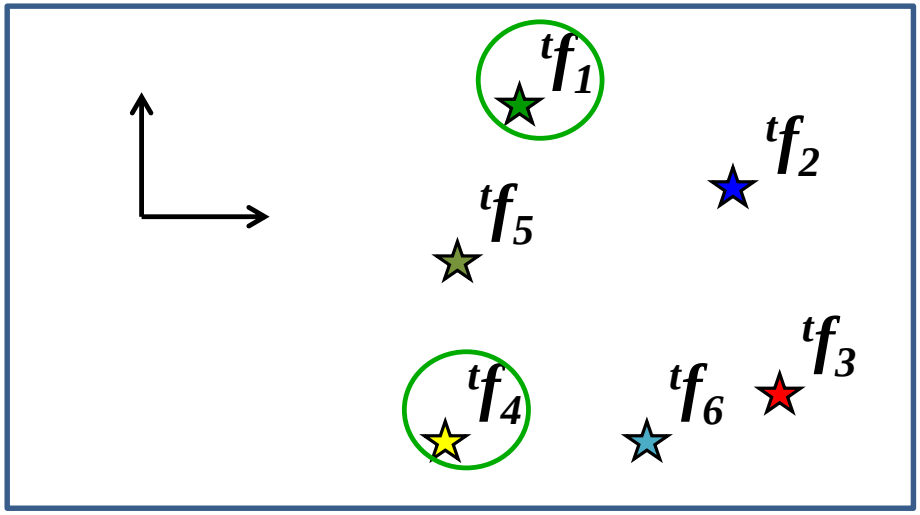
Note : hypothèse sous-jacente des moindres carrés : bruit gaussien.

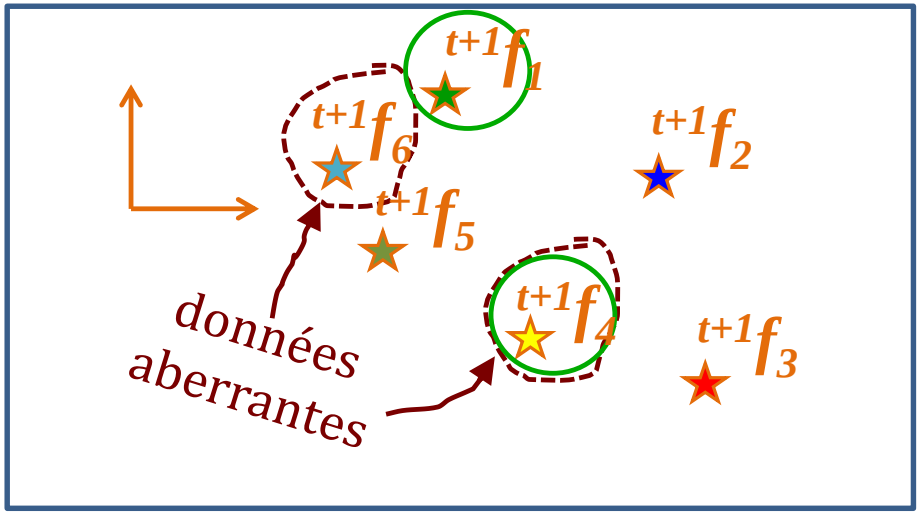
RANSAC pour VO : Essai #1





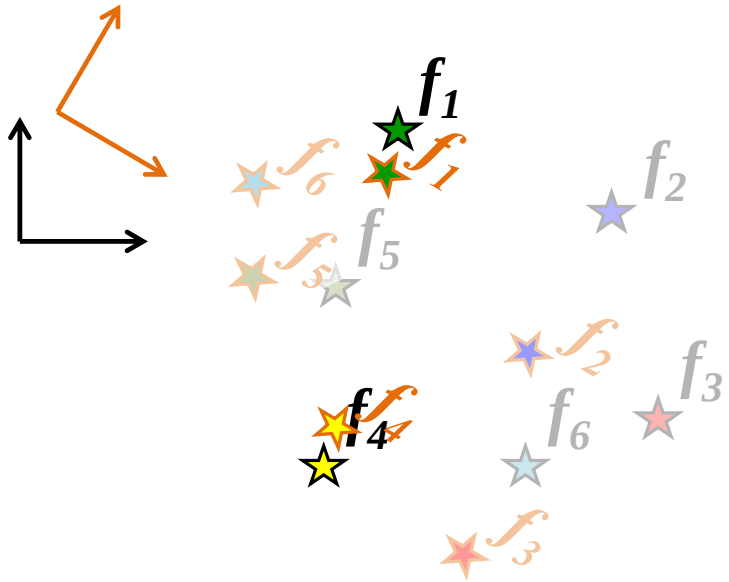
RANSAC pour VO : Essai #1





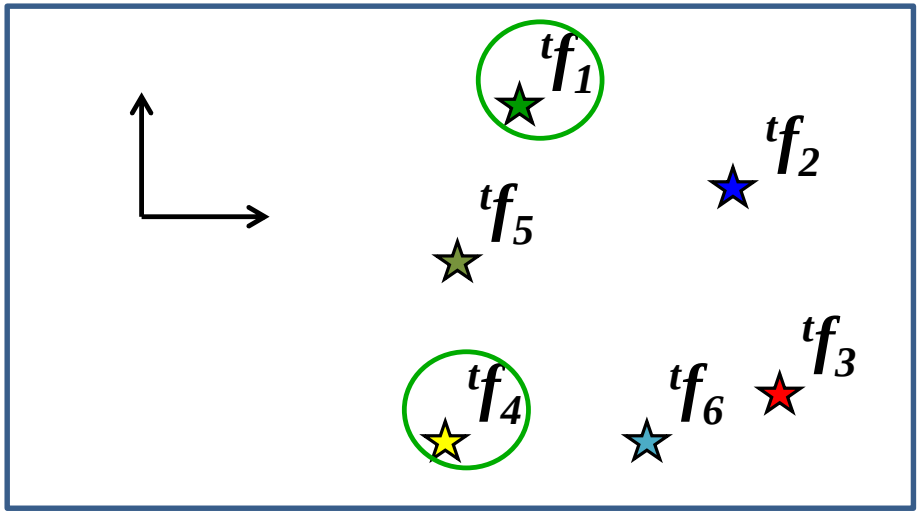
Pige 2* *features* au hasard : f_1 et f_4

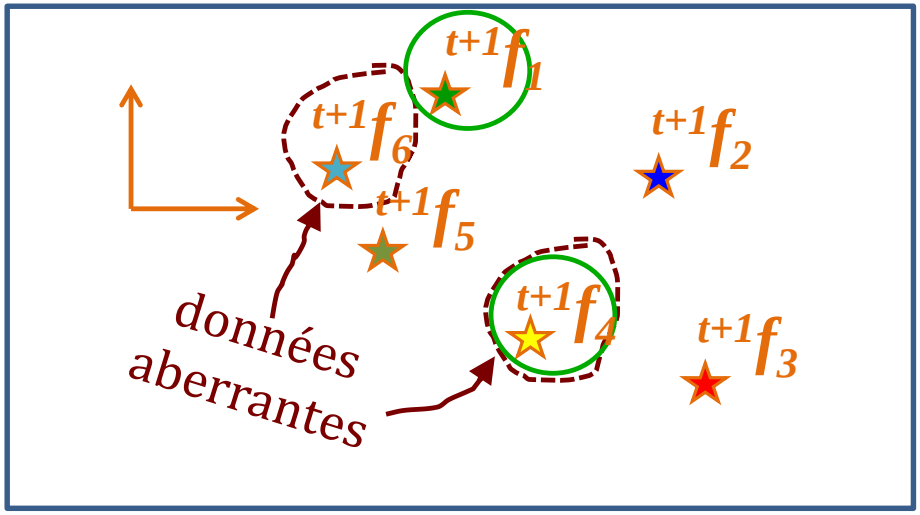
Trouve $\boldsymbol{T}$ et $\boldsymbol{R}$ pour les matcher



* *besoin de seulement 2, car les f_i ne sont pas anonymes*

RANSAC pour VO : Essai #1

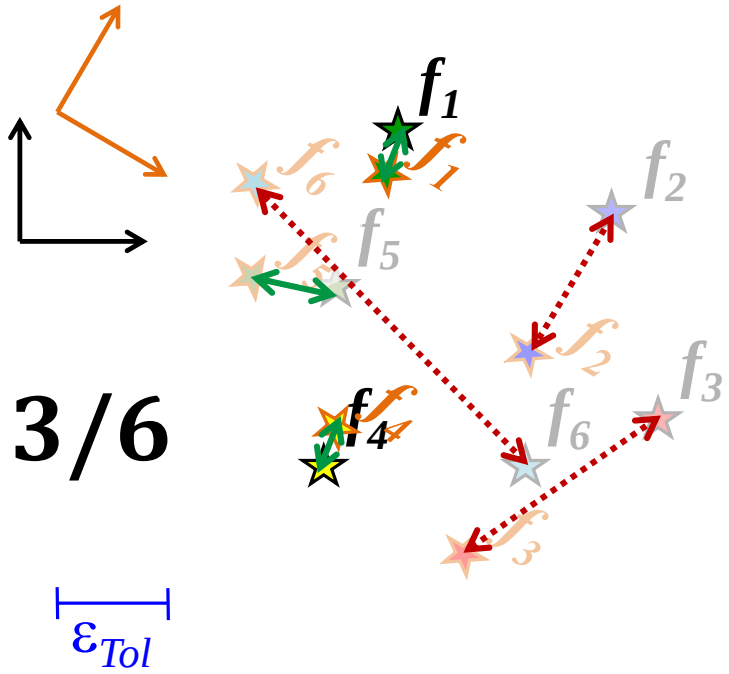




Pige 2* *features* au hasard : f_1 et f_4

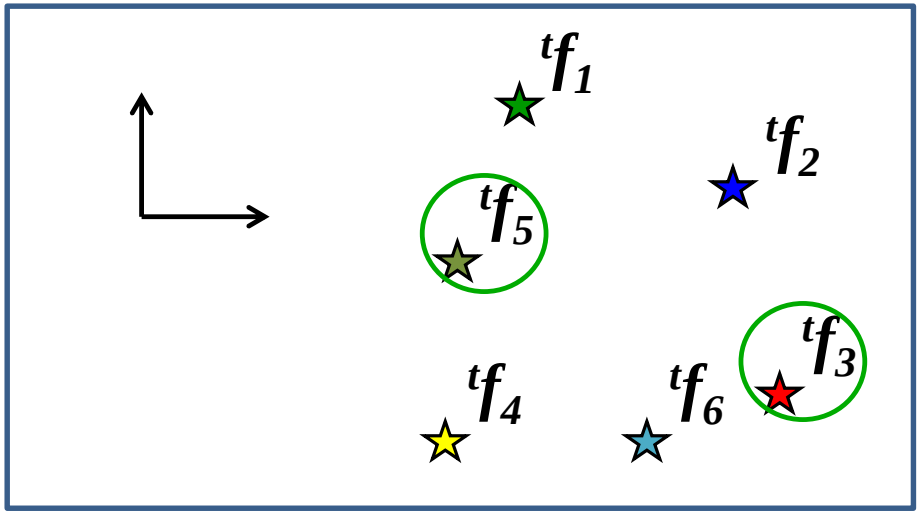
Trouve $\boldsymbol{T}$ et $\boldsymbol{R}$ pour les matcher

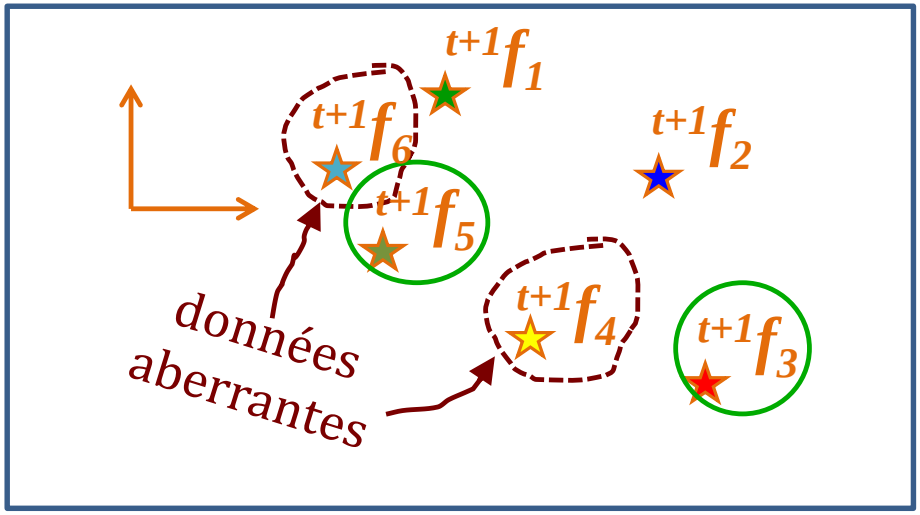
Compter les matchs < ε_{Tol}



* *besoin de seulement 2, car les f_i ne sont pas anonymes*

RANSAC pour VO : Essai #2

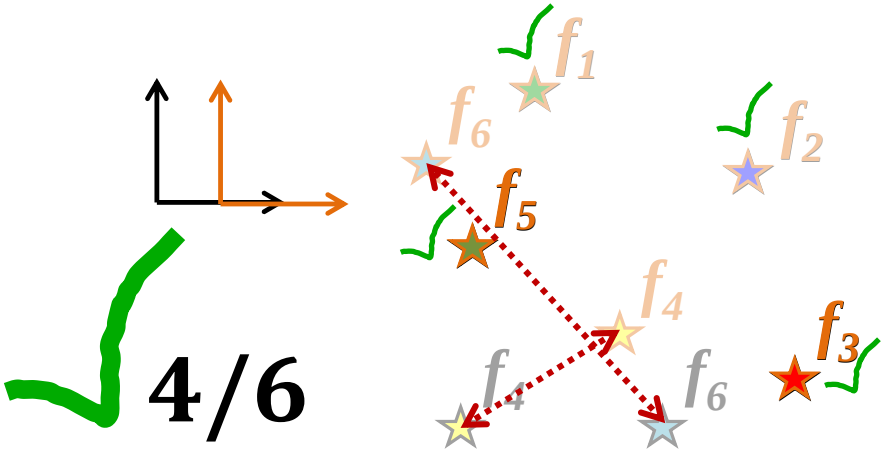




Pige 2 *features* au hasard : f_3 et f_5

Trouve $\boldsymbol{T}$ et $\boldsymbol{R}$ pour les matcher

Compter les matchs < ε_{Tol}



ε_{Tol}

le plus d'inliers, on conserve!