

Analyse de la vidéo

Chapitre 2.3 - Estimation du mouvement global

7 janvier 2015

Plan de chapitre

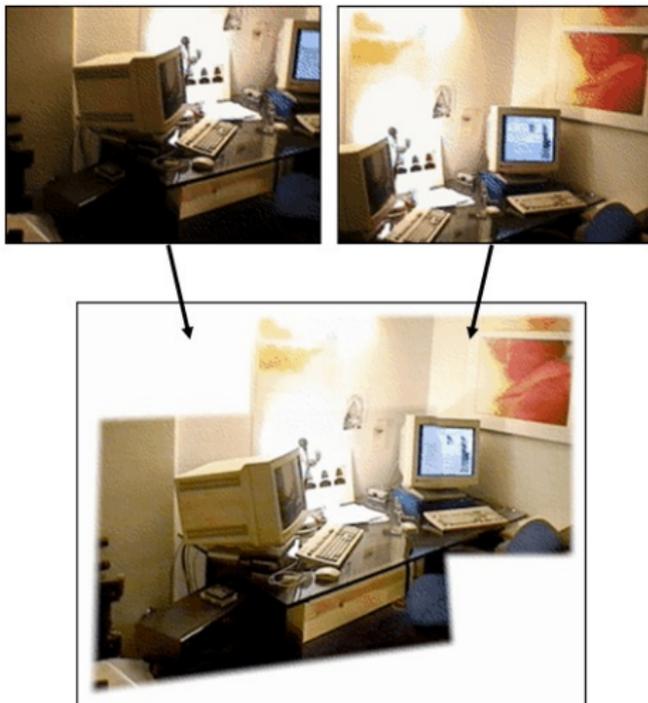
Estimation du mouvement global

L'estimation du mouvement global peut être utilisé pour :

- Alignement d'images ;
- Réduction de la vibration de la caméra (*jittering*) ;
- Compensation de mouvement ;
- Mosaïque ;
- Segmentation vidéo ;
- ...

Estimation du mouvement global

Exemple : Mosaïque

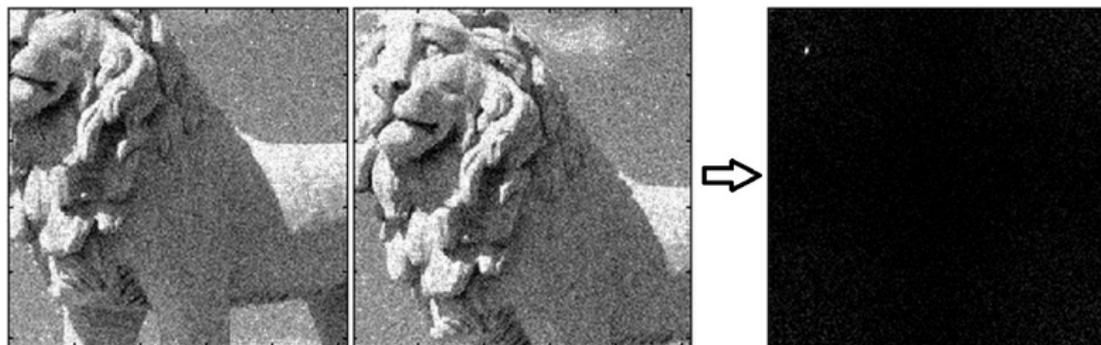


Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

Cette méthode utilise les propriétés de la transformation de Fourier (\mathcal{F}) pour calculer le déplacement d'image.

La comparaison des images dans le domaine de Fourier nous permet d'extrapoler les paramètres de déplacement de l'image.



Tiré de Wikipédia

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

On tente d'obtenir le vecteur de déplacement idéal par **corrélation**, c'est-à-dire en maximisant le produit¹ de deux images alignées :

$$E_{cc}(d_x, d_y) = \sum_{(x,y)} \left[I(x, y, t_1) \cdot I(x + d_x, y + d_y, t_2) \right] \quad (1)$$

Quel est le problème avec cette opération ?

1. On dénote cette opération *cross-correlation* (*cc*)

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

Par la constance d'illumination :

$$\begin{aligned}\mathcal{F}[I(x, y, t_1)] &= \mathcal{F}[I(x + d_x, y + d_y, t_2)] \\ \mathcal{I}(f_x, f_y) &= \mathcal{I}(f_x, f_y) \cdot e^{2\pi i(x+d_x, y+d_y)}\end{aligned}\quad (2)$$

Où le déplacement spatial est reflété par un décalage de phase dans le domaine fréquentiel.

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

Par l'opération de *cross-correlation* en entre deux images :

$$\begin{aligned}
 E_{cc} &= \sum_{(x,y)} \left[I(x, y, t_1) \cdot I(-x, -y, t_2) \right] \\
 \mathcal{F}[E_{cc}] &= \mathcal{F} \left[I(-x, -y, t_1) \cdot I(x, y, t_2) \right] \\
 \mathcal{F}[E_{cc}] &= \mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_2)
 \end{aligned} \tag{3}$$

Où \mathcal{I}^* est le conjugué complexe de \mathcal{I} . Afin d'enlever l'influence d'un changement d'illumination global dans l'image, on normalise la cross-corrélation :

$$\mathcal{F}[E_{cc}] = \frac{\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_2)}{|\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_2)|} \tag{4}$$

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

En combinant Eq.4 et Eq.2 :

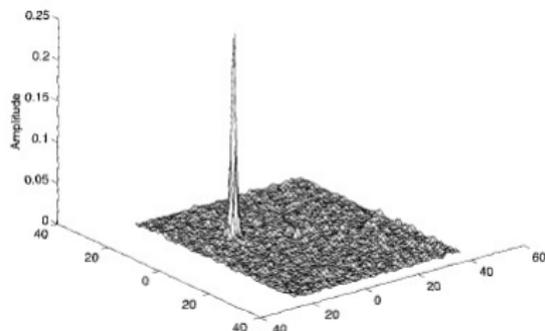
$$\begin{aligned}
 \mathcal{F}[E_{cc}(d_x, d_y)] &= \frac{\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_2)}{|\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_2)|} \\
 &= \frac{\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_1) \cdot |e^{2\pi i(x+d_x, y+d_y)}|}{|\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_1)| \cdot e^{2\pi i(x+d_x, y+d_y)}} \\
 &= \frac{\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_1)}{|\mathcal{I}^*(x, y, t_1) \cdot \mathcal{I}(x, y, t_1)|} \cdot e^{-2\pi i(x+d_x, y+d_y)} \\
 &= e^{-2\pi i(x+d_x, y+d_y)}
 \end{aligned} \tag{5}$$

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

$$E_{CC}(d_x, d_y) = \delta(x + d_x, y + d_y) \quad (6)$$

L'expression de l'Eq.(6) est une impulsion Dirac située à l'emplacement (d_x, d_y) . Il est alors facile de cerner la solution.



Cette méthode est appelé **corrélation de phase**.

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

L'Eq.6 est possible par les propriétés suivantes :

- Le déphasage spatial :

$$\mathcal{F}[I(x + d_x, y + d_y)] = \mathcal{I}(f_x, f_y) \cdot e^{-2i\pi(d_x f_x + d_y f_y)}$$

- Le spectre de phase de $\mathcal{I}(f_x, f_y) \cdot \mathcal{I}^*(f_x, f_y)$ est nul.
- La constance d'illumination, mais on peut la changer de façon globale
- Décalage rigide et translationnel.

Décalage par corrélation de phase

Modèle de translation

Avantages de cette méthode :

- Rapide ;
- Résultat très bon.

Désavantages de la méthode :

- Exige des images sans trop de bruits ou de changements d'illumination ;
- Adapté pour un mouvement global sans trop de mouvements locaux.
- Difficile à automatiser, car les mouvements globaux ne sont pas nécessairement qu'une translation.

Décalage par corrélation de phase

Algorithme de la corrélation de phase

Entrées: $I(t), I(t+1)$

Sorties: d_x^*, d_y^* : Déplacement global de l'image

$\mathcal{I}(t) \leftarrow \mathcal{F}[I(t)], \quad \mathcal{I}(t+1) \leftarrow \mathcal{F}[I(t+1)];$
 $\mathcal{I}^*(t+1) \leftarrow$ Conjugué complexe de $\mathcal{I}(t+1);$

On calcule alors la phase pour tous les pixels :

$Im(t), Re(t) \leftarrow \mathcal{I}(t), \quad Im(t+1), Re(t+1) \leftarrow \mathcal{I}^*(t+1);$
 $\theta(t) \leftarrow \text{atan2} \left(\frac{Im(t)}{Re(t)} \right), \quad \theta(t+1) \leftarrow \text{atan2} \left(\frac{Im(t+1)}{Re(t+1)} \right);$
 $Re \leftarrow \cos(\theta(t) + \theta(t+1)), \quad Im \leftarrow \sin(\theta(t) + \theta(t+1));$
 $E_{cc} \leftarrow \mathcal{F}^{-1}[Re, Im];$
 $d_x^*, d_y^* \leftarrow$ Emplacement du pixel maximum de $E_{cc};$
retourner d_x^*, d_y^*

Décalage par corrélation de phase

Modèle de rotation

Le modèle décrit précédemment ne permet que de décrire le mouvement de translation.

Cependant, dans le cas où les deux frames ne sont réunis que par *pure rotation* :

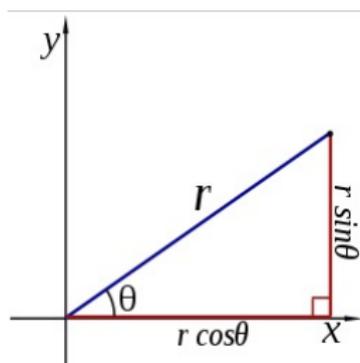
$$I(R(x, y), t_2) = I(x, y, t_1) \quad (7)$$

On peut retrouver une expression nous permettant d'estimer le mouvement global par un changement de base.

Décalage par corrélation de phase

Modèle de rotation

En exprimant les images en coordonnées polaires, on peut effectuer une translation dans l'espace polaire :



$$\begin{aligned}\bar{l}(r, \theta, t_1) &= I(x, y, t_1) \\ \bar{l}(r, \theta, t_2) &= I(x, y, t_2)\end{aligned}\quad (8)$$

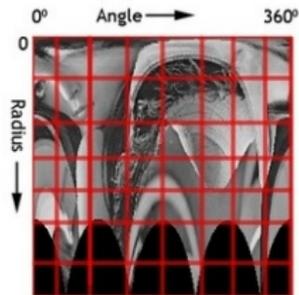
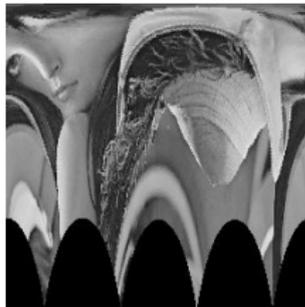
$$\begin{aligned}\text{Où } r &= \sqrt{x^2 + y^2} \\ \theta &= \arctan\left(\frac{y}{x}\right)\end{aligned}$$

Et en supposant de petites rotations, on obtient :

$$\bar{l}(r, \theta + \hat{\theta}, t_2) = \bar{l}(r, \theta, t_1) \quad (9)$$

Décalage par corrélation de phase

Mappage en coordonnée polaire

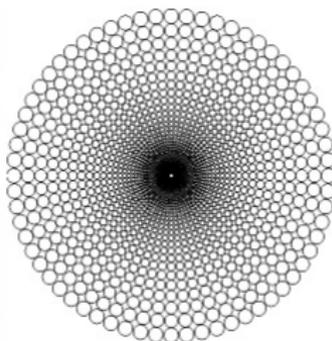


Décalage par corrélation de phase

Modèle de rotation et de changement d'échelle

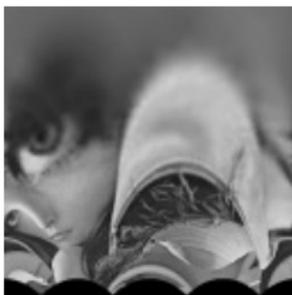
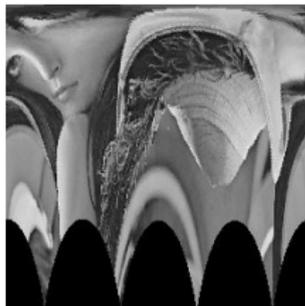
Toujours en effectuant un changement de coordonnées, cette fois-ci en **coordonnées log-polaires**, on peut représenter le **changement d'échelle**.

La différence avec les coordonnées polaires vient de l'espacement entre les cercles concentriques qui varient de façon exponentielle :



Décalage par corrélation de phase

Mappage en coordonnée log-polaire

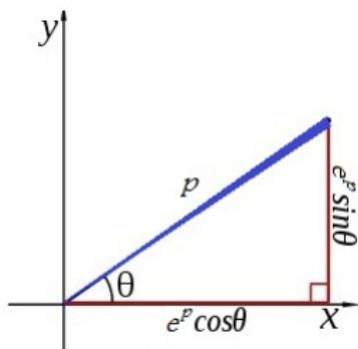


Lena en coordonnée log-polaire

Décalage par corrélation de phase

Modèle de rotation et de changement d'échelle

En exprimant les images en coordonnées log-polaires, on peut effectuer une translation dans l'espace log-polaire :



$$\begin{aligned}\bar{I}(\rho, \theta, t_1) &= I(x, y, t_1) \\ \bar{I}(\rho, \theta, t_2) &= I(x, y, t_2)\end{aligned}\quad (10)$$

$$\begin{aligned}\text{Où } \rho &= \log \sqrt{x^2 + y^2} \\ \theta &= \arctan \left(\frac{y}{x} \right)\end{aligned}$$

Et en supposant une petite rotation et un petit changement d'échelle, on obtient :

$$\bar{I}(\rho + \hat{\rho}, \theta + \hat{\theta}, t_2) = \bar{I}(\rho, \theta, t_1) \quad (11)$$

Décalage par corrélation de phase

Translation, Rotation et changement d'échelle

Le mapping **log-polaire** tente d'illustrer le changement d'échelle **rétinal** (de l'oeil humain).

Dans le cas où les trois transformations sont présentes, mais que la translation est relativement petite :

$$I(e^s \cdot R(x, y), t_2) = I(x, y, t_1) \quad (12)$$

Comme la focale est située sur le point central de l'image, il peut être difficile d'estimer le changement d'échelle réel dans les cas de **translation élevée**.

Décalage par corrélation de phase

Algorithme de la corrélation de phase (log-polaire)

Une approche séquentielle consiste à séparer en plusieurs étapes l'estimation des paramètres :

Entrées: $I(t), I(t+1)$

Sorties: d_x^*, d_y^*, R, s : Déplacement global de l'image d^* , Rotation R et facteur d'agrandissement s

$d_x^*, d_y^* \leftarrow$ Estimation par corrélation de phase avec $I(t)$ et $I(t+1)$;

$I^*(t) \leftarrow$ Image $I(t)$ modifiée par d_x^*, d_y^* ;

$I_{log}^*(t), I_{log}(t+1) \leftarrow$ Mapping log-polaire des images $I^*(t)$ et $I(t+1)$;

$R, s \leftarrow$ Estimation par corrélation de phase avec $I_{log}^*(t)$ et $I_{log}(t+1)$;

retourner d_x^*, d_y^*, R, s

Plan de chapitre

Estimation paramétrique du mouvement

Soit $T((x, y); \mathbf{p})$ la transformation du pixel (x, y) par le modèle paramétrique, où $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_L)$ est l'ensemble des paramètres du modèle.

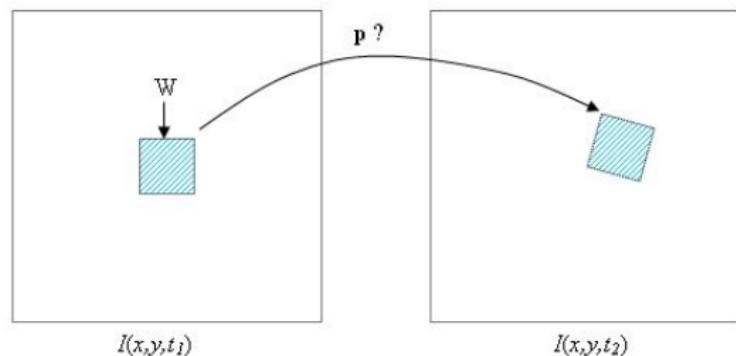
Dans le cas du modèle affine, par exemple, on aura :

$$T((x, y); \mathbf{p}) = \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + a_0 + a_1x + a_2y \\ y + b_0 + b_1x + b_2y \end{pmatrix}$$

et $\mathbf{p} = (a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2)$.

Estimation paramétrique du mouvement

Pour estimer le mouvement pour une fenêtre W , il suffit d'estimer les paramètres \mathbf{p} du modèle. **La fenêtre W sera l'ensemble du frame au complet.**



Estimation paramétrique du mouvement

Cette estimation est réalisée par la minimisation de la fonction suivante :

$$E(\mathbf{p}) = \sum_{(x,y) \in W} [I(T((x,y); \mathbf{p}), t_1) - I(x,y, t_2)]^2 \quad (13)$$

On peut minimiser cette fonction soit par un **algorithme d'optimisation** (descente de gradient), soit par **régression linéaire** ou par un **raffinement itératif**.

Estimation paramétrique directe (raffinement itératif)

Ayant une valeur courante $\mathbf{p}^{(k)}$, l'estimation de $\Delta\mathbf{p}^{(k)}$ revient à minimiser la fonction suivante sur $\Delta\mathbf{p}^{(k)}$:

$$E(\Delta\mathbf{p}^{(k)}) = \sum_{(x,y) \in W} [I(T((x,y); \mathbf{p}^{(k)} + \Delta\mathbf{p}^{(k)}), t_1) - I(x,y, t_2)]^2 \quad (14)$$

Après le développement de Taylor à l'ordre 1 de la fonction (14), on obtient l'équation suivante :

$$E(\Delta\mathbf{p}^{(k)}) \simeq \sum_{(x,y) \in W} [I(T((x,y); \mathbf{p}^{(k)}), t_1) + \nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \Delta\mathbf{p}^{(k)} \quad (15)$$

$$- I(x,y, t_2)]^2 \quad (16)$$

Estimation paramétrique directe (raffinement itératif)



Estimation paramétrique directe (raffinement itératif)

Par manipulation directe, on obtient alors :

$$\Delta \mathbf{p}^{(k)} \simeq \frac{\sum_{(x,y) \in W} \left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right] \left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right]^T}{\sum_{(x,y) \in W} \left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right]^T \left[I(T((x,y); \mathbf{p}^{(k)}), t_1) - I(x,y, t_2) \right]} \quad (17)$$

Algorithme de l'estimation paramétrique directe

Entrées: $I(t), I(t+1)$

Sorties: $\mathbf{p}^{(k)}$: Paramètres du modèle de mouvement global de l'image

Recherche exhaustive ou descente du gradient :

$\rho^0 \leftarrow$ Initialisation par recherche exhaustive;

Raffinement itératif :

tant que $\Delta \mathbf{p}^{(k)} < \epsilon$ **faire**

$I \left(T \left((x, y); \mathbf{p}^{(k)} \right), t \right) \leftarrow$ Image $I(t)$ transformée par les paramètres $\mathbf{p}^{(k)}$;

$\nabla I \leftarrow$ Calculer le gradient de l'image $I \left(T \left((x, y); \mathbf{p}^{(k)} \right), t \right)$;

$\frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \leftarrow$ Calculer la matrice des dérivées partielles du modèle de transformation;

$\left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right]$ et $\left[\left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right] \left[\nabla I \frac{\partial T}{\partial \mathbf{p}} \right]^T \right]^{-1} \leftarrow$ Calculer les termes de Eq.(17);

$\Delta \mathbf{p}^{(k)} \leftarrow$ Calculer Eq.(17).;

$\mathbf{p}^{(k+1)} \leftarrow \Delta \mathbf{p}^{(k)} + \mathbf{p}^{(k)}$;

$k \leftarrow k + 1$;

retourner $\mathbf{p}^{(k)}$

Estimation paramétrique indirecte (Translation)

À la différence de l'estimation paramétrique directe, on utilise les **vecteurs de mouvements précédemment calculés** afin d'y retrouver un **mouvement global commun**.

Supposons un mouvement translationnel et d^* le mouvement translationnel global commun d^* . L'expression de l'énergie à minimiser est :

$$E(\mathbf{d}^*) = \sum_{(x,y) \in W} [\mathbf{d}(x, y) - \mathbf{d}^*]^2 \quad (18)$$

Algorithme de l'estimation paramétrique indirecte (Translation)

Entrées: $I(t), I(t + 1)$

Sorties: \mathbf{d}^* : Paramètres du modèle de mouvement global de l'image

$\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y \leftarrow$ Estimation du mouvement (bloc fixe, H-S, ...);

$\mathbf{d}^* \leftarrow$ Minimisation de l'Eq.18;

retourner \mathbf{d}^*

Si on a déjà accès aux vecteurs de déplacement, une **compensation du mouvement** est très simple à appliquer à l'aide de cette méthode.

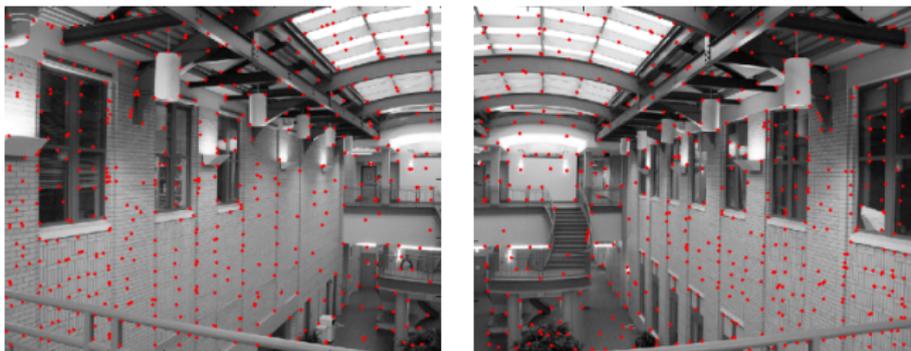
Amélioration par estimation robuste

On peut améliorer nos résultats en **retirant les pixels** qui sont trop différents du mouvement global trouvé ou en **séparant les images en régions** :

- 1 Prendre tous les pixels des images comme région ;
- 2 Appliquer la méthode directe ou indirecte pour toute la région ;
- 3 Évaluer l'erreur pour tous les pixels de la région ;
- 4 Éliminer les pixels ayant une erreur trop élevée ;
- 5 Répéter les étapes 2-4 pour les pixels exclus.

EMG - RANSAC

Une autre technique utilise des **points clés** de des images aux temps t et $t + 1$ et tente de les associer à l'aide d'une transformation T .



Mais comment associer les points ?

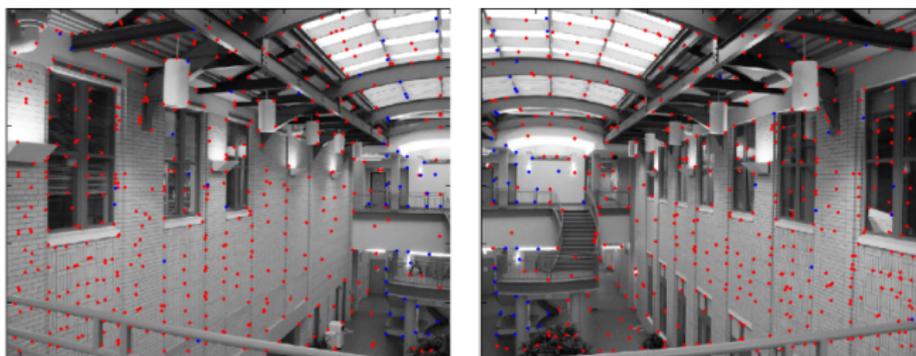
EMG - RANSAC

On observe non seulement le point, mais le voisinage autour du point (fenêtre, ou *patche*)

- **Recherche exhaustive** (long)
- **Classification** : On utilise un vecteur descriptif de l'entourage du point, et on compare les vecteurs similaires.
- **Recherche voisinage** : On compare avec les N voisins les plus proches.

EMG - RANSAC

On obtient donc une série de *potentiels* matchs (inliers)

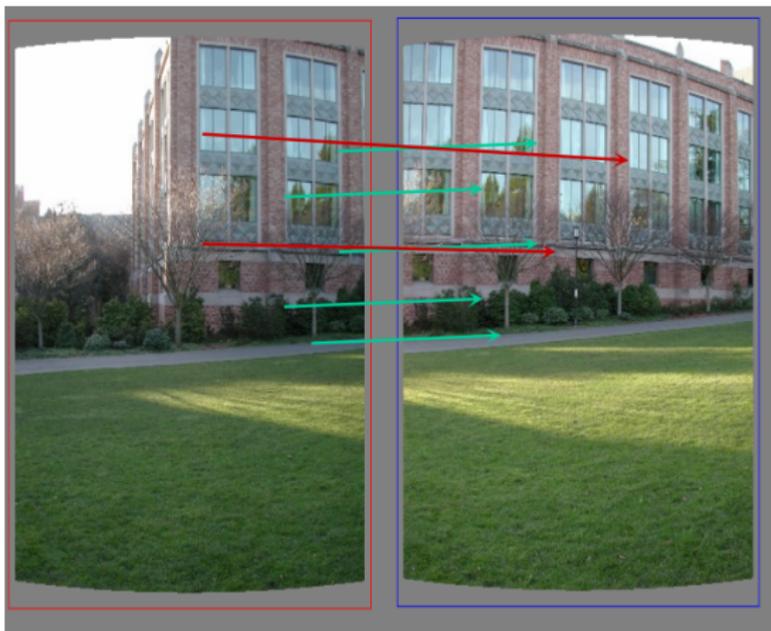


...mais plusieurs matchs seront faux ! (outliers)

EMG - RANSAC

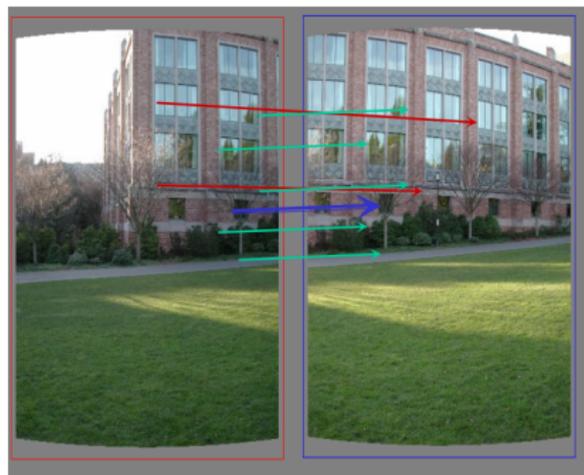
RANSAC : RANdom SAmple Consensus

On choisit un faible échantillonnage (6 inliers) parmi nos matches :



EMG - RANSAC

On estime la transformation T à l'aide des inliers pris au hasard. On calcule la distance de tous les inliers ($E(D)$), et on garde ceux qui sont plus petit qu'un seuil.



On recommence récursivement avec 6 autres inliers, et on garde la transformation T minimisant la distance $E(D)$

EMG - RANSAC

Itérations de RANSAC :

- On sélectionne 6 points matchés (inliers) au hasard ;
- On calcule la matrice T par ces 6 points ;
- On conserve les inliers valides (distance $<$ seuil)
- On sélectionne 6 inliers qui matches au hasard ;
- On calcule la matrice T de ces 6 points ;
- ...

EMG - RANSAC

