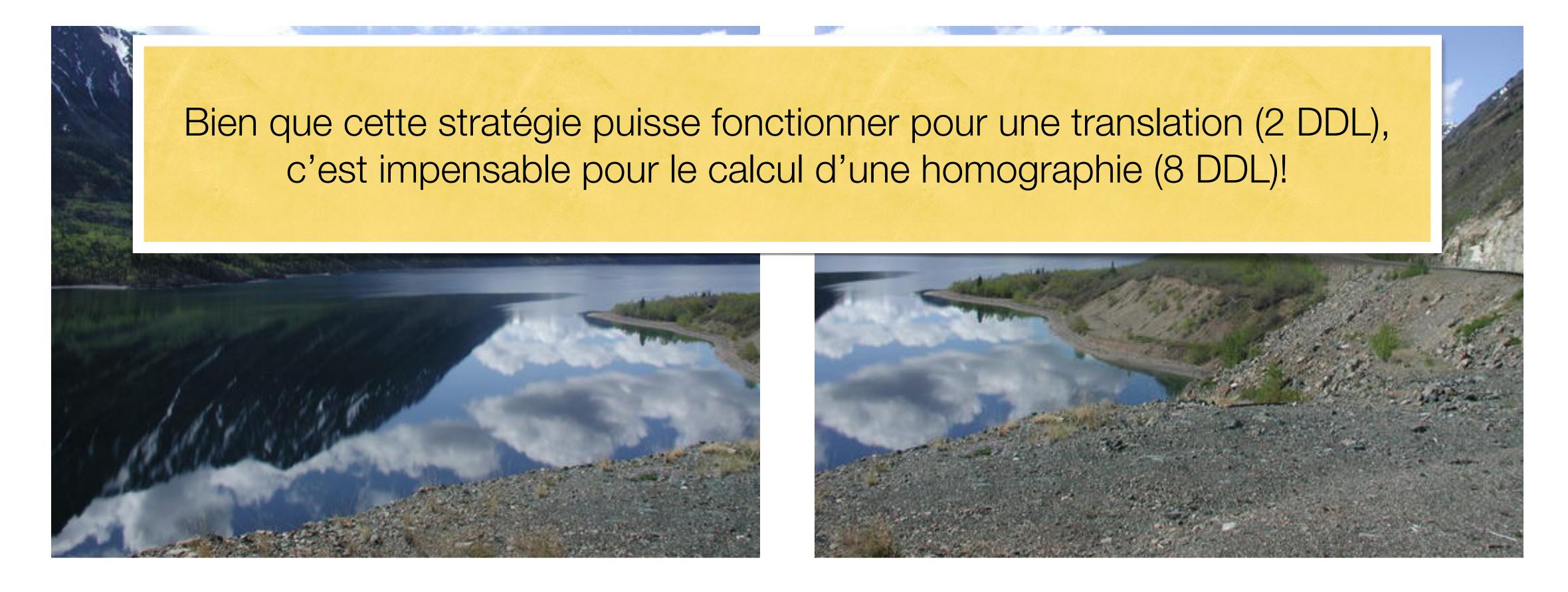




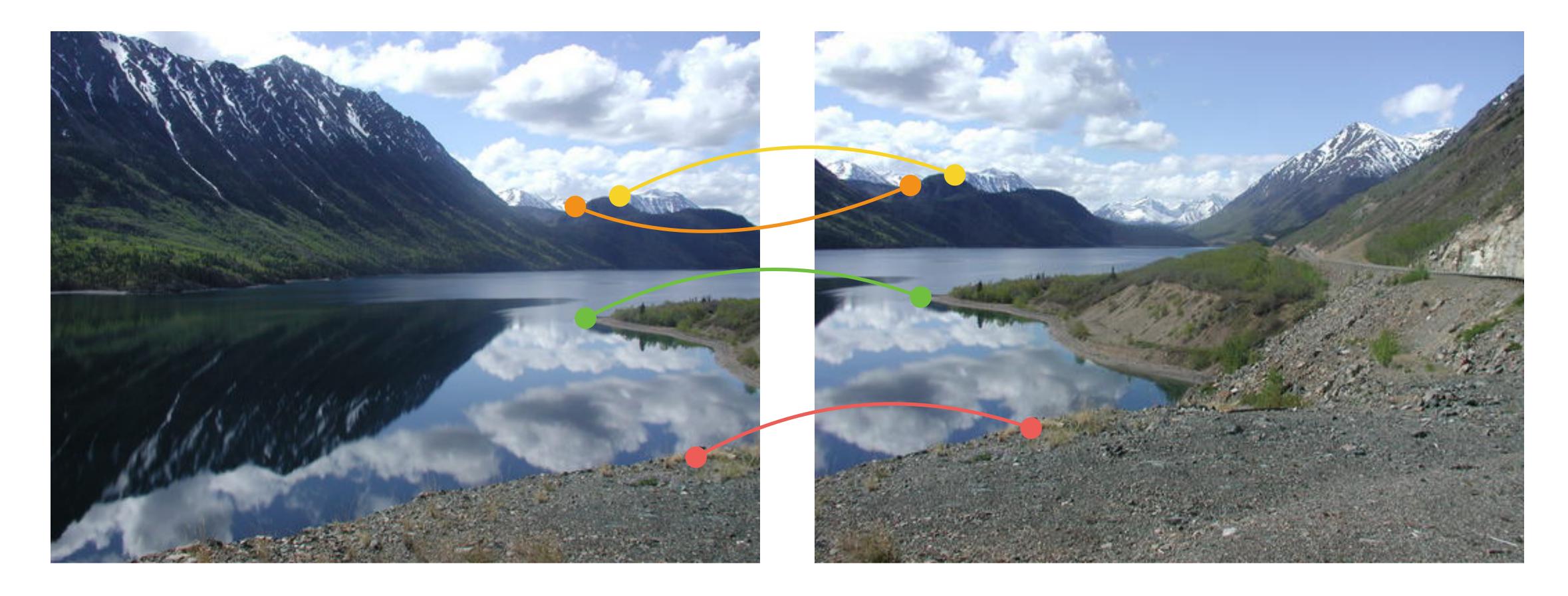
Calculer la similarité des images pour chaque transformation



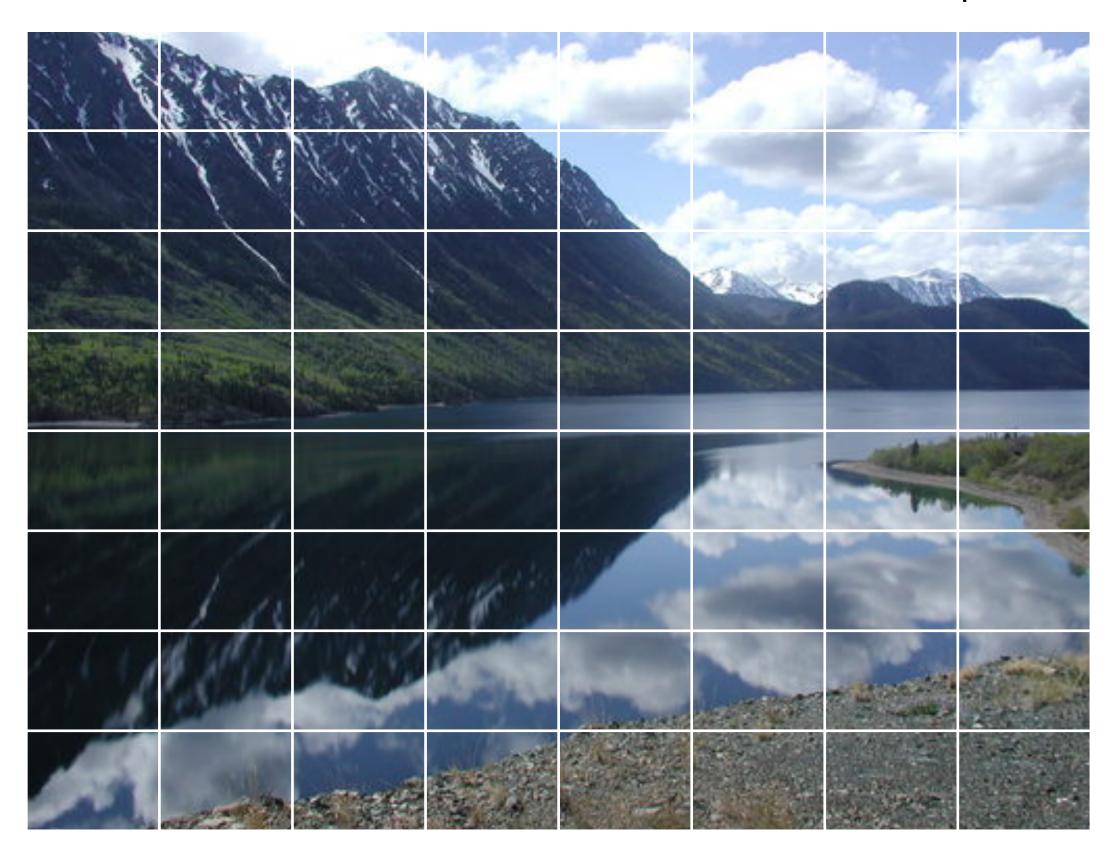
## Comment aligner deux i

Comment déterminer ces correspondances automatiquement?

• À partir de 4 correspondances (8 points), calculer l'homographie!

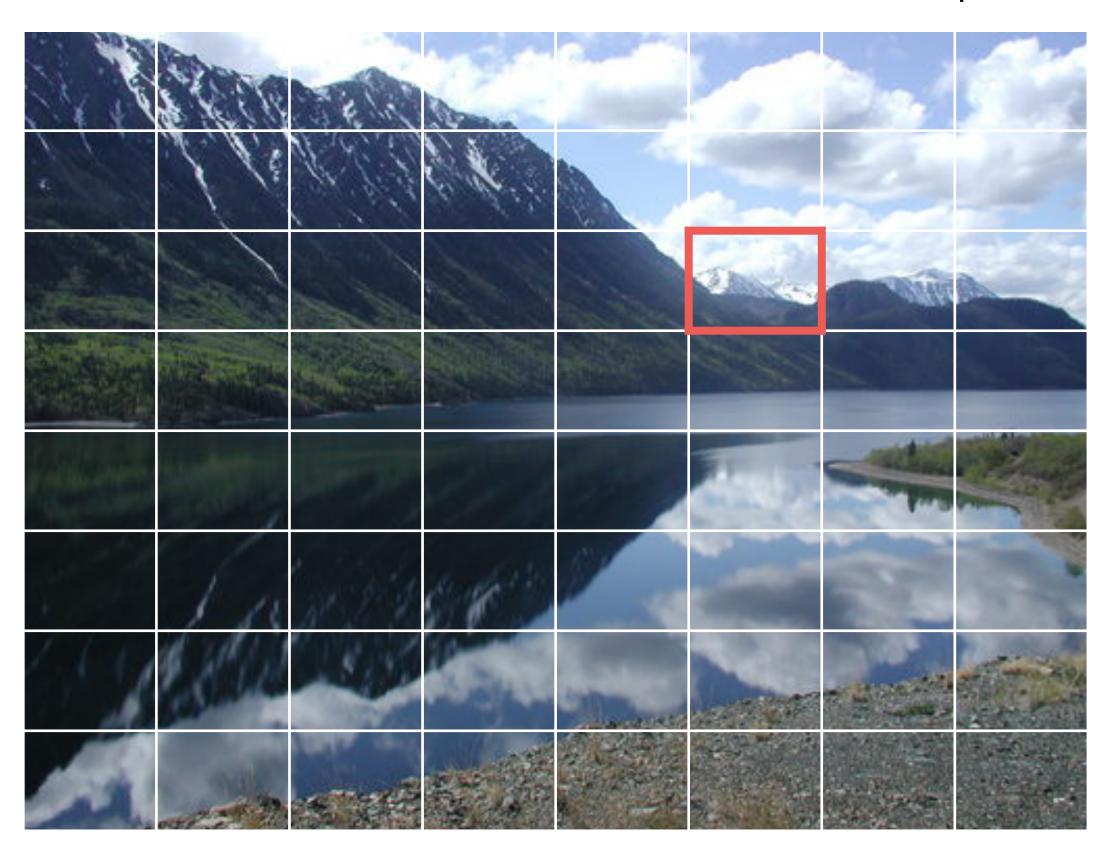


- Idée :
  - subdiviser l'image en petits blocs
  - effectuer une recherche en translation pour chaque bloc





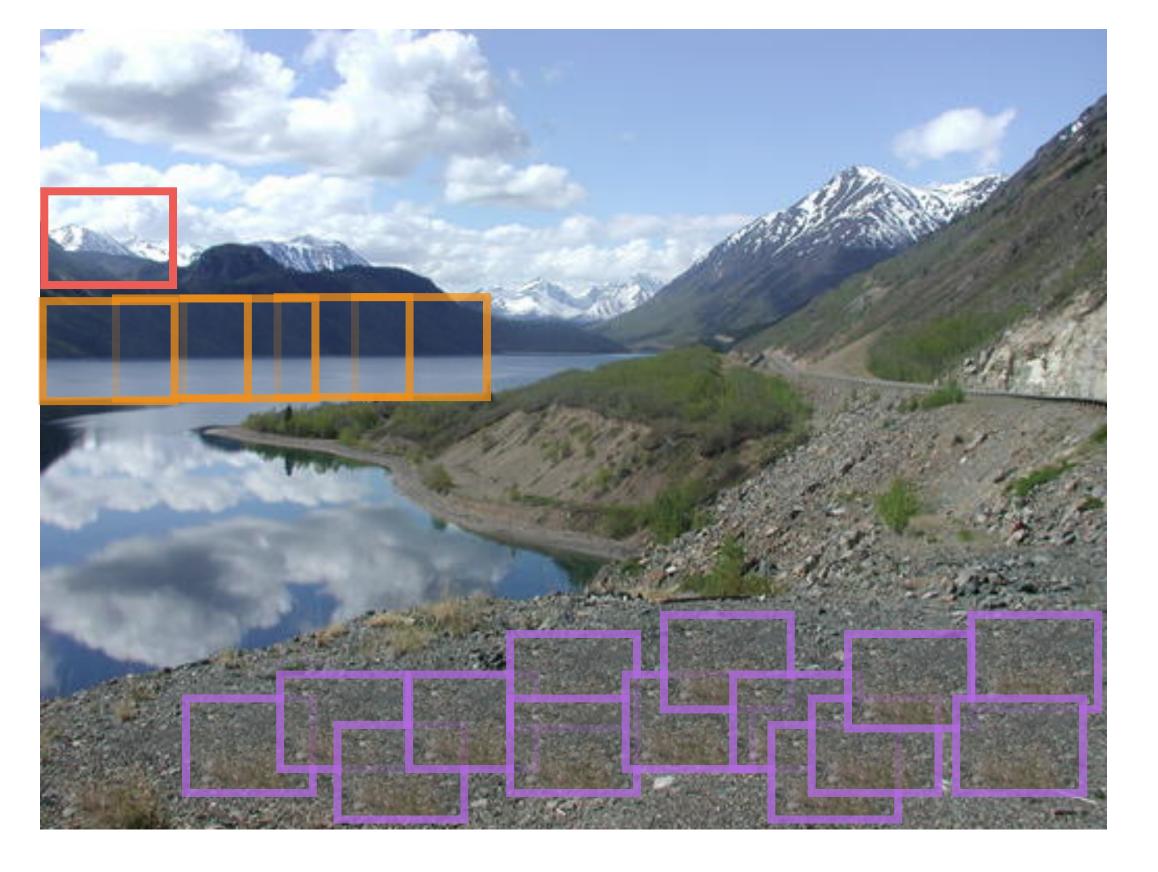
- Idée :
  - subdiviser l'image en petits blocs
  - effectuer une recherche en translation pour chaque bloc



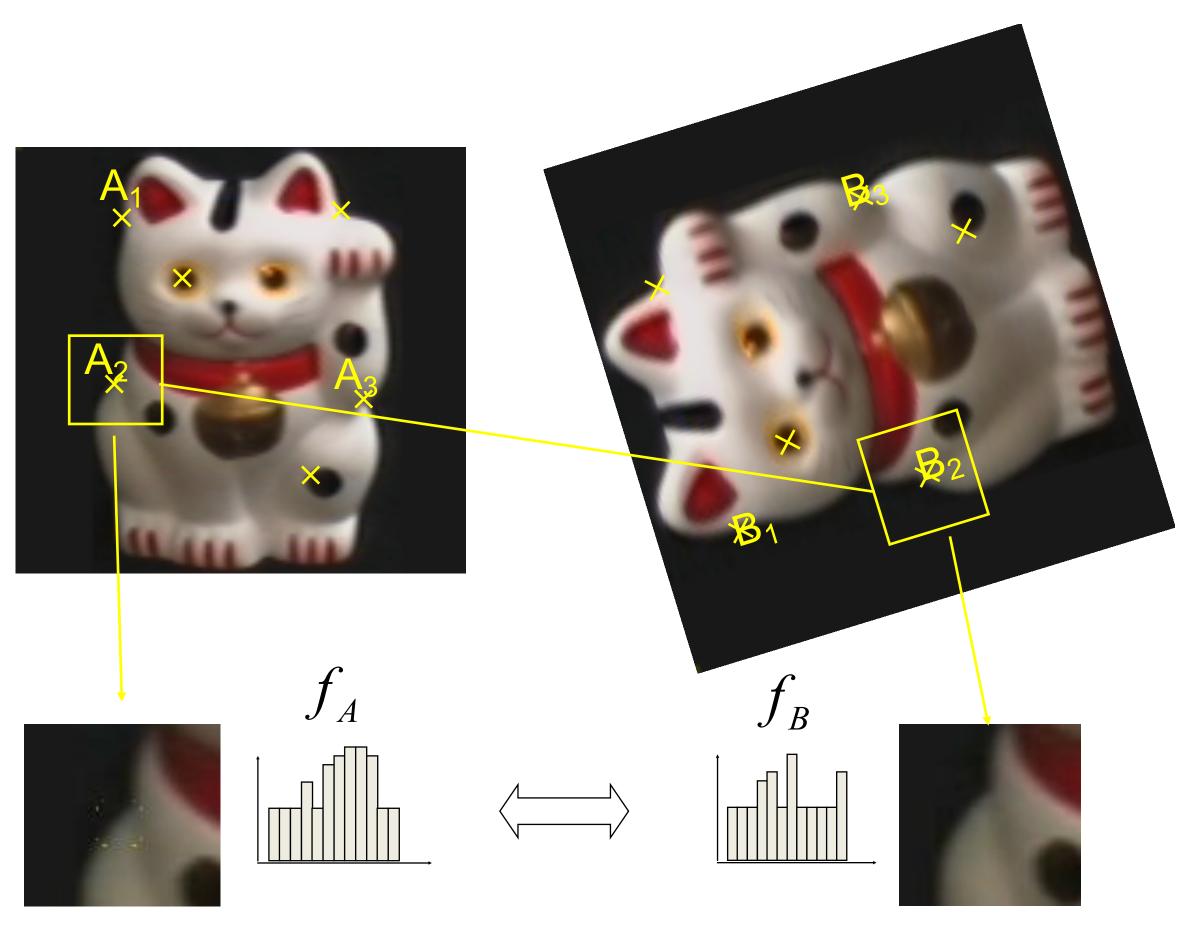


- Idée :
  - subdiviser l'image en petits blocs
  - effectuer une recherche en translation pour chaque bloc

Est-ce que tous les blocs sont utiles?



## Idée générale : points d'intérêt et descripteurs

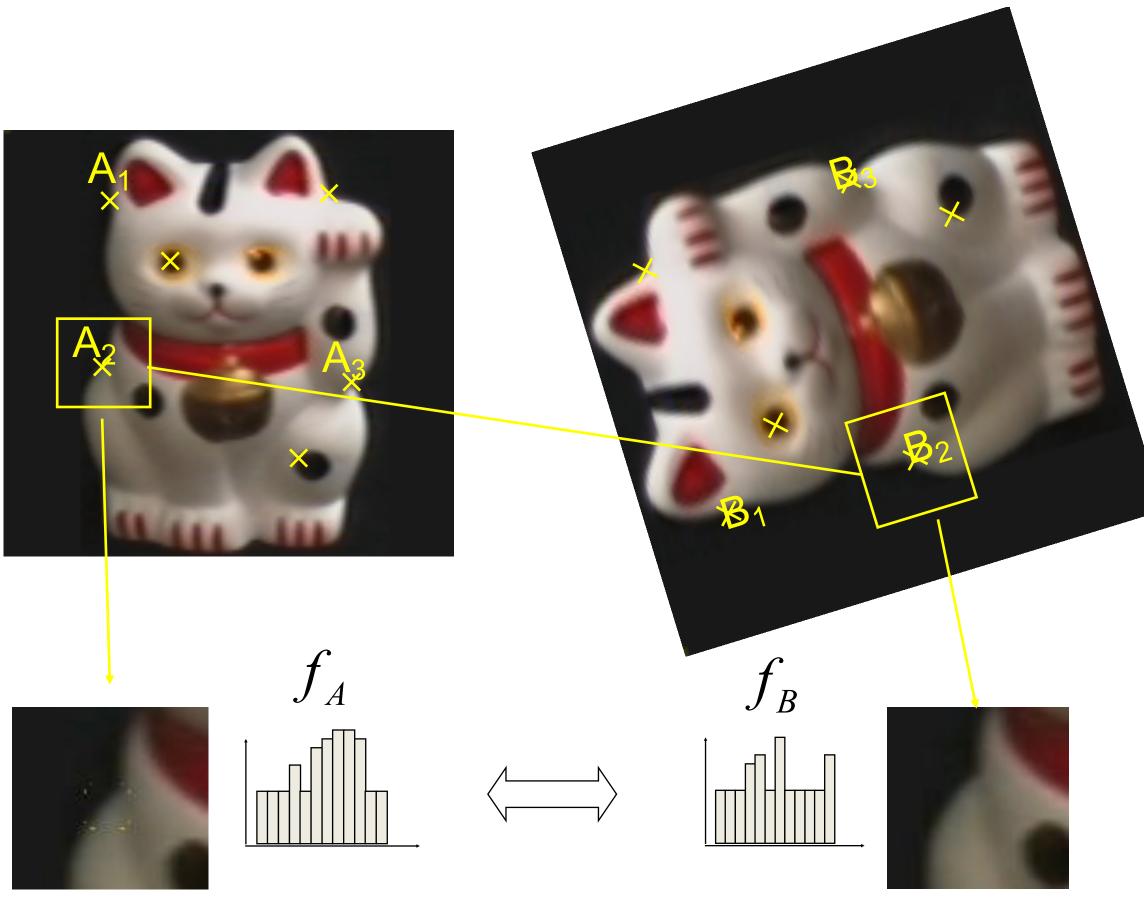


 $d(f_A, f_B) < T$ 

- 1. Trouver des points distinctifs
- 2. Définir une région autour de chaque point
- 3. Calculer un descripteur de la région
- 4. Apparier les descripteurs entre les 2 images (de façon robuste)



## Idée générale: points d'intérêt et descripteurs

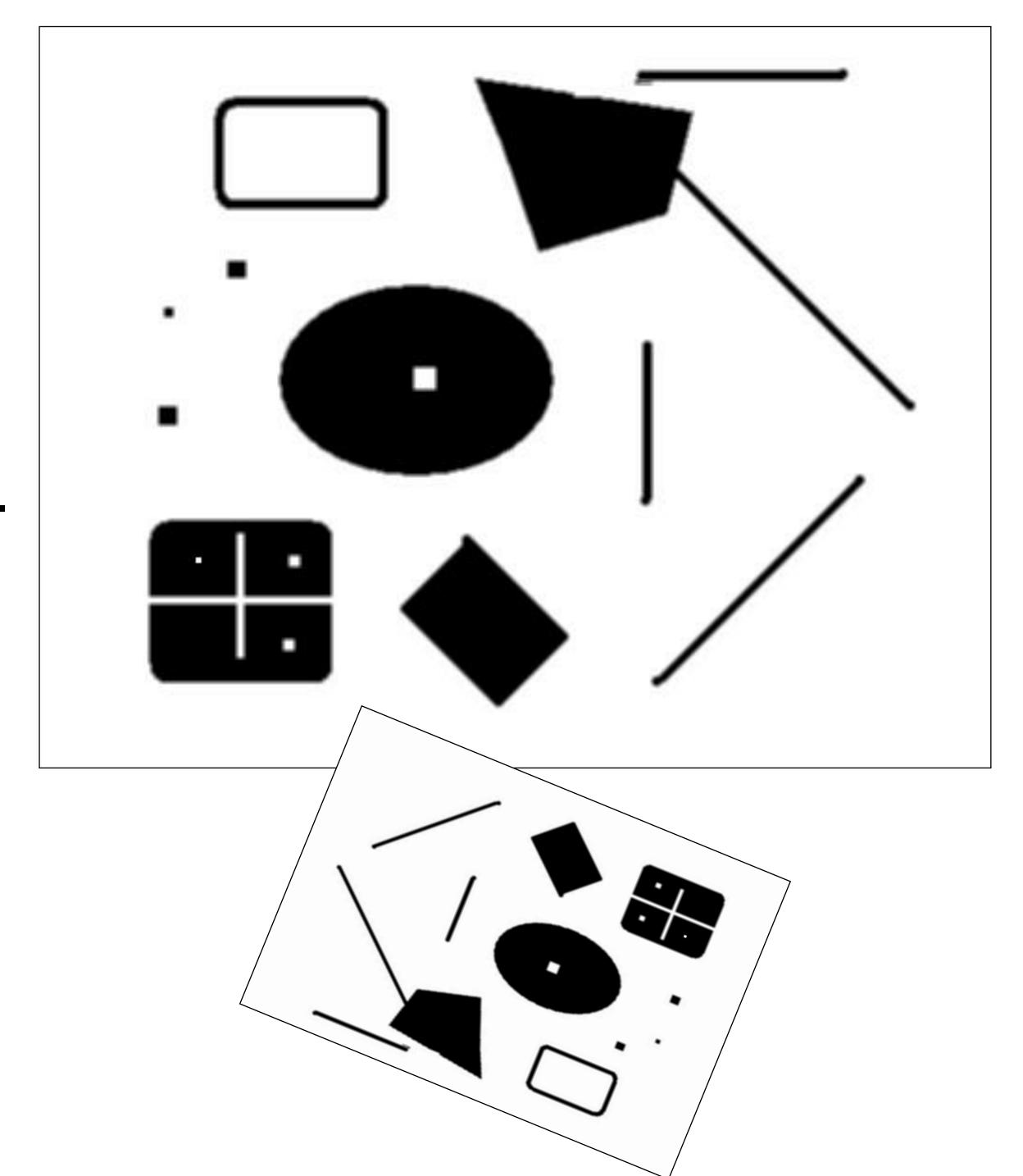


 $d(f_A, f_B) < T$ 

- 1. Trouver des points distinctifs
- 2. Définir une région autour de chaque point
- 3. Calculer un descripteur de la région
- 4. Apparier les descripteurs entre les 2 images (de façon robuste)

## Localisation des points

- Voici une image.
- Tout à l'heure, je vous montrerai une version déformée de l'image.
- Identifiez des points sur l'image qui seront faciles à identifier lorsque l'image sera déformée.



### Points d'intérêt: but

Détecter des points qui sont représentatifs et distincts





# Choisir des points d'intérêt

Vous devez rencontrer un ami. Où lui donnez-vous rendez-vous?



13 Crédit : Derek Hoiem

# Choisir des points d'intérêt

Vous devez rencontrer un ami. Où lui donnez-vous rendez-vous?



14 Crédit : Derek Hoiem

# Choisir des points d'intérêt

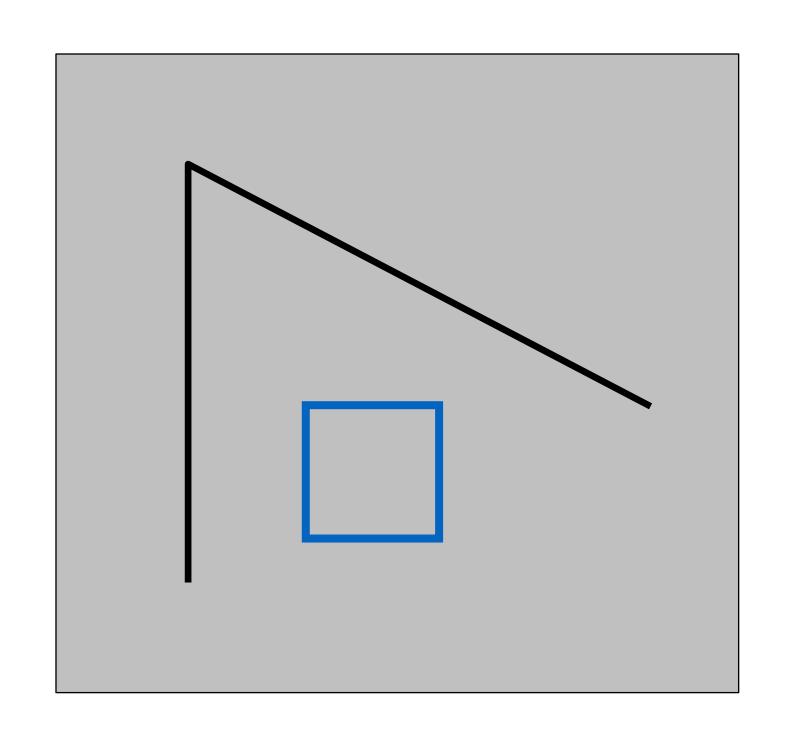
Coins Sommets

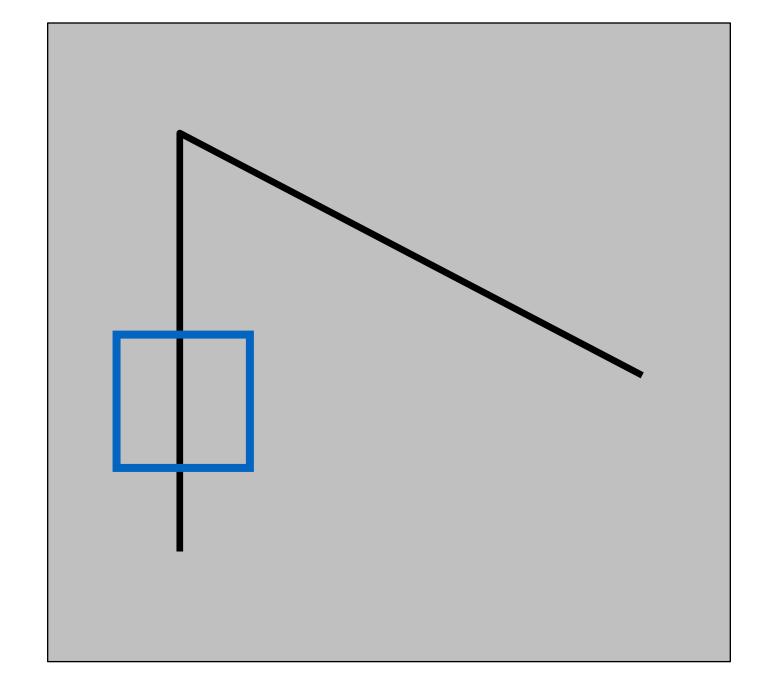


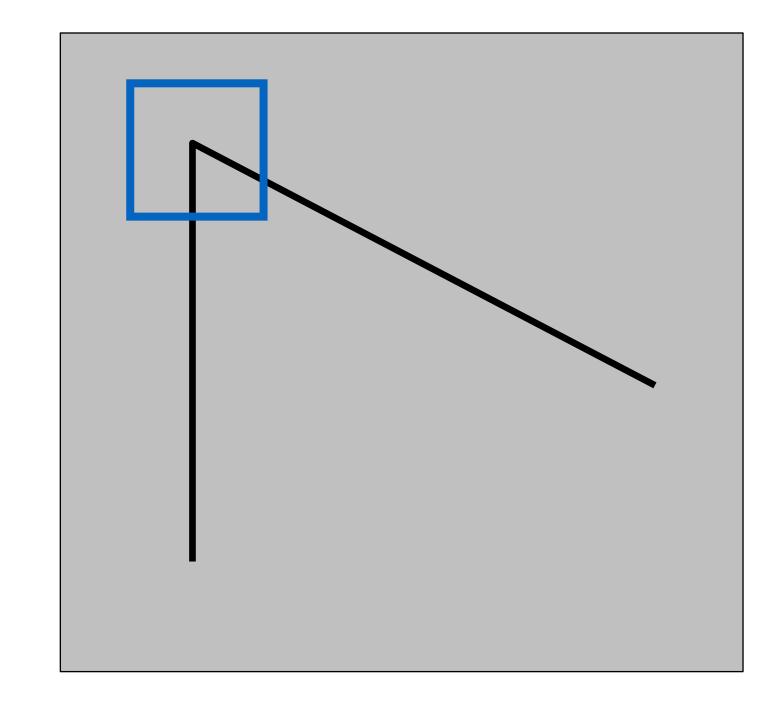


15 Crédit : Derek Hoiem

### Détecteur de coins de Harris : intuition





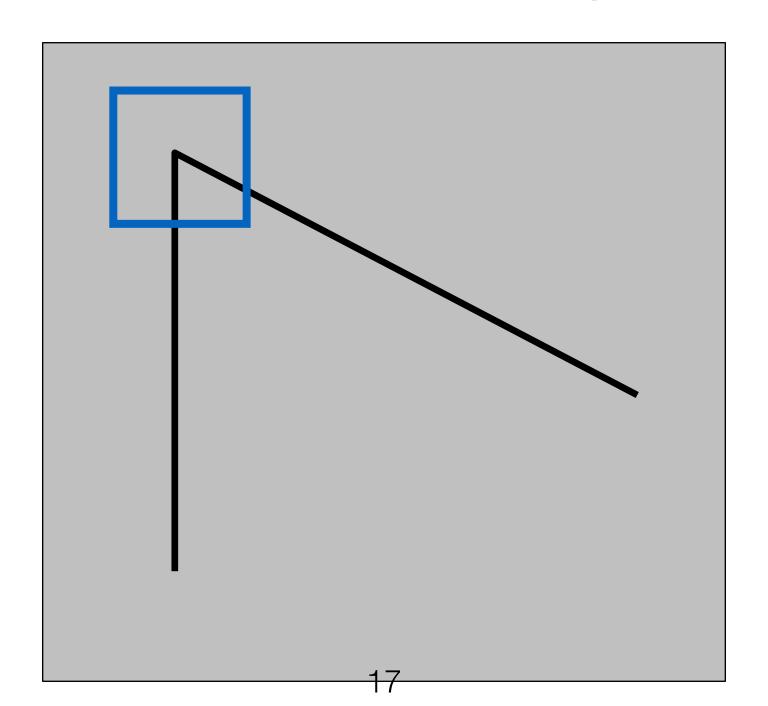


région uniforme aucun changement

arête
pas de changement le
long de l'arête

coin
changement dans toutes
les directions

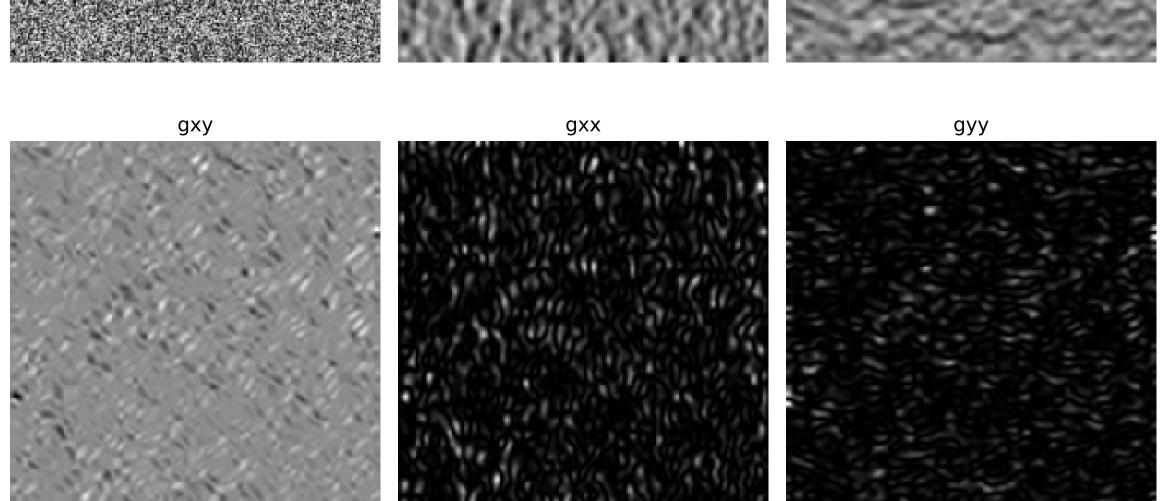
- Nous devrions reconnaître le point en considérant seulement une petite fenêtre autour du point;
- Si on déplace la fenêtre dans n'importe quelle direction, le changement d'intensité devrait être important.



• Intuition : les valeurs propres de la matrice de covariance des gradients d'une fenêtre de l'image capture le niveau de variation dans cette fenêtre

$$\mathbf{M} = \left[ egin{array}{ccc} \sum g_x^2 & \sum g_x g_y \ \sum g_y^2 & \sum g_y^2 \end{array} 
ight]$$

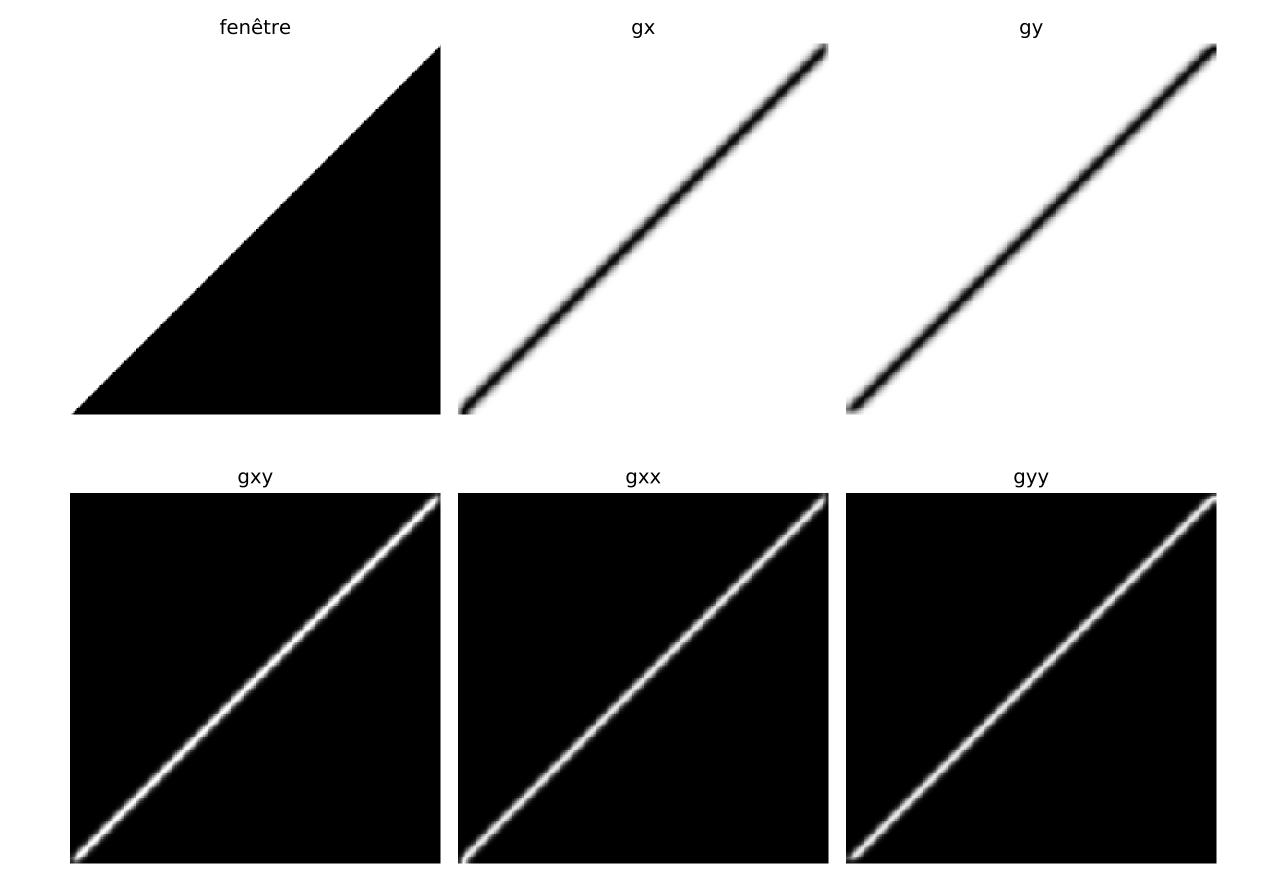
valeurs propres de M: 2,6 et 2,5



• Intuition : les valeurs propres de la matrice de covariance des gradients d'une fenêtre de l'image capture le niveau de variation dans cette fenêtre

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sum g_x^2 & \sum g_x g_y \\ \sum g_x g_y & \sum g_y^2 \end{bmatrix}$$

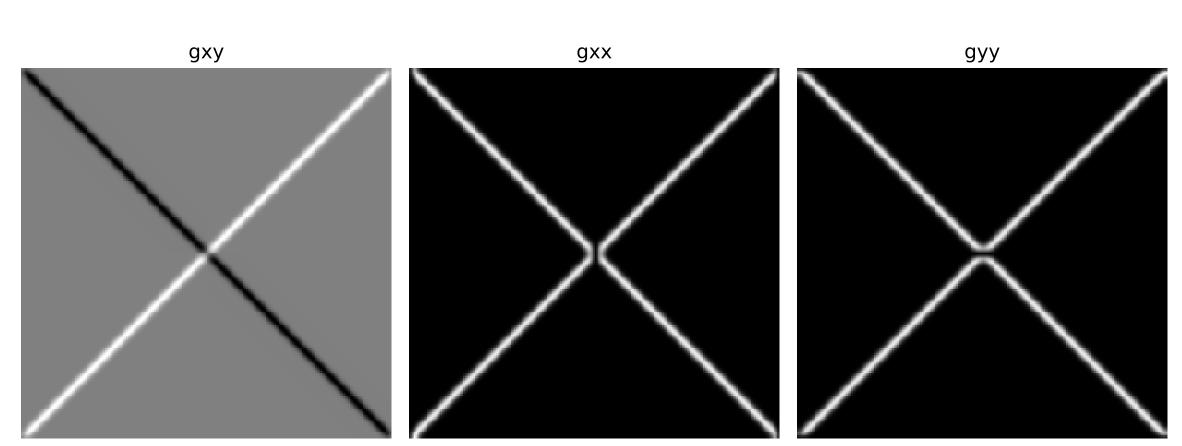
valeurs propres de M: 0,04 et 33



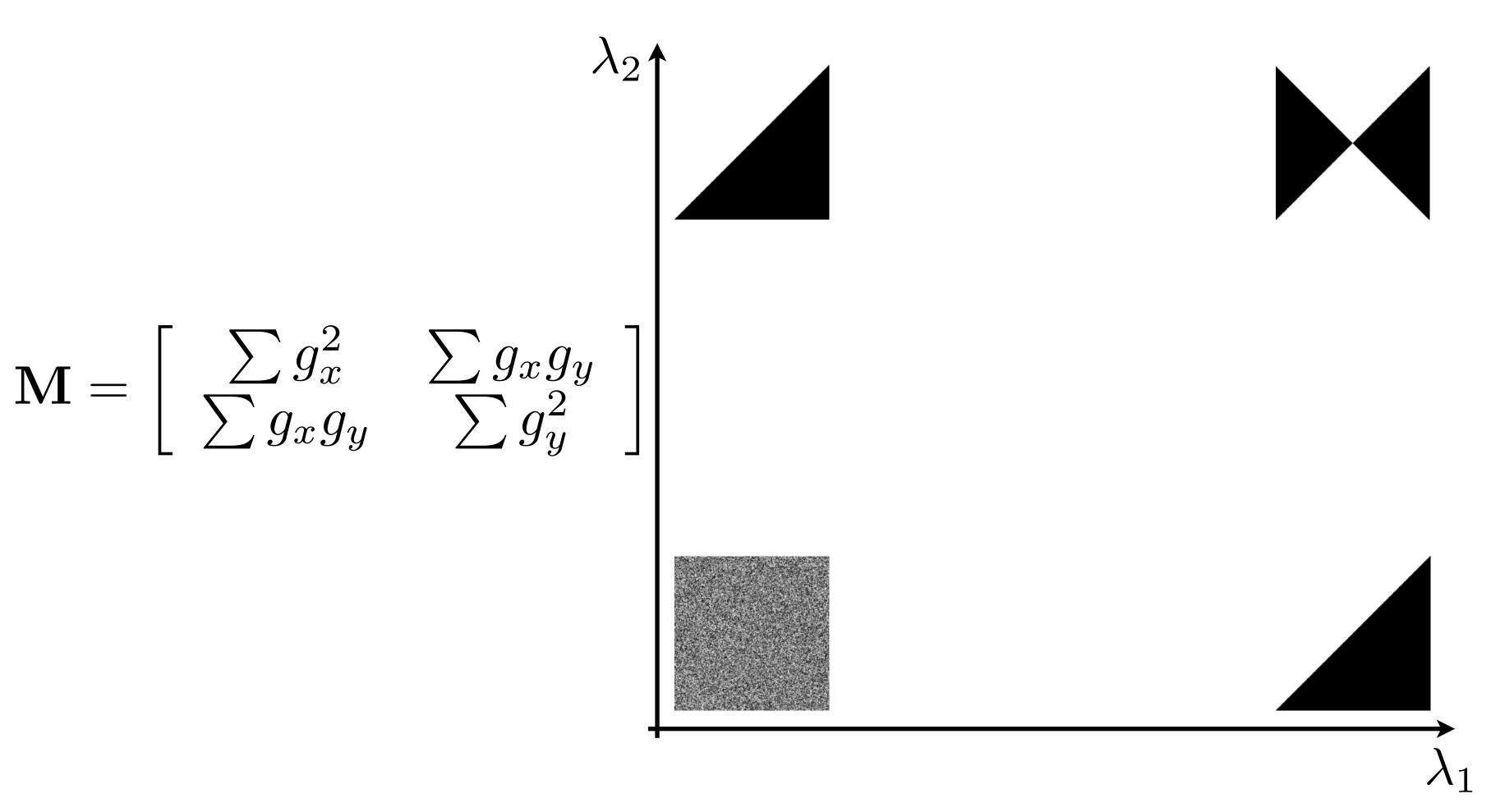
 Intuition : les valeurs propres de la matrice de covariance des gradients d'une fenêtre de l'image capture le niveau de variation dans cette fenêtre

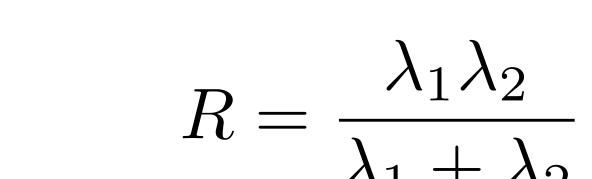
$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sum g_x^2 & \sum g_x g_y \\ \sum g_x g_y & \sum g_y^2 \end{bmatrix}$$

valeurs propres de M: 32,4 et 32,4



## Interprétation des valeurs propres





### Détecteur de Harris: math

#### Rappel

$$\det \mathbf{M} = \lambda_1 \lambda_2$$
$$\operatorname{tr} = \lambda_1 + \lambda_2$$

En pratique, nous n'avons pas besoin de calculer les valeurs propres

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sum g_x^2 & \sum g_x g_y \\ \sum g_x g_y & \sum g_y^2 \end{bmatrix} \qquad R = \frac{\lambda_1 \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \qquad R = \frac{\det \mathbf{M}}{\operatorname{tr} \mathbf{M}}$$

$$R = \frac{\lambda_1 \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}$$

$$R = \frac{\det \mathbf{M}}{\operatorname{tr} \mathbf{M}}$$

$$\det \mathbf{M} = m_{11}m_{22} - m_{21}m_{22}$$
$$\operatorname{tr} \mathbf{M} = m_{11} + m_{22}$$

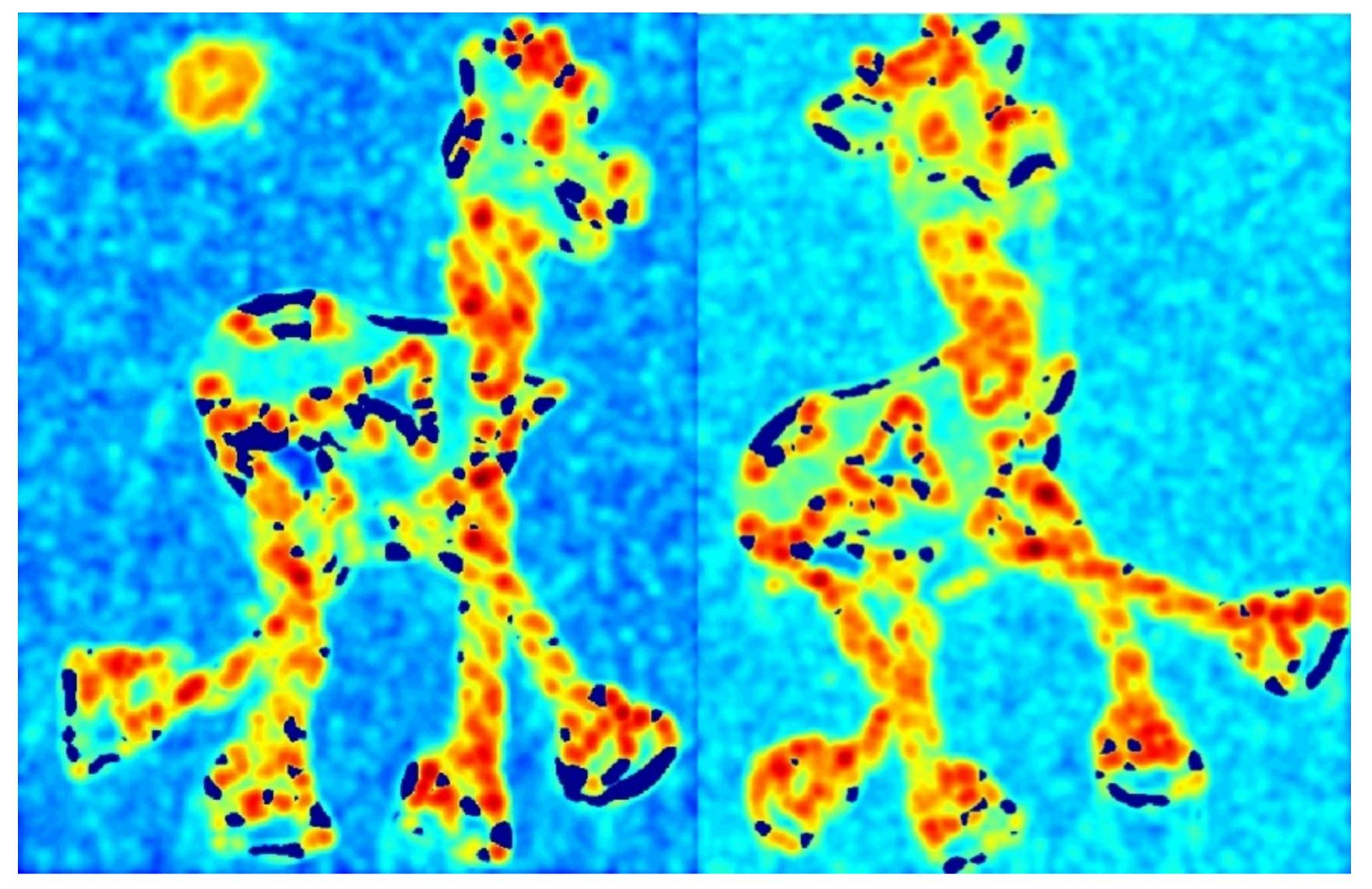
## Algorithme

- Calculer R pour tous les points dans l'image
- Appliquer: R > seuil
- Retenir les maximums locaux seulement

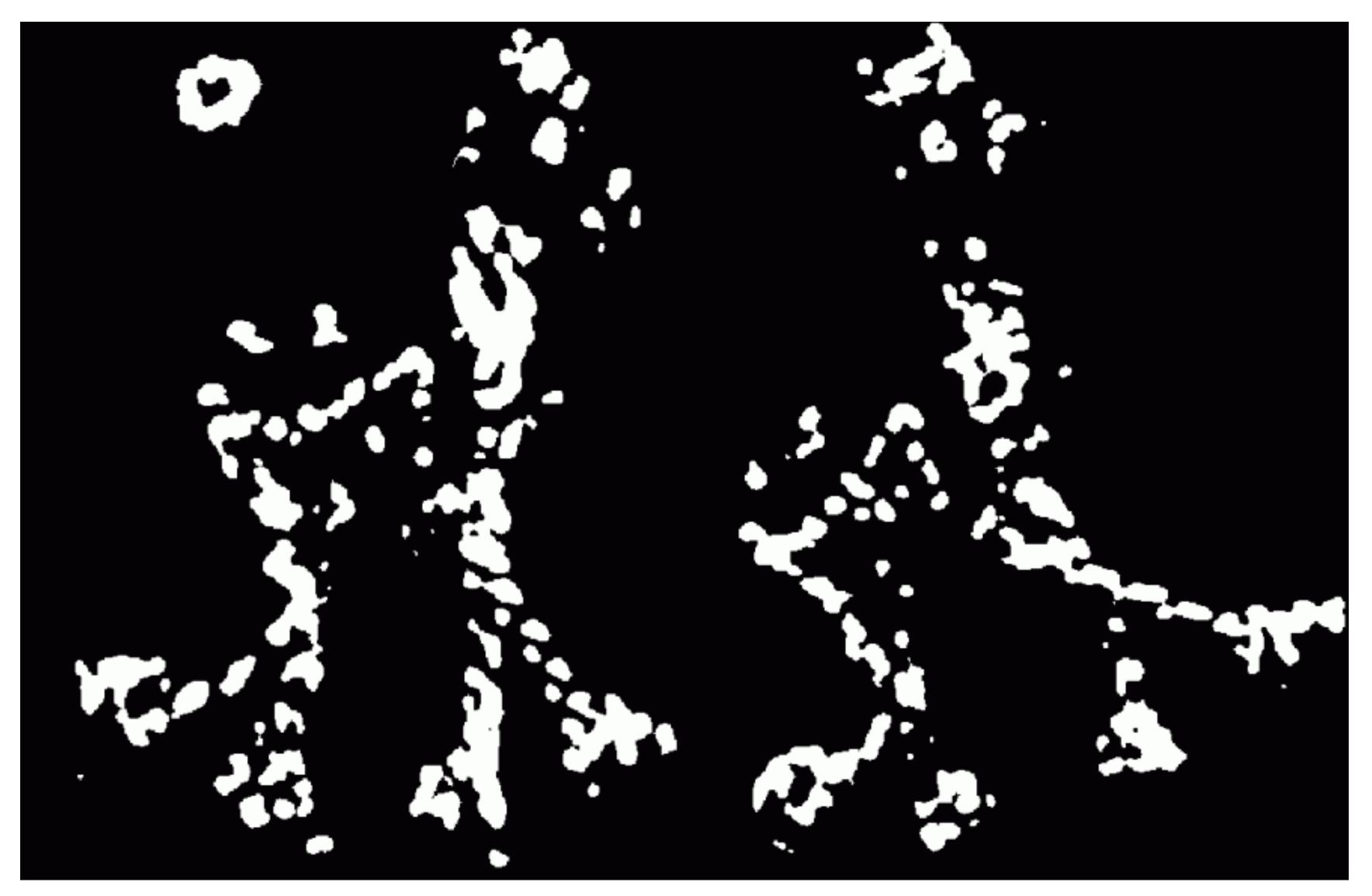
# Exemple: images



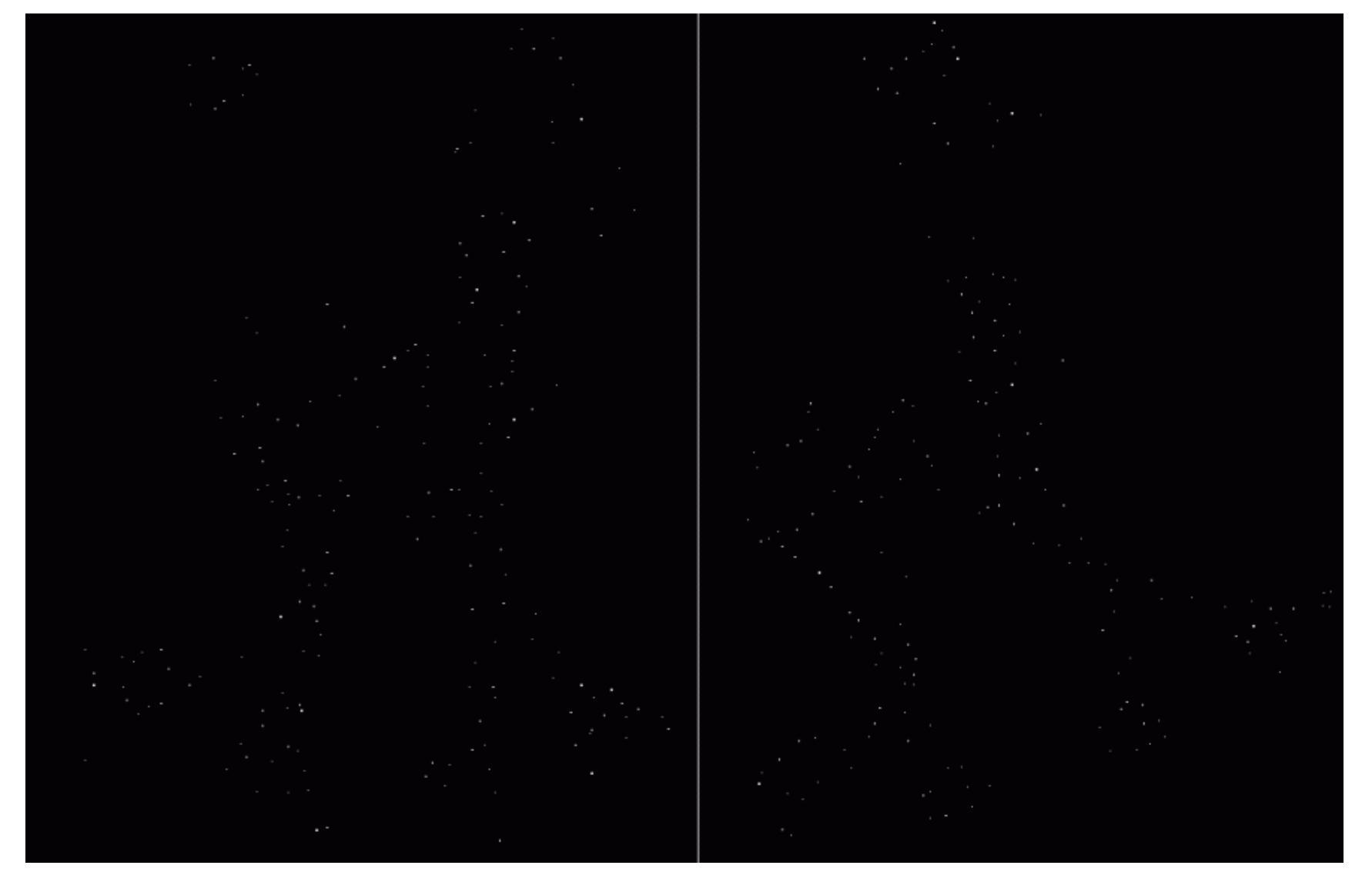
# Exemple: calculer R



## Exemple: appliquer R > seuil



## Exemple: maximum locaux

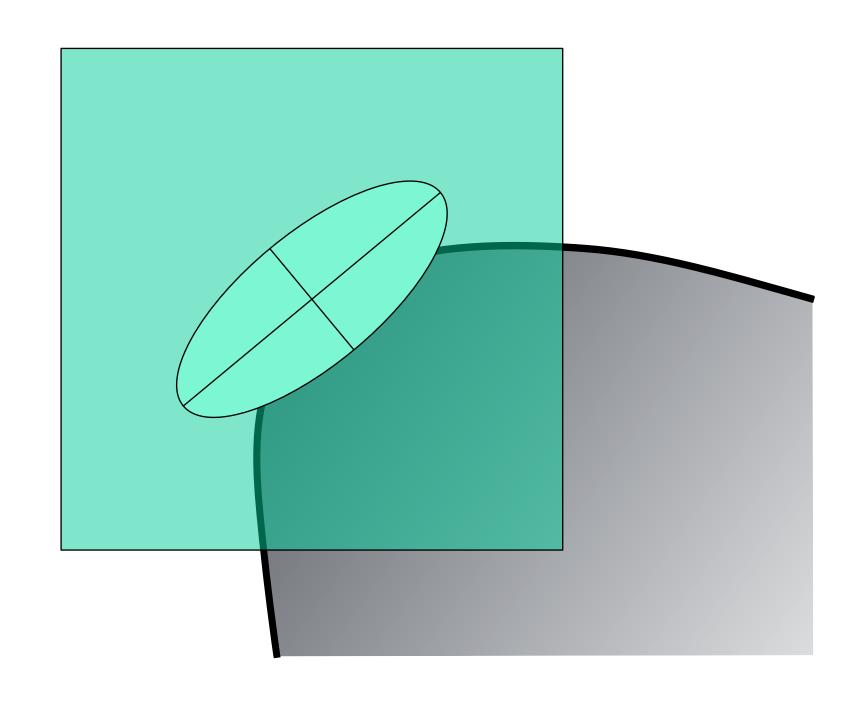


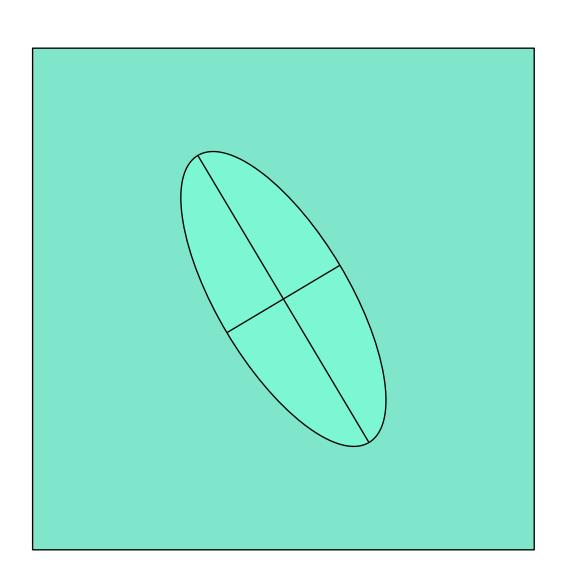
# Exemple : résultats!



## Détecteur de Harris : propriétés

Invariance à la rotation

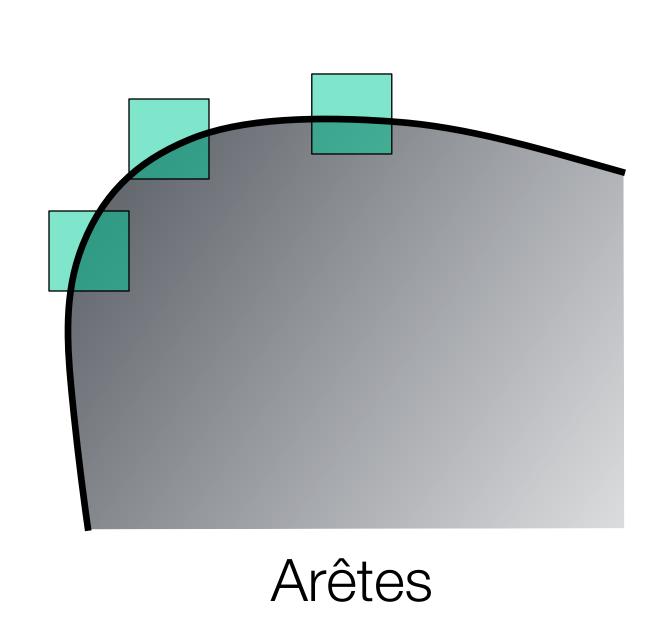


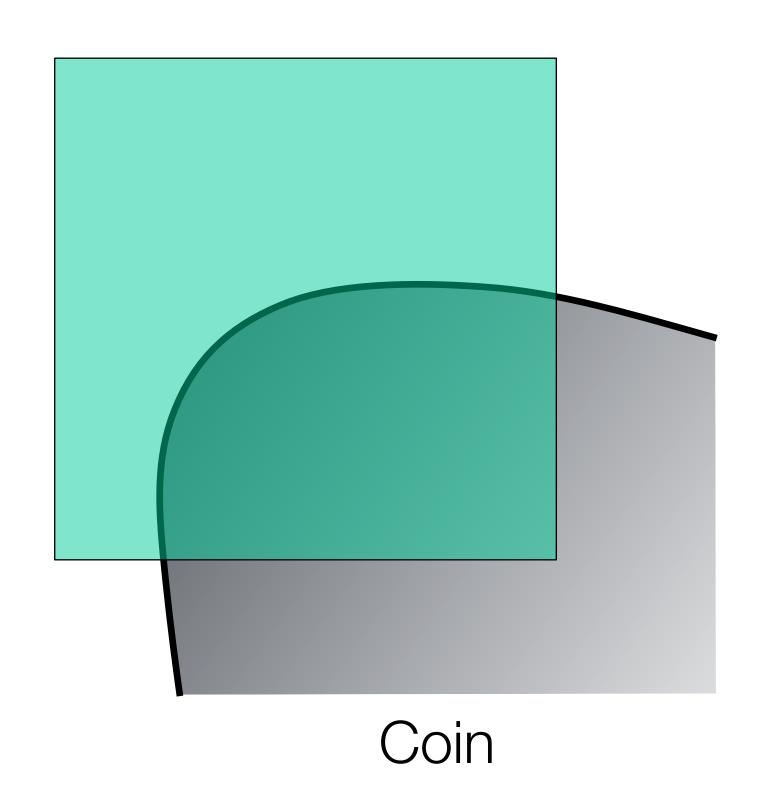


L'ellipse tourne, mais la longueur de ses axes (valeurs propres) restent les mêmes

## Détecteur Harris: propriétés

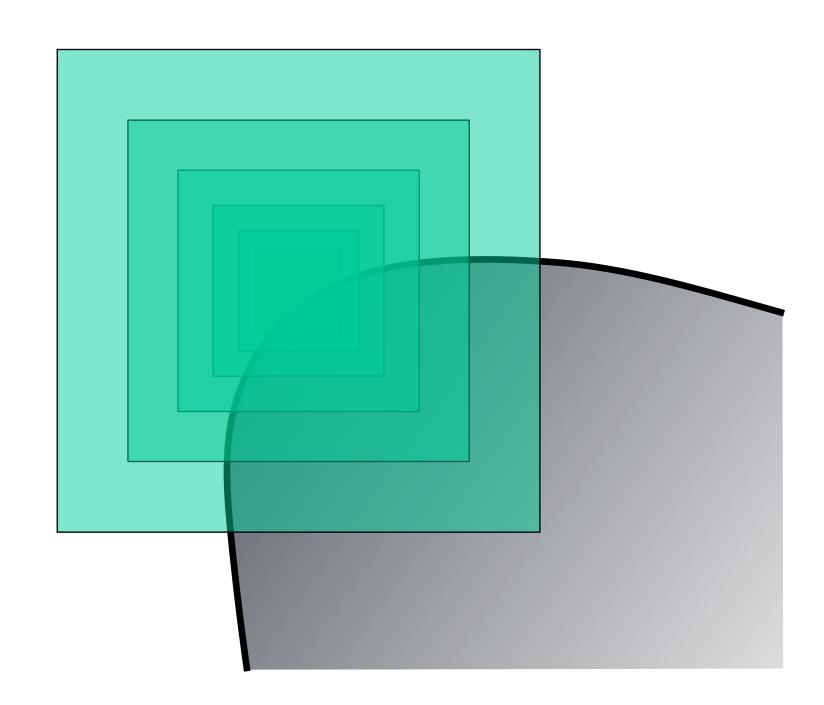
• Dépend de la taille de la fenêtre!





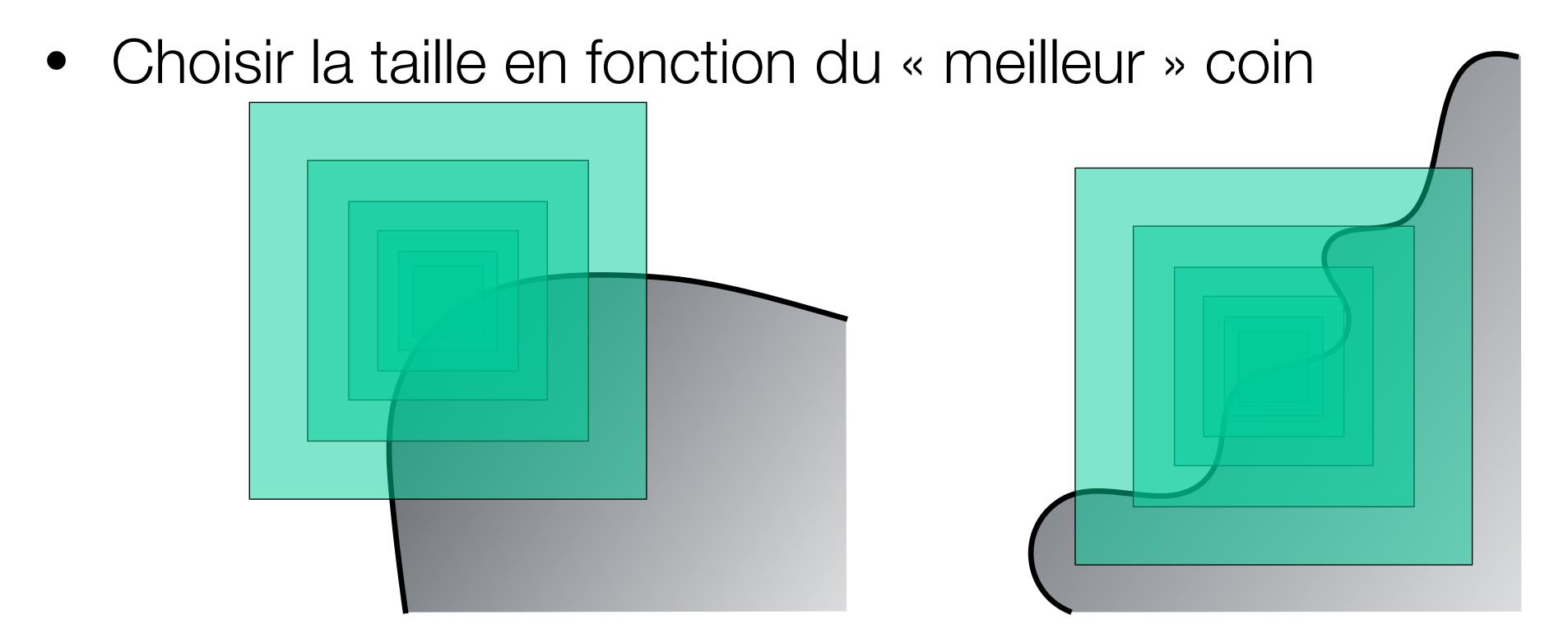
### Invariance à l'échelle

- Calculer réponse sur plusieurs échelles
- Réponse est similaire même si on réduit la taille de l'image



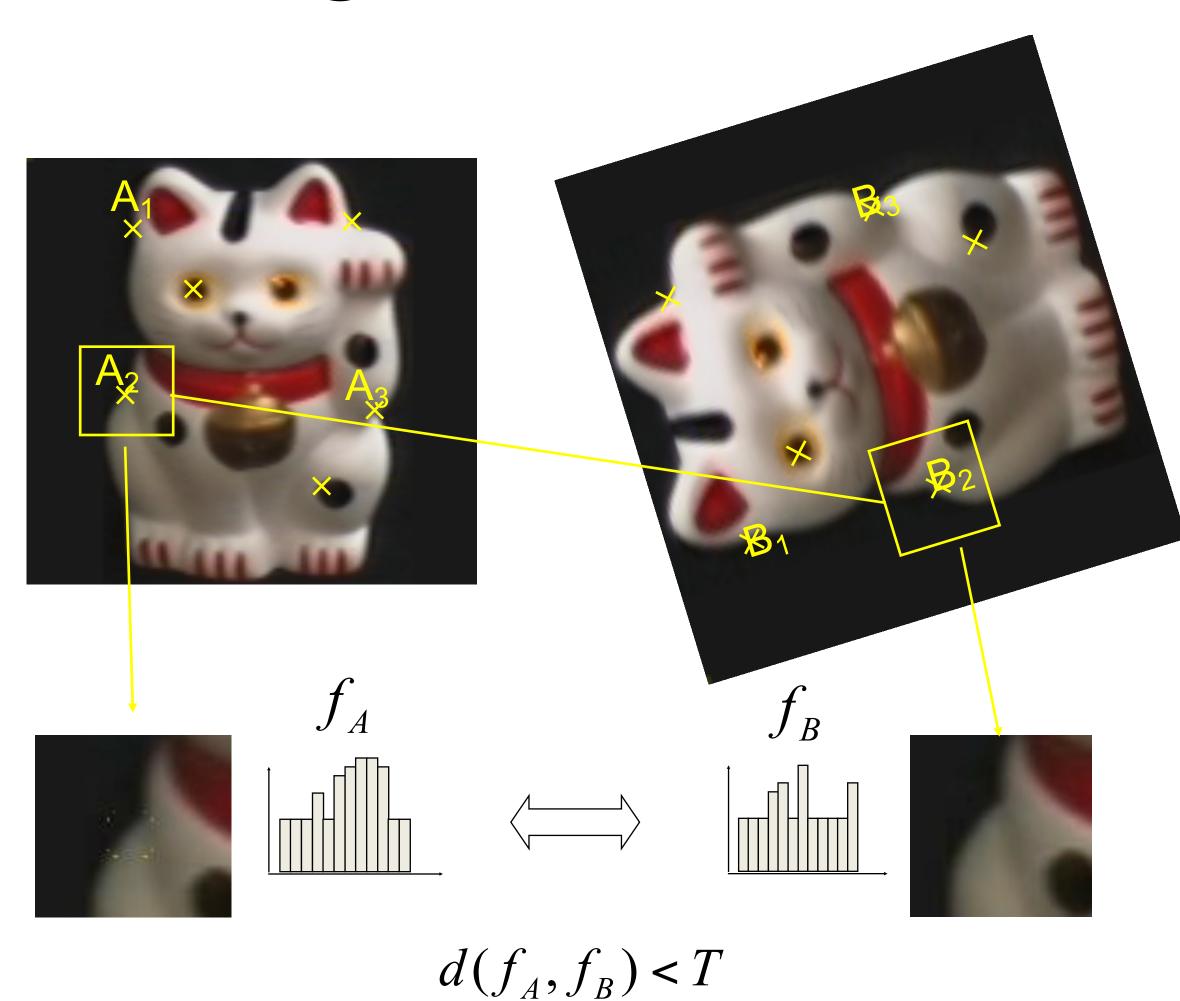
### Invariance à l'échelle

 Problème : comment déterminer la taille de la fenêtre indépendamment pour chaque image?





## Idée générale: points d'intérêt et descripteurs



1. Trouver des points distinctifs

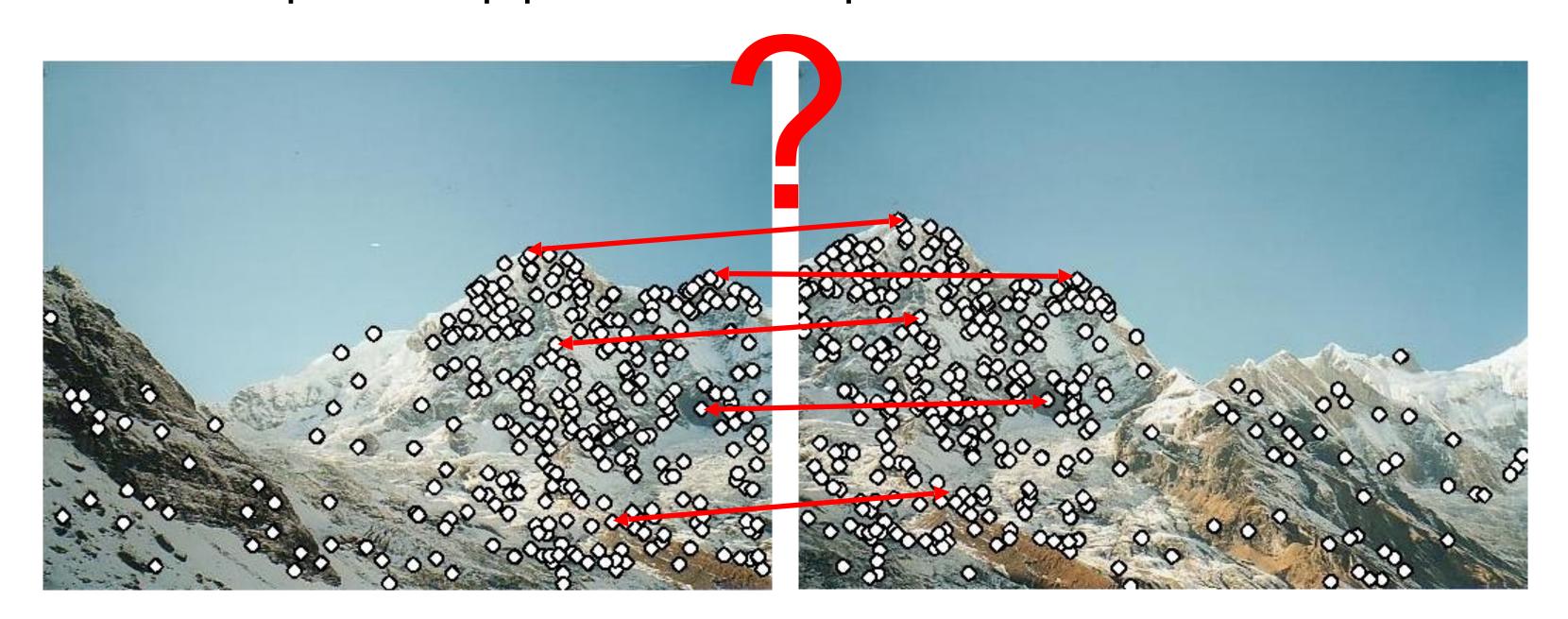
2. Définir une région autour de chaque point

3. Calculer un descripteur de la région

4. Apparier les descripteurs entre les 2 images (de façon robuste)

## Descripteurs

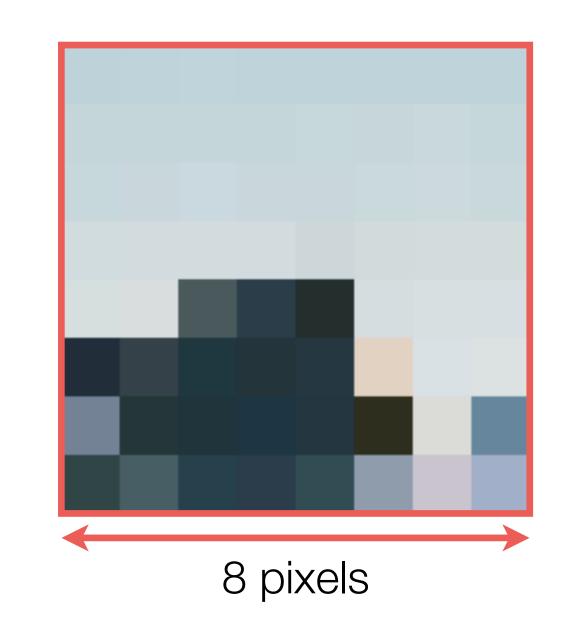
• Comment faire pour apparier nos points d'intérêt?

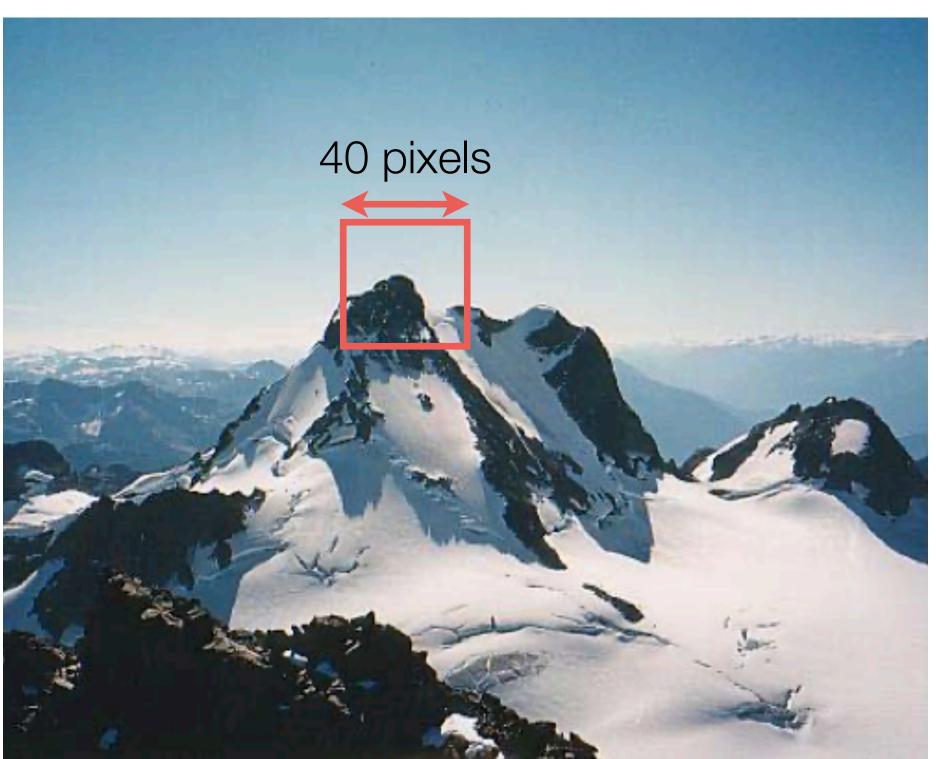


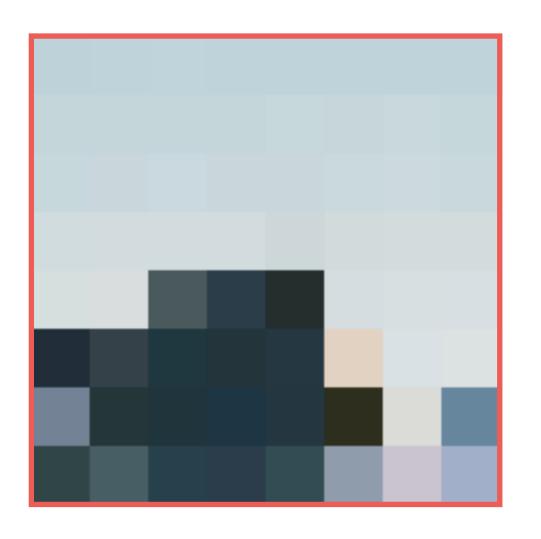
Descripteur doit être: distinct invariant

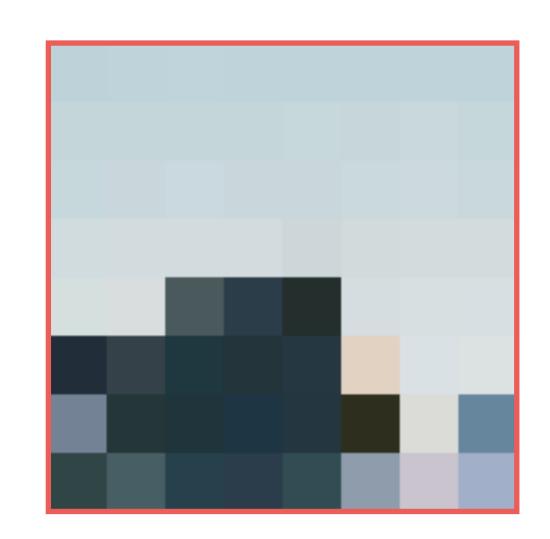
## Descripteur simple: recette

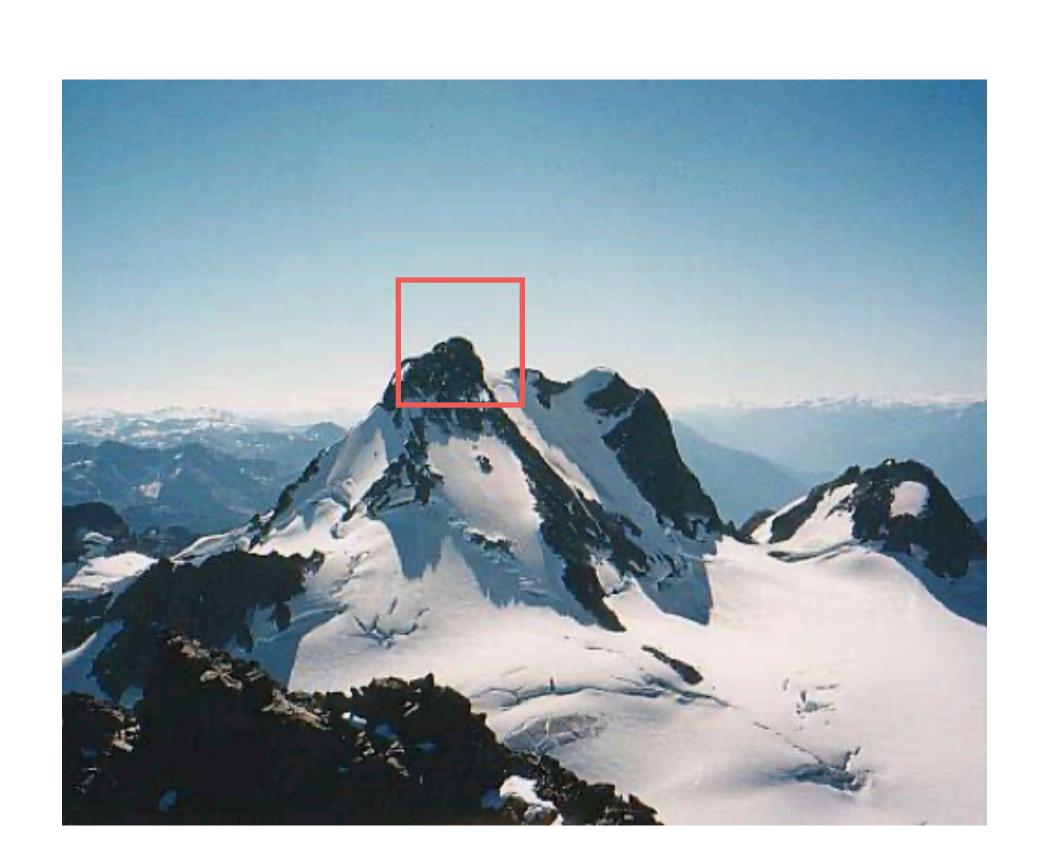
- 1. Calculer une fenêtre de 40 x 40 pixels autour du point d'intérêt
- 2. Sous-échantillonner la fenêtre à 5x l'échelle (donc 8x8)

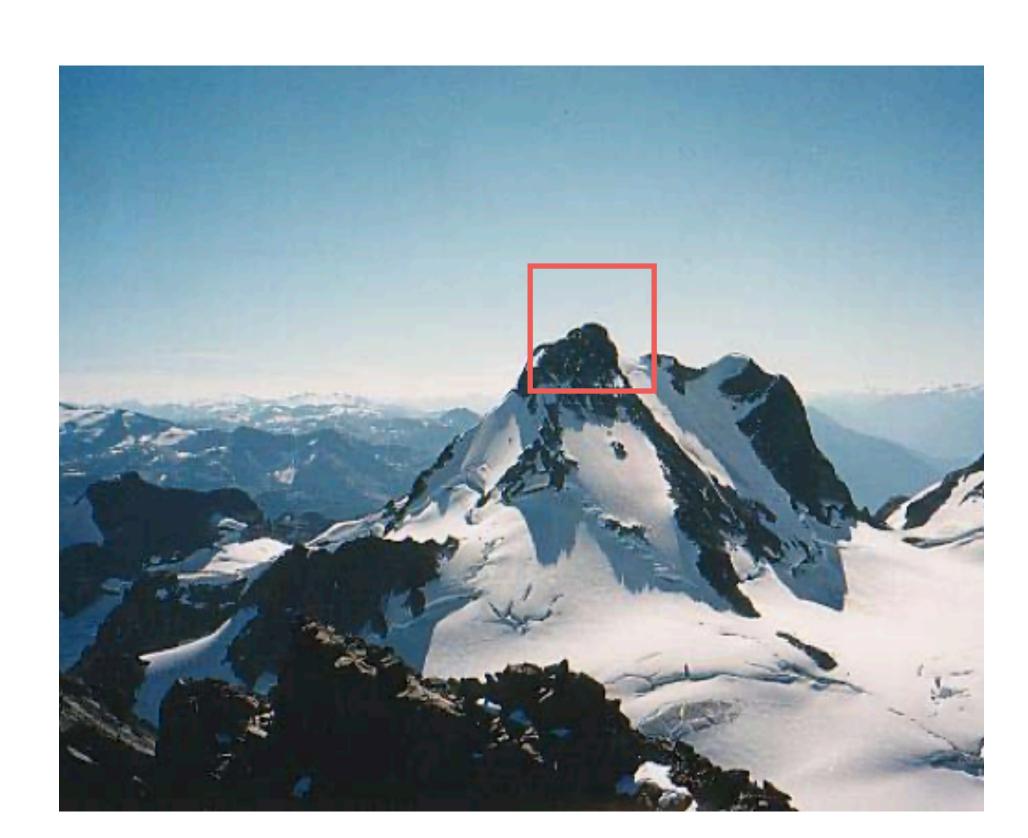


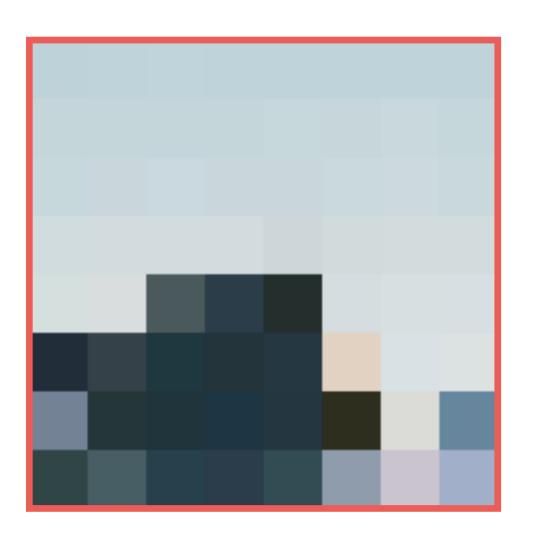


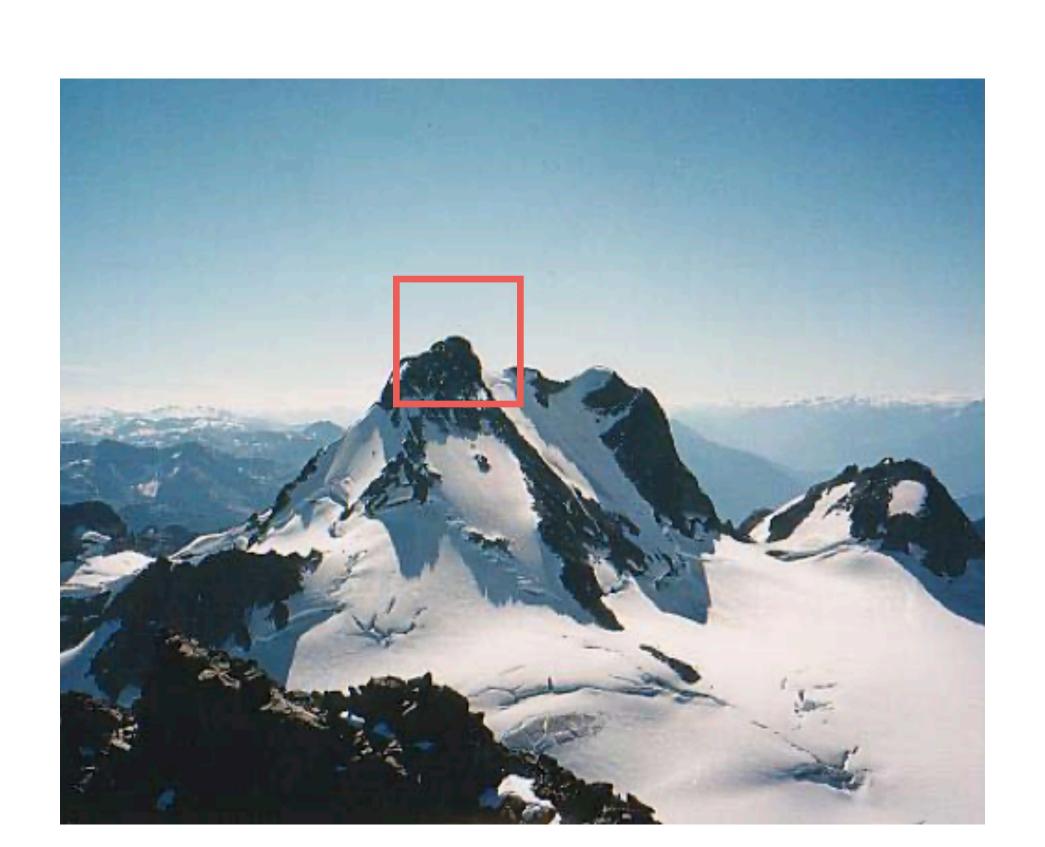


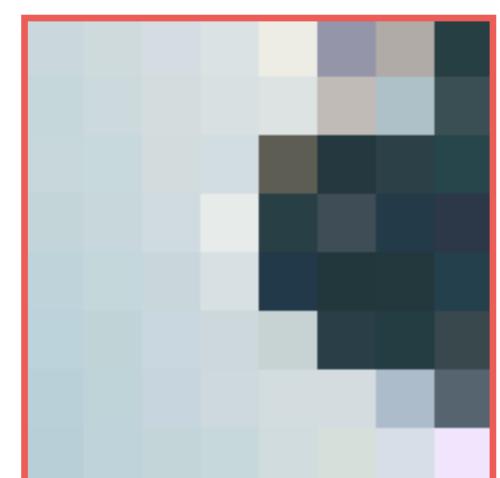


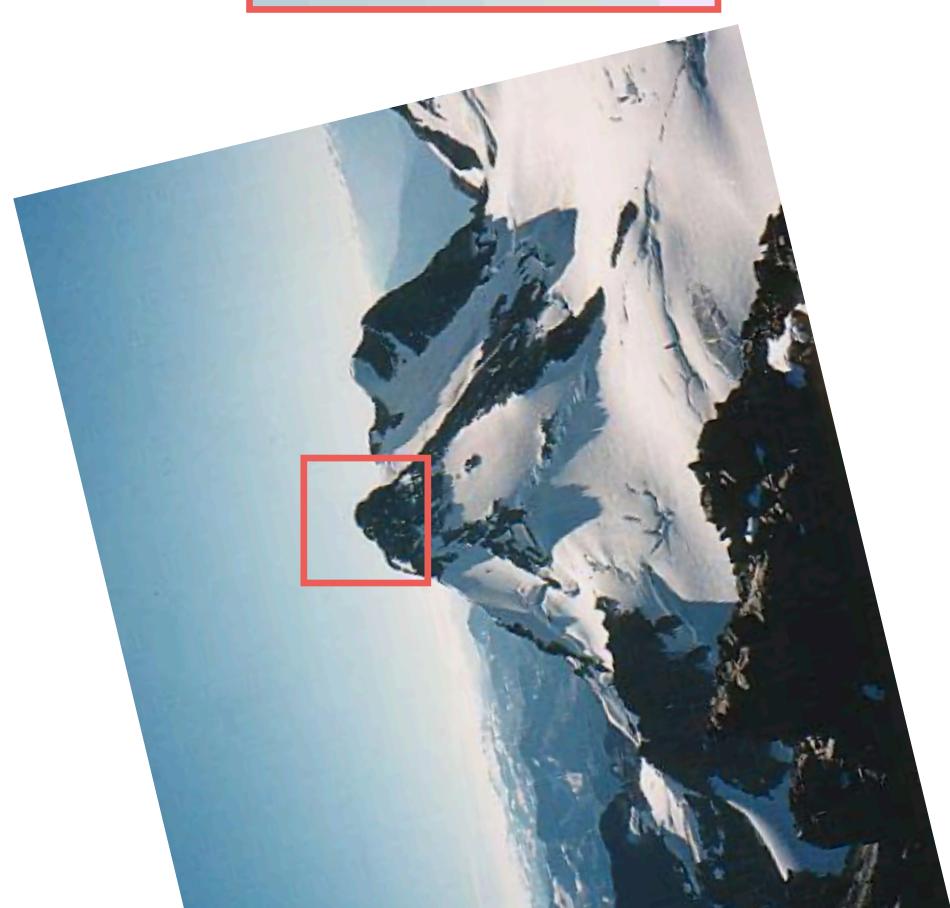






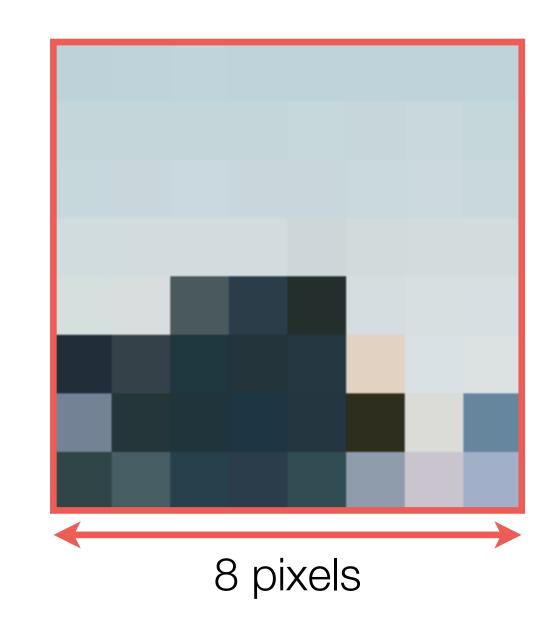


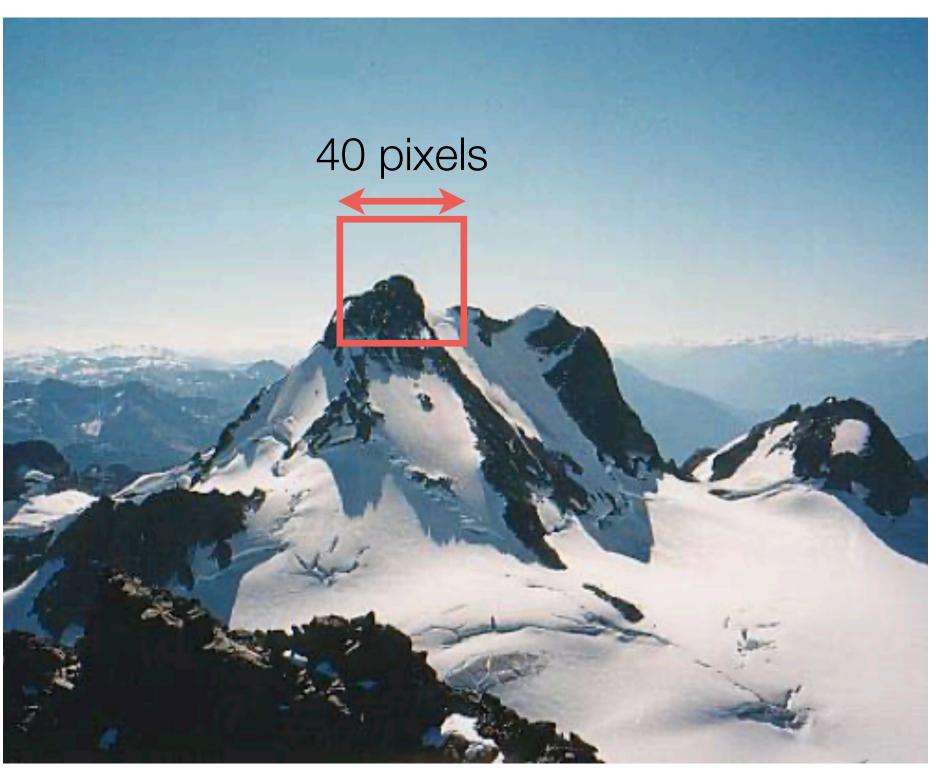


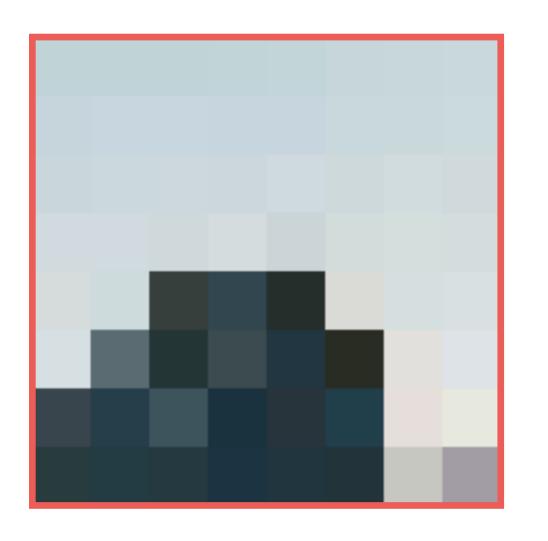


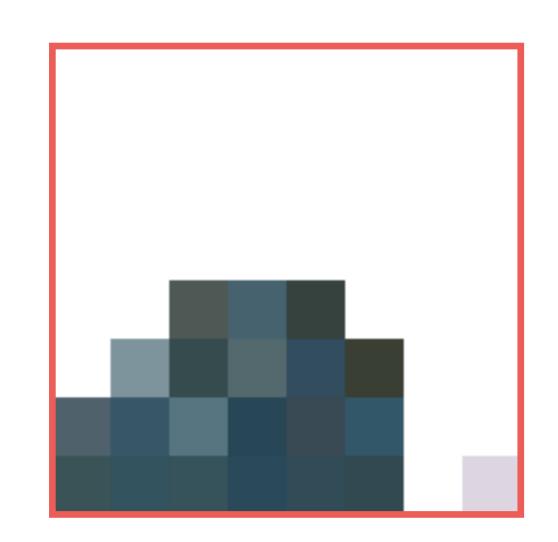
### Descripteur simple: recette

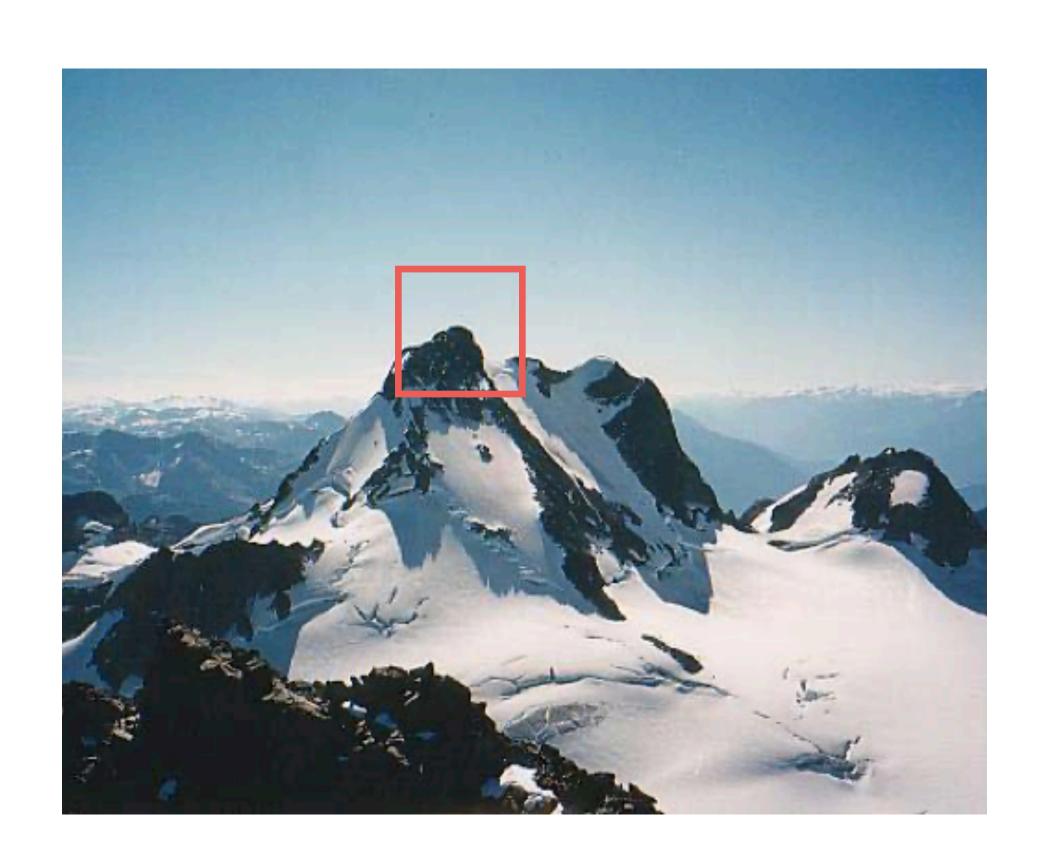
- 1. Calculer une fenêtre de 40 x 40 pixels autour du point d'intérêt
- 2. Appliquer une rotation selon l'angle du gradient à ce pixel
- 3. Sous-échantillonner la fenêtre à 5x l'échelle (donc 8x8)









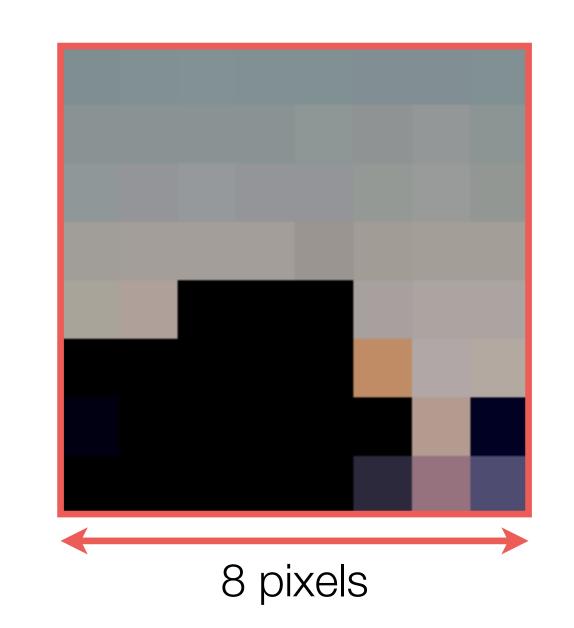


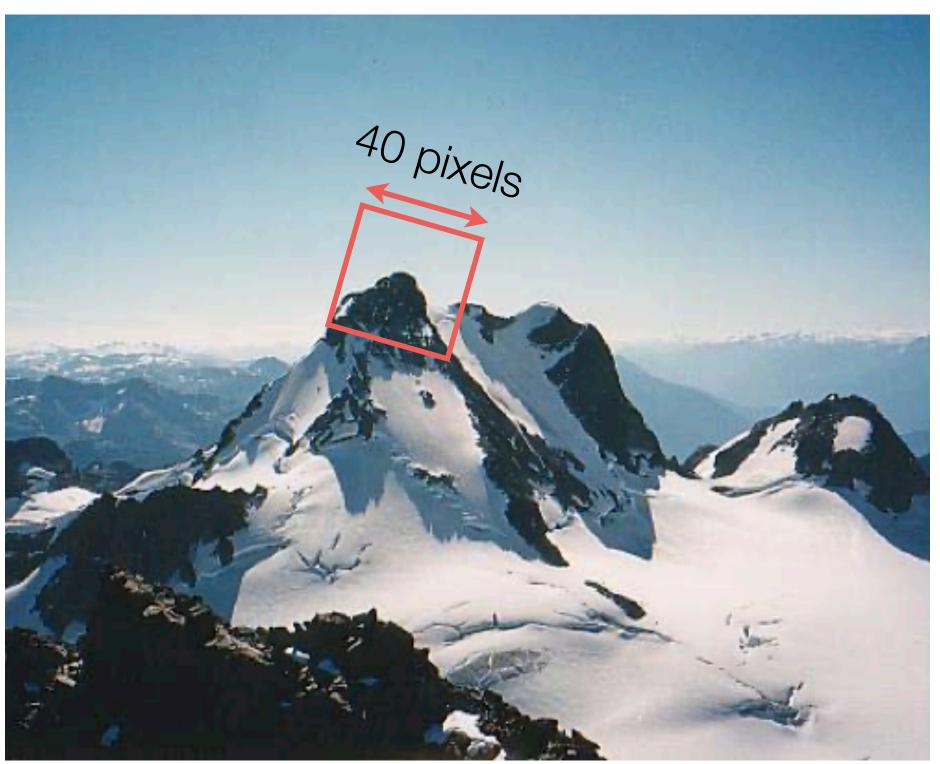


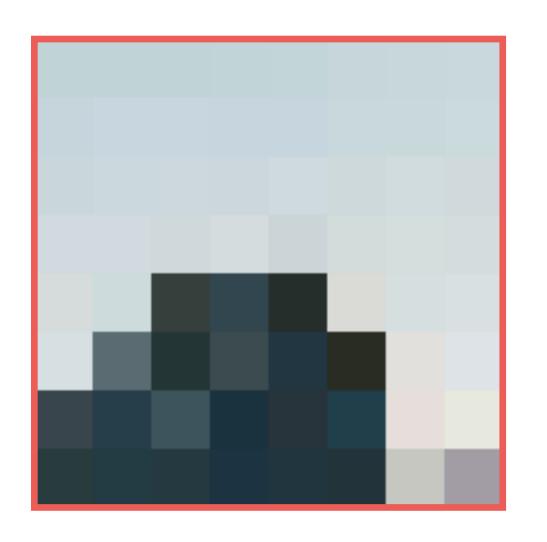
#### Descripteur simple: recette

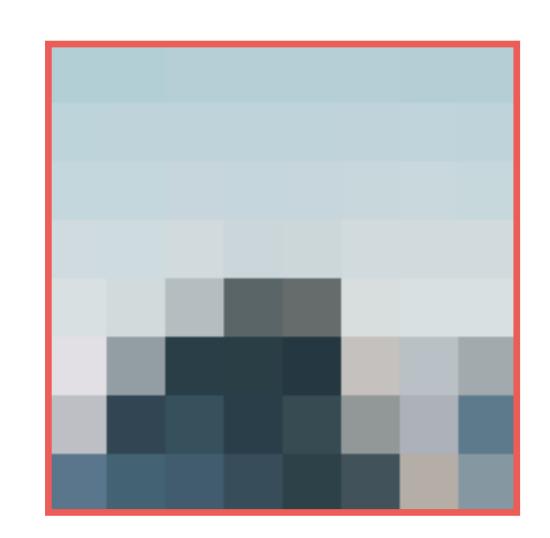
- 1. Calculer une fenêtre de 40 x 40 pixels autour du point d'intérêt
- 2. Appliquer une rotation selon l'angle du gradient à ce pixel
- 3. Sous-échantillonner la fenêtre à 5x l'échelle (donc 8x8)

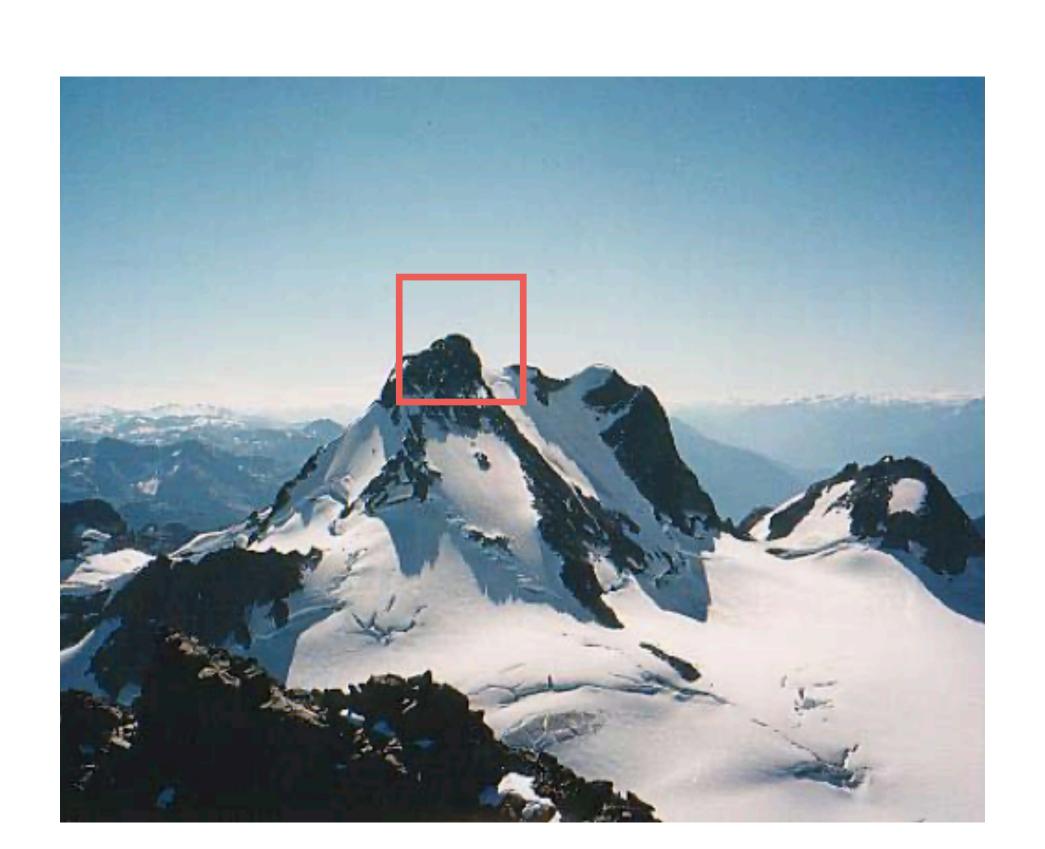
4. Normaliser : 
$$l' = \frac{l - \mu}{\sigma}$$









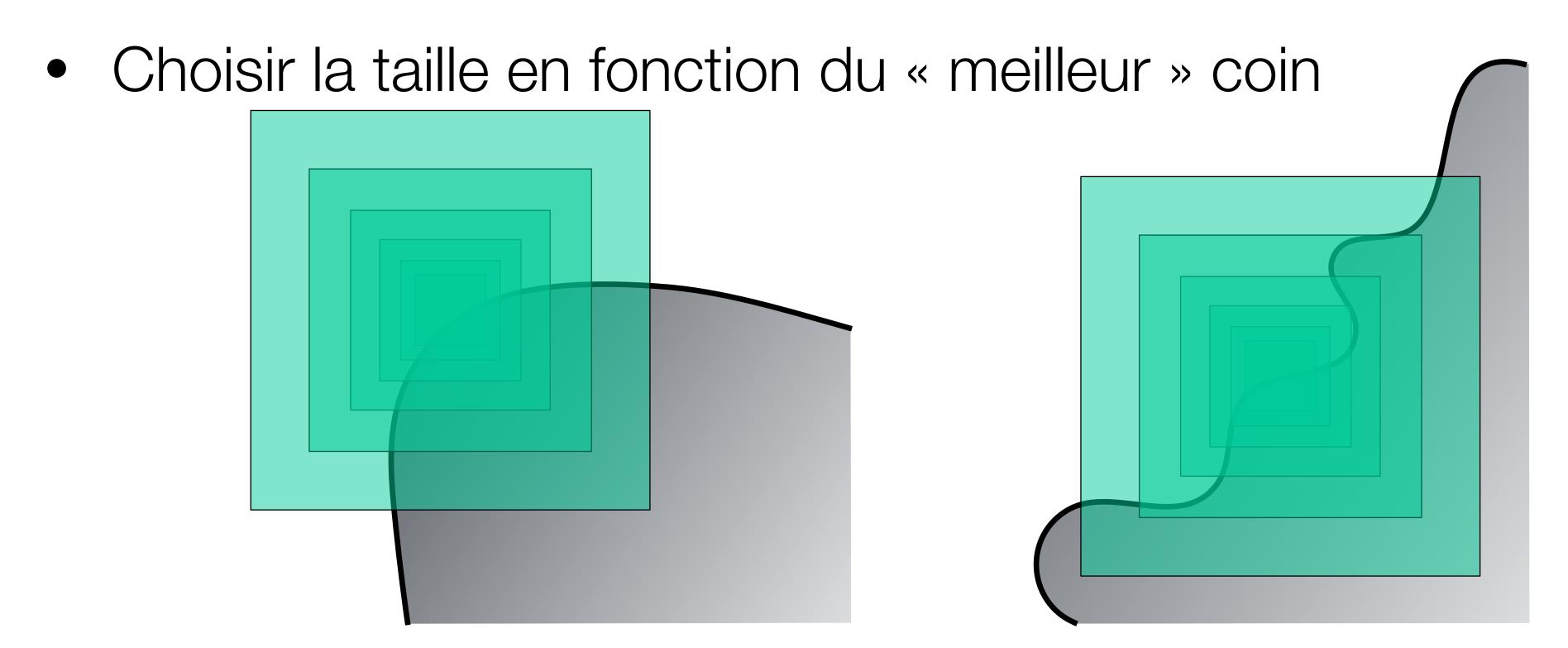






#### Invariance à l'échelle

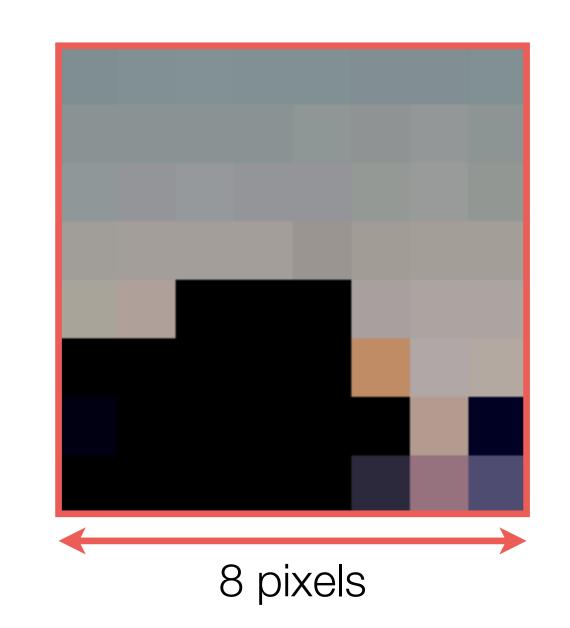
• Problème : comment déterminer la taille de la fenêtre indépendamment pour chaque image?

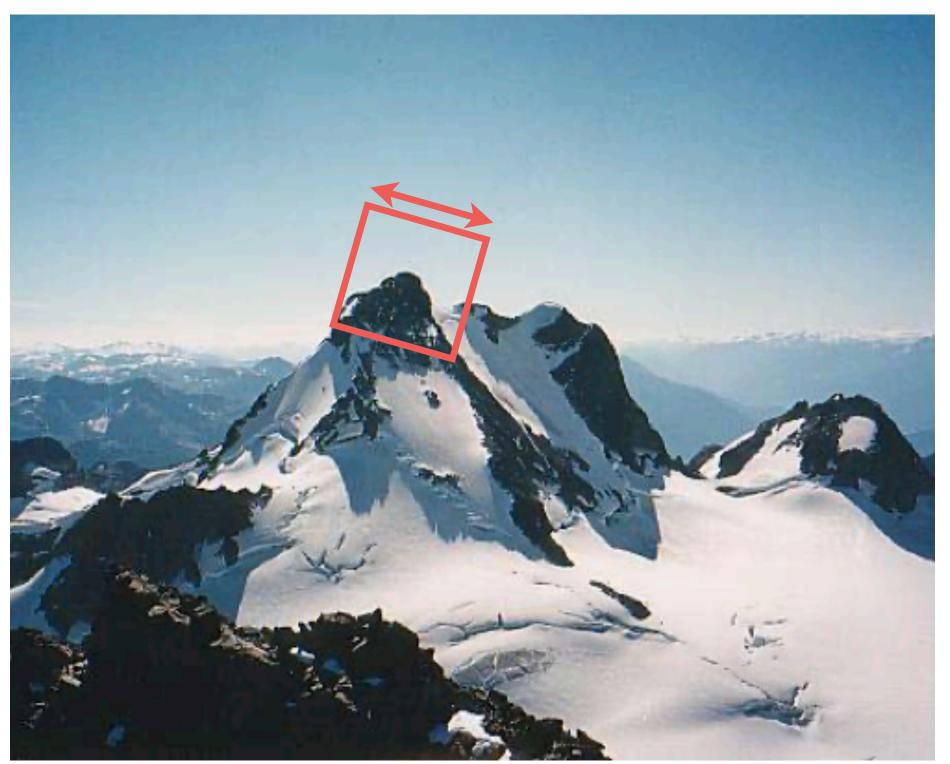


#### Descripteur simple: recette

- Calculer une fenêtre de taille proportionnelle à l'échelle donnée par le détecteur de Harris autour du point d'intérêt
- 2. Appliquer une rotation selon l'angle du gradient à ce pixel
- 3. Sous-échantillonner la fenêtre à 5x l'échelle (donc 8x8)

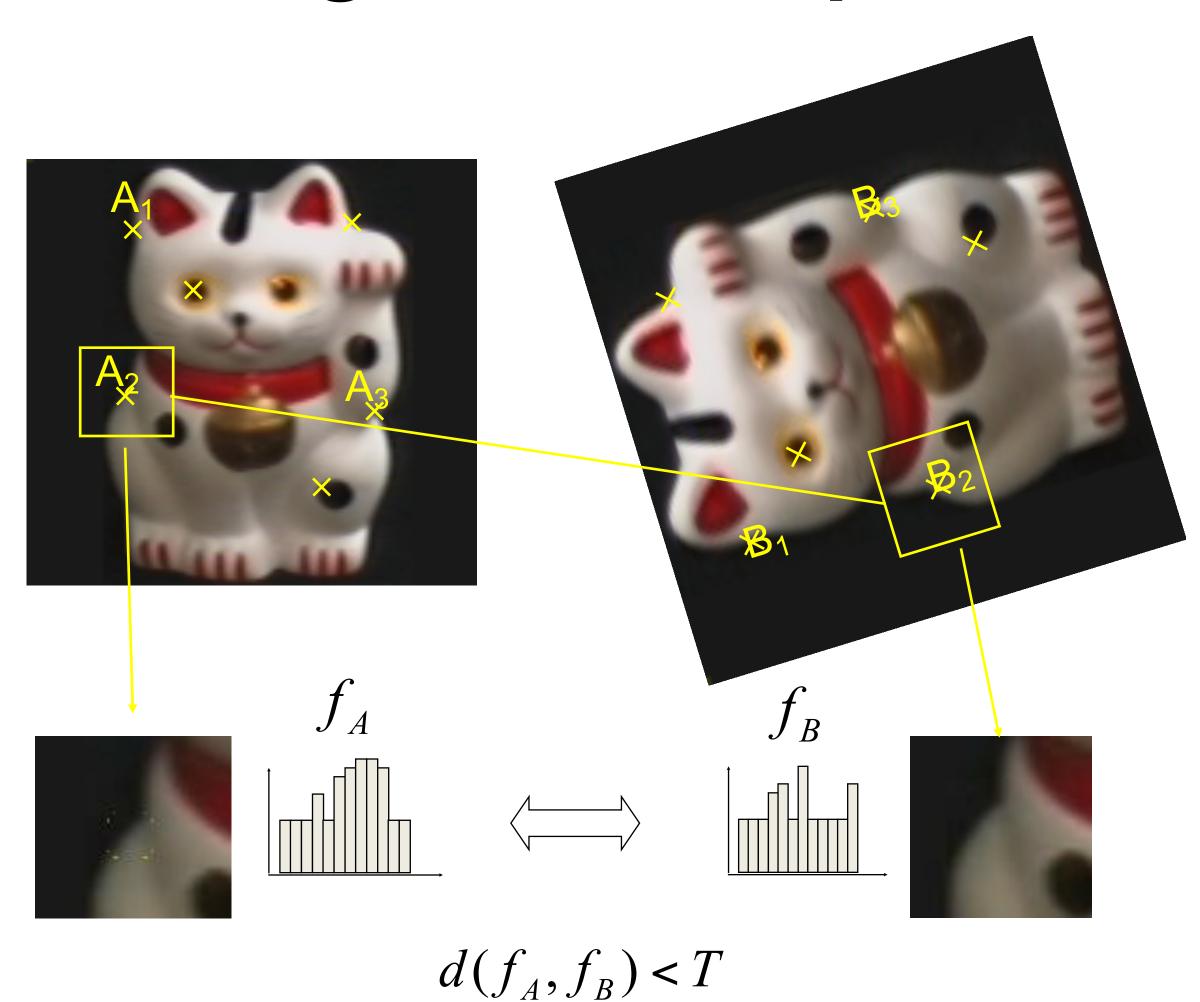
4. Normaliser : 
$$l' = \frac{l - \mu}{\sigma}$$







# Idée générale: points d'intérêt et descripteurs



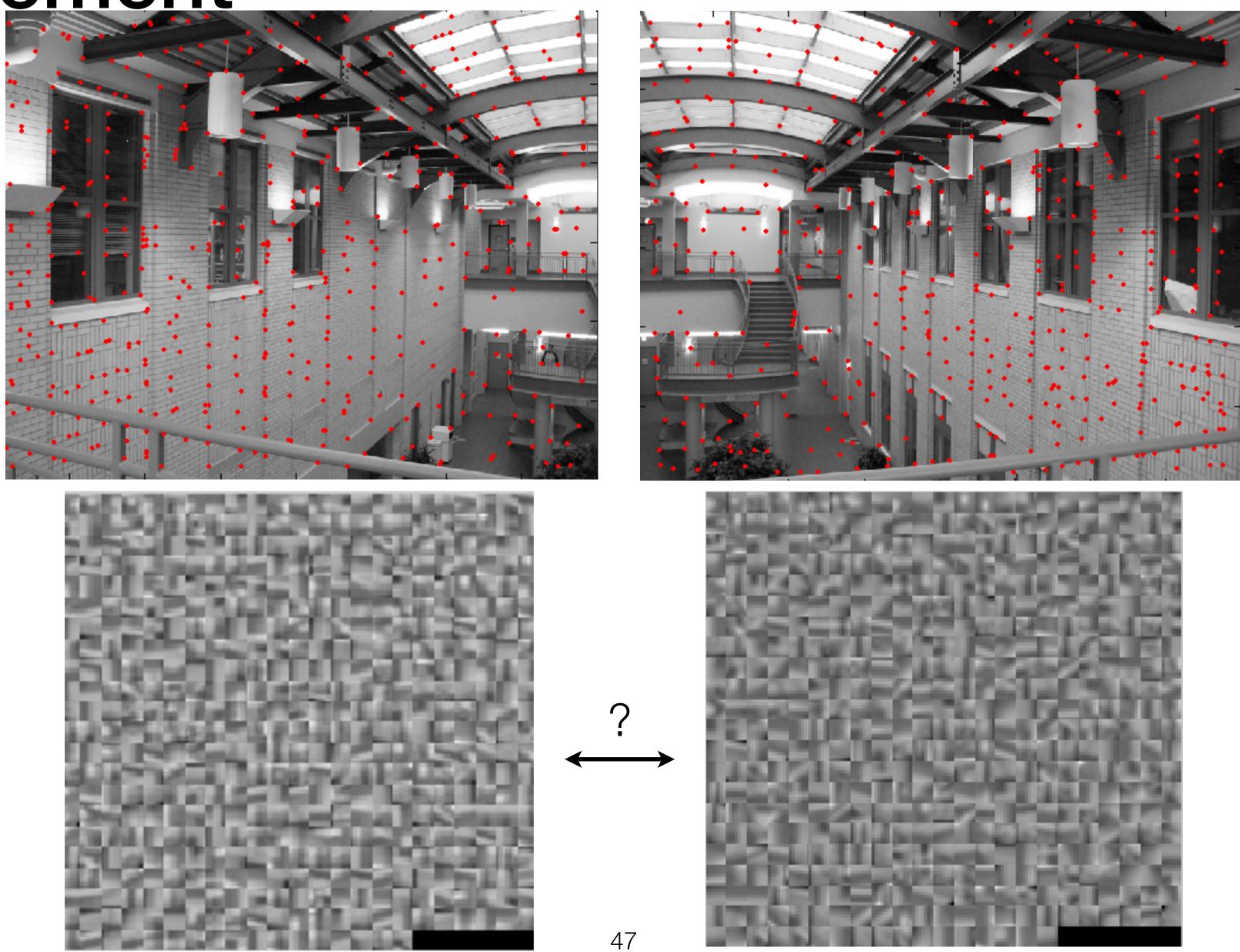
1. Trouver des points distinctifs

2. Définir une région autour de chaque point

3. Calculer un descripteur de la région

4. Apparier les descripteurs entre les 2 images (de façon robuste)

Appariement

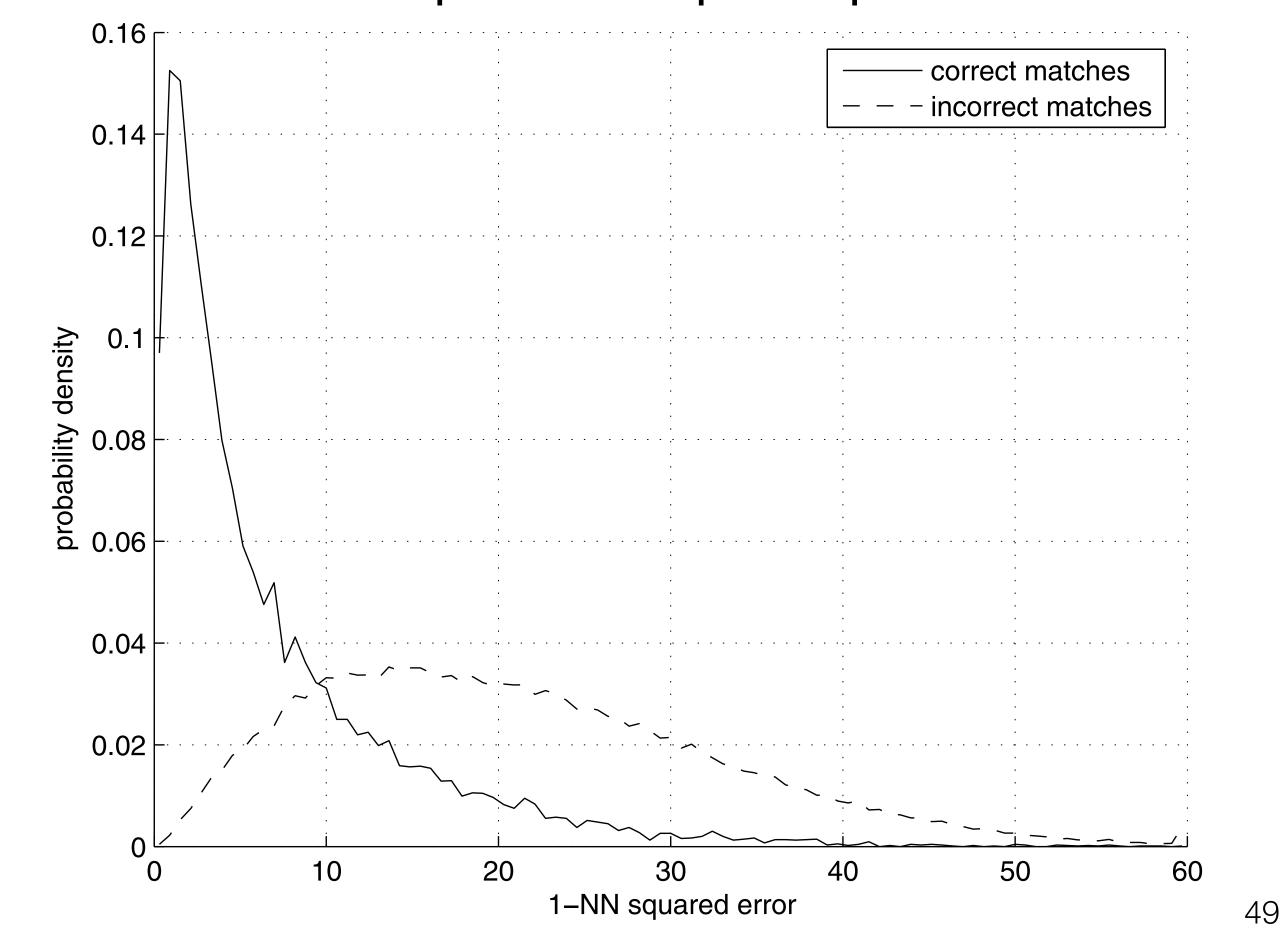


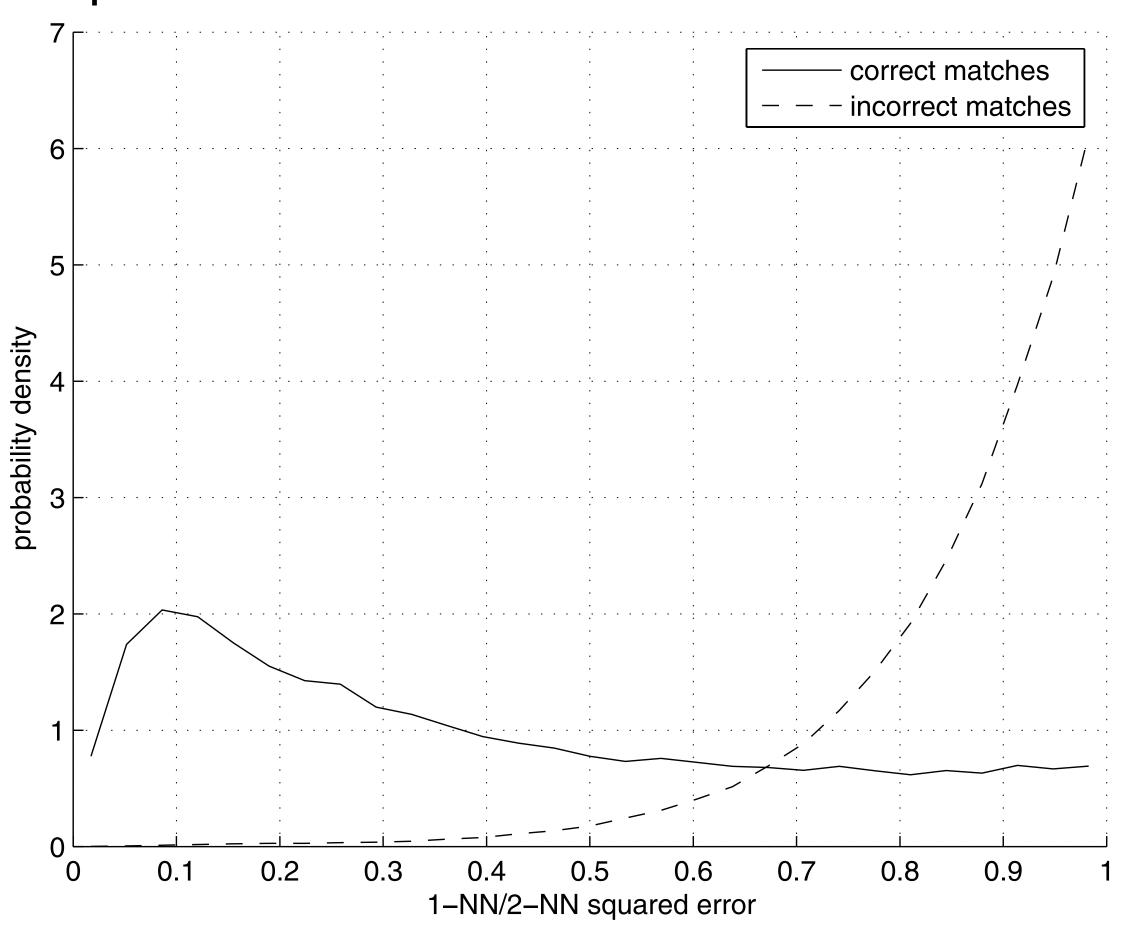
### Appariement

- Recherche exhaustive
  - Comparer chaque point à tous les points dans l'autre image et appliquer un seuil sur la différence
- Pour être plus efficace : kd-tree et variantes

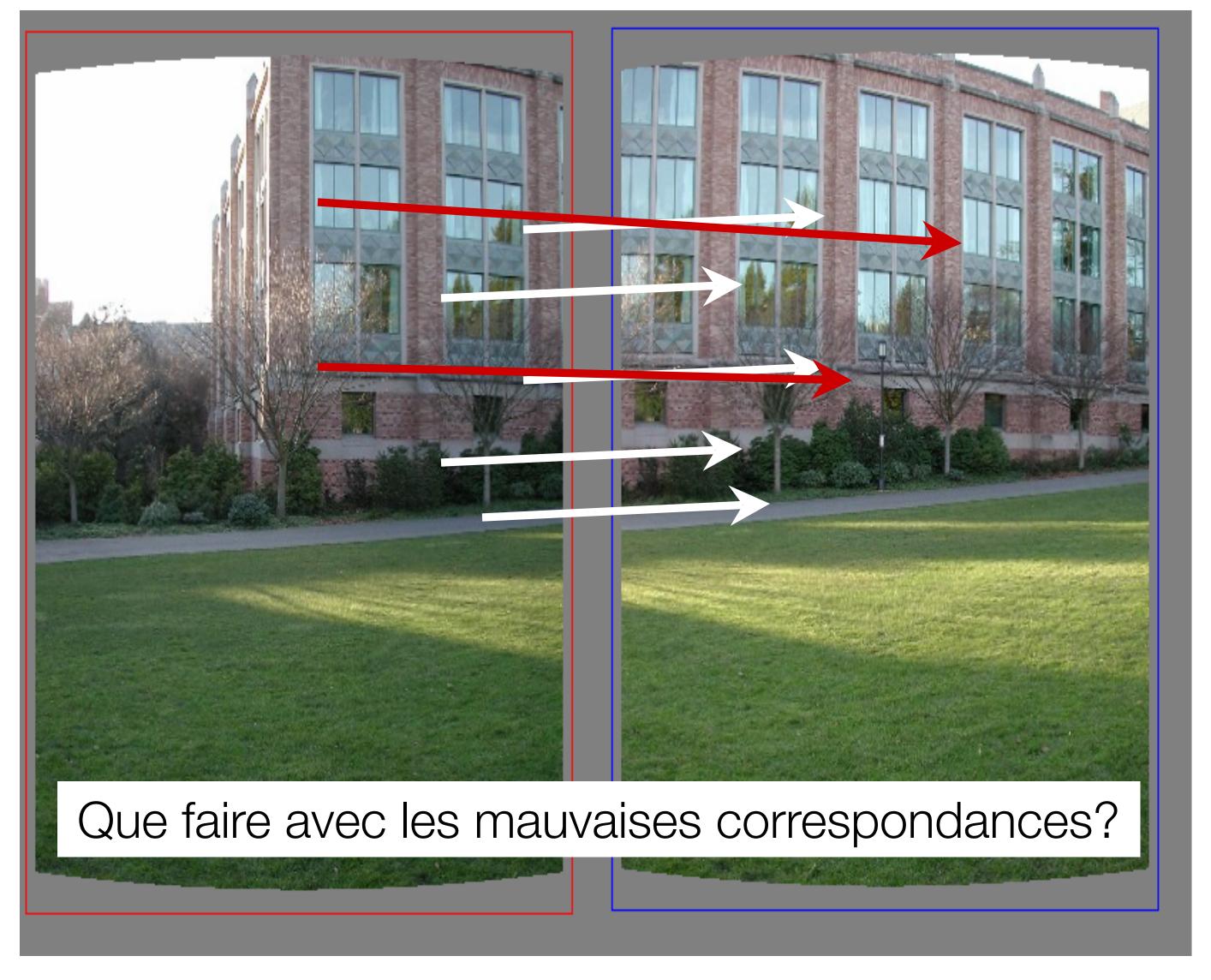
#### Appariement

• En pratique : calculer le ratio de la distance par rapport au descripteur le plus près sur le 2e plus près

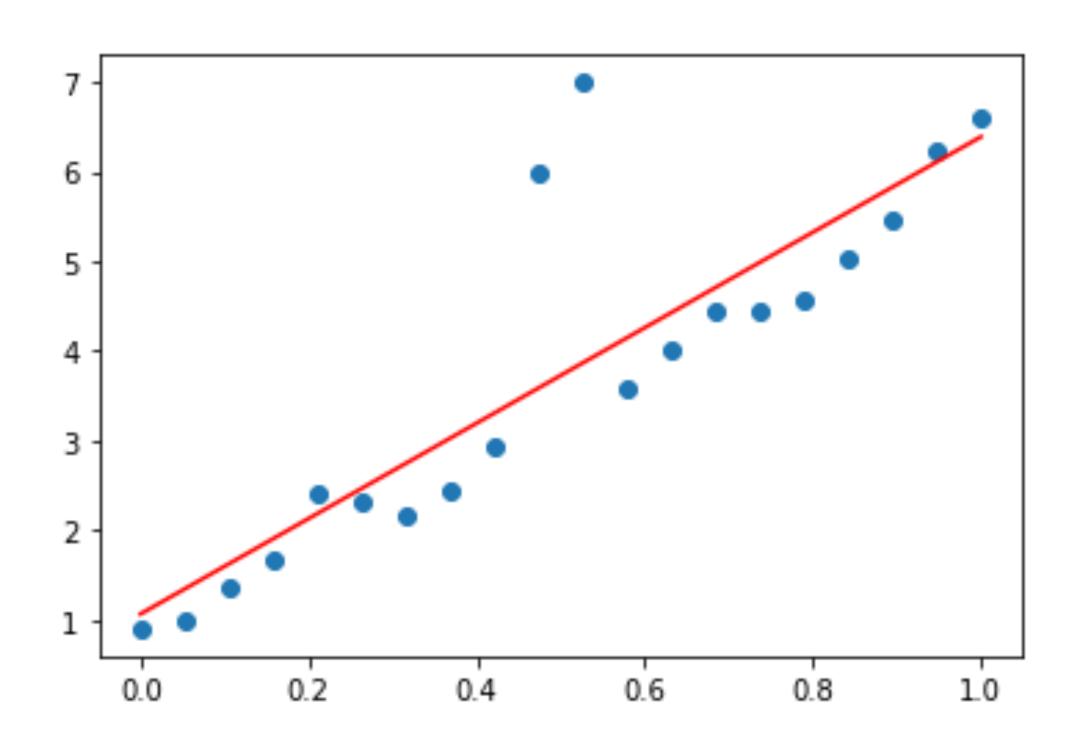




# Appariement: aberrations



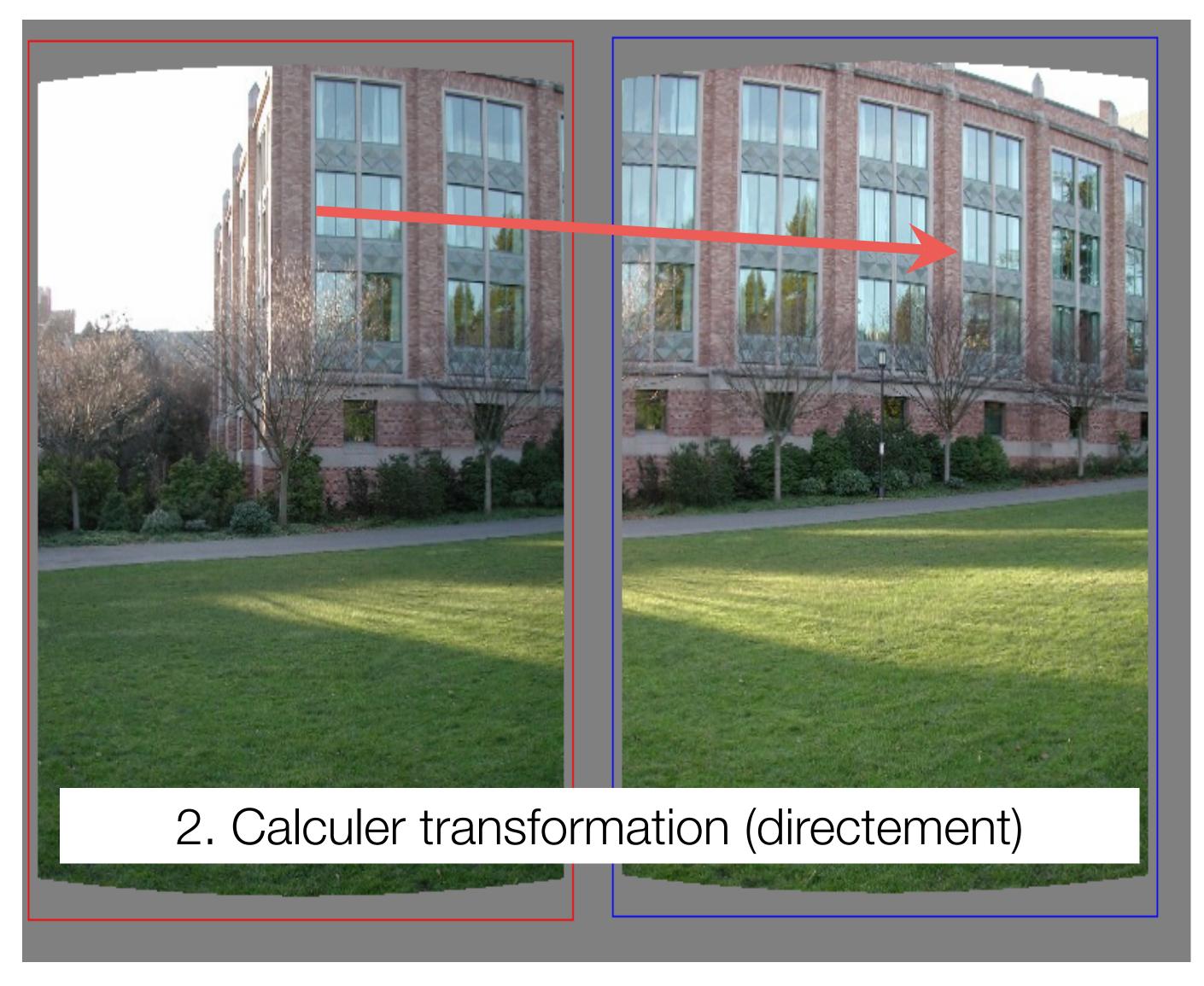
#### Données aberrantes

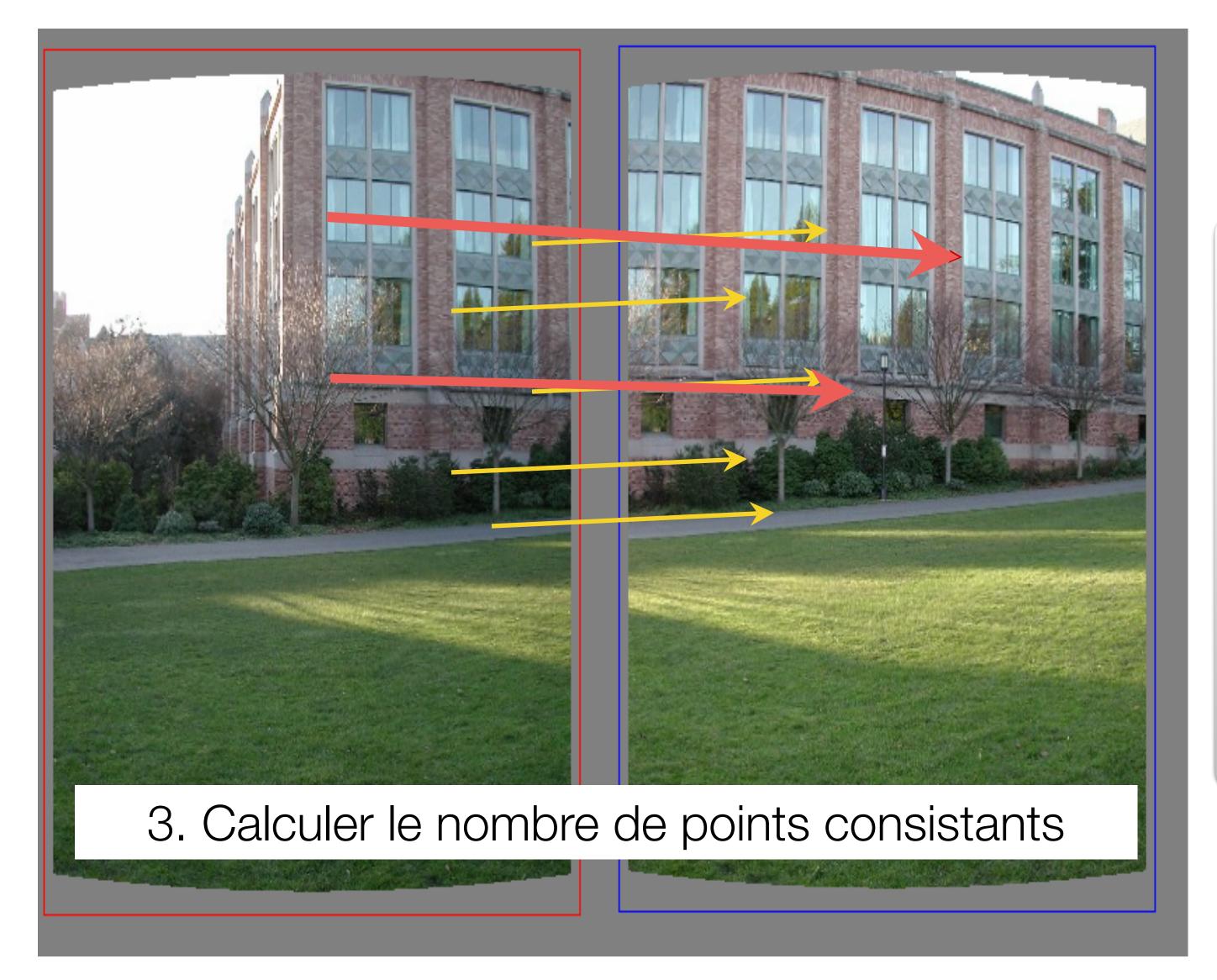


Aussi connu sous le nom de « Essayer toutes sortes de choses au hasard jusqu'à ce que ça marche »



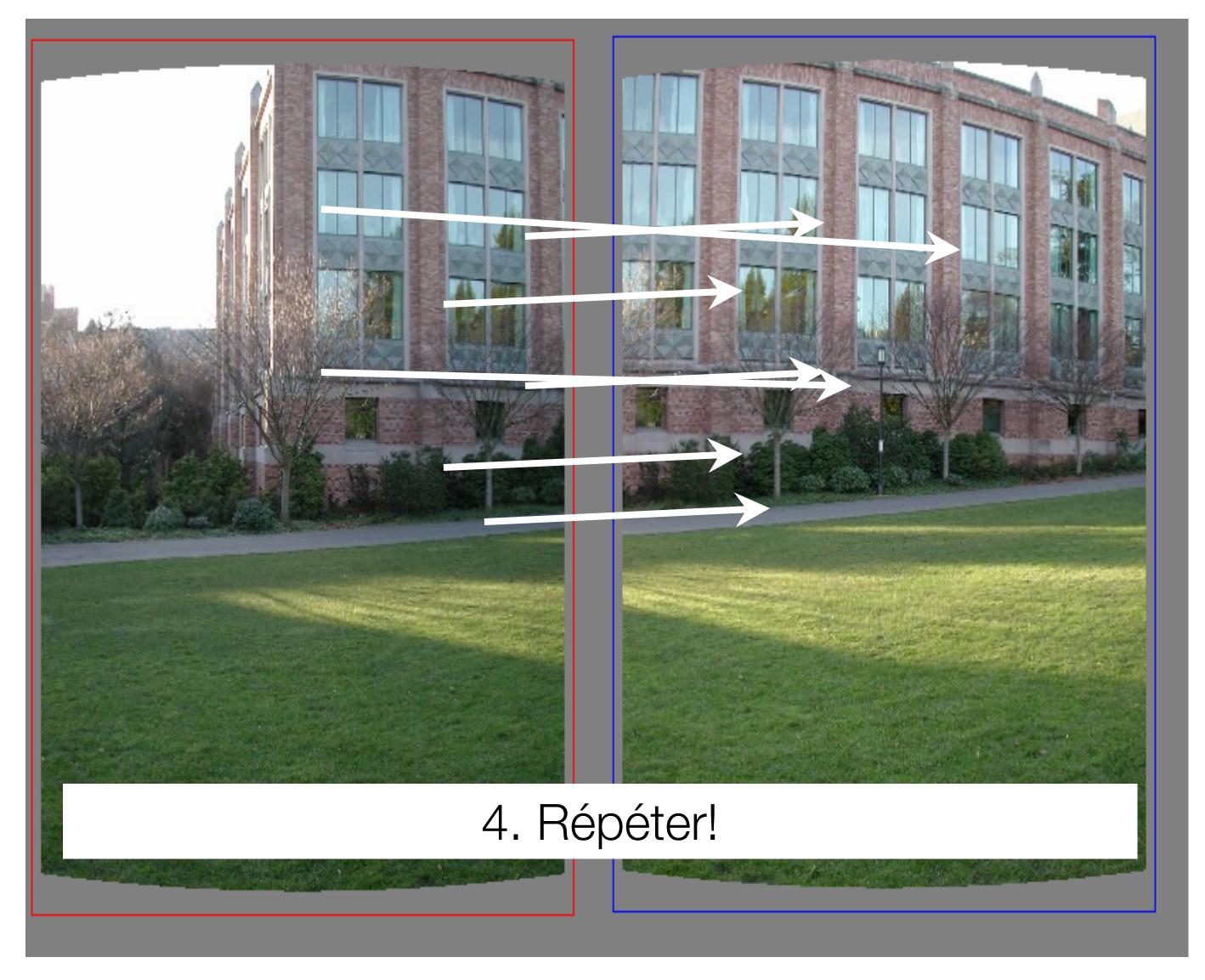


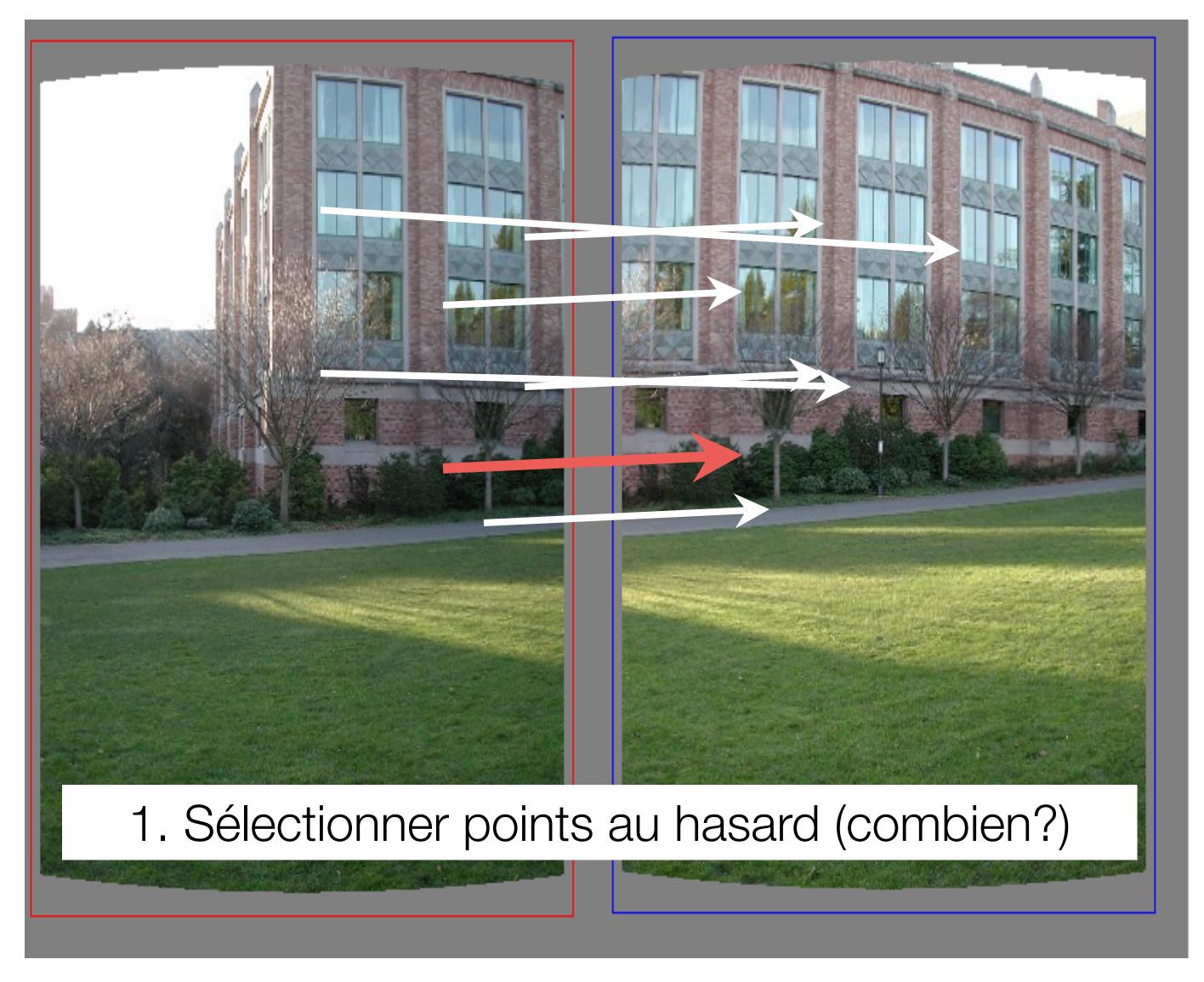


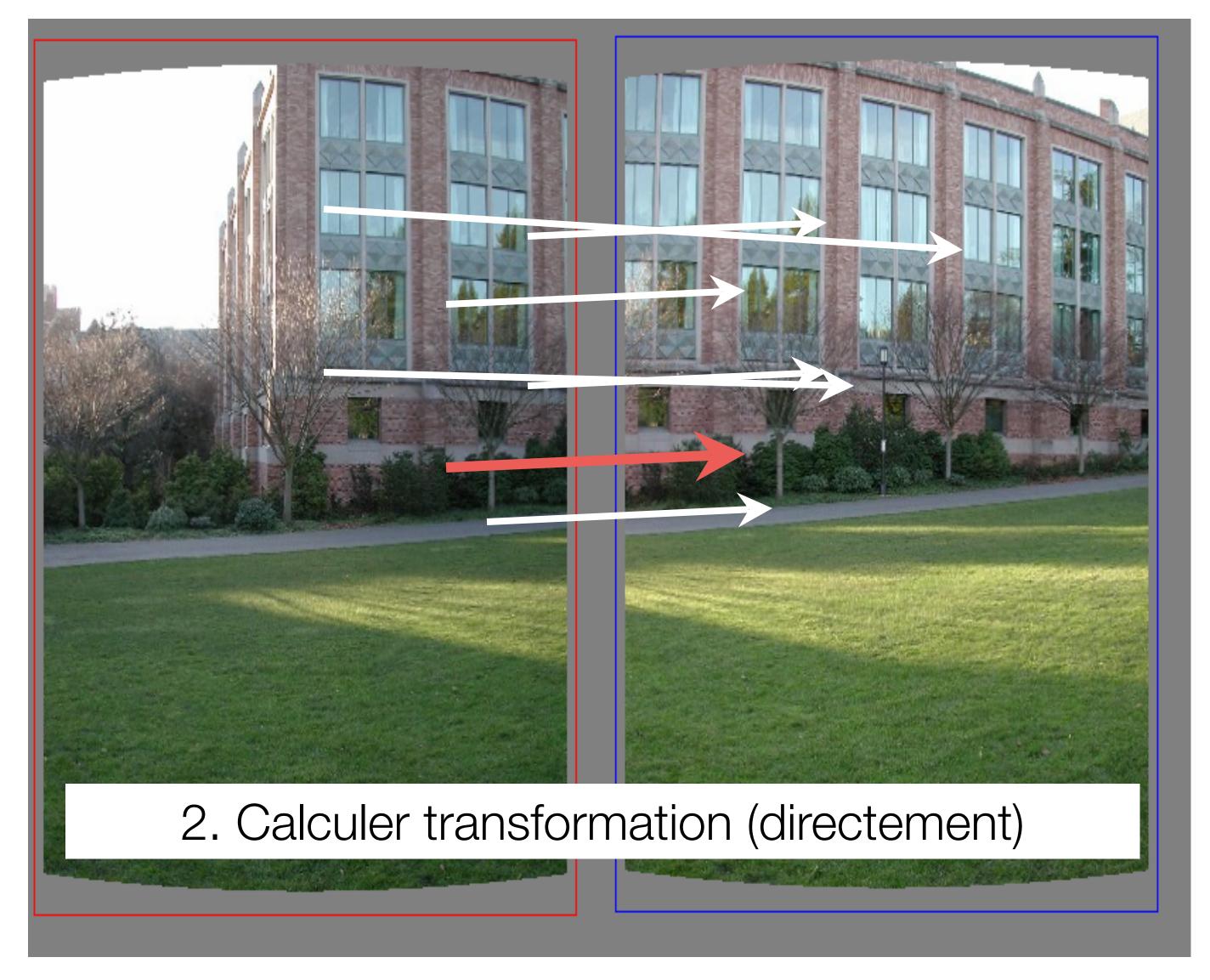


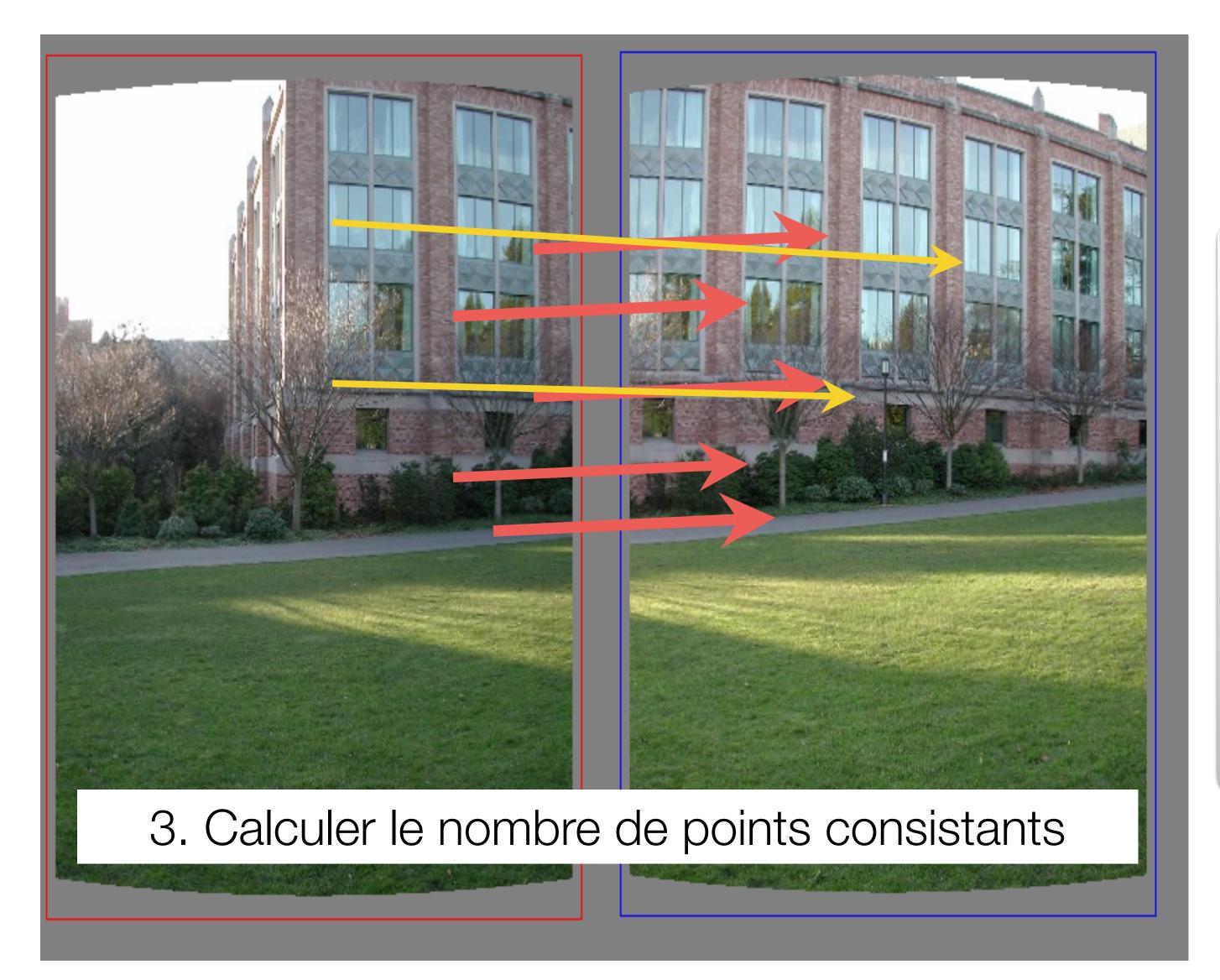
Mémoire

2 points consistants





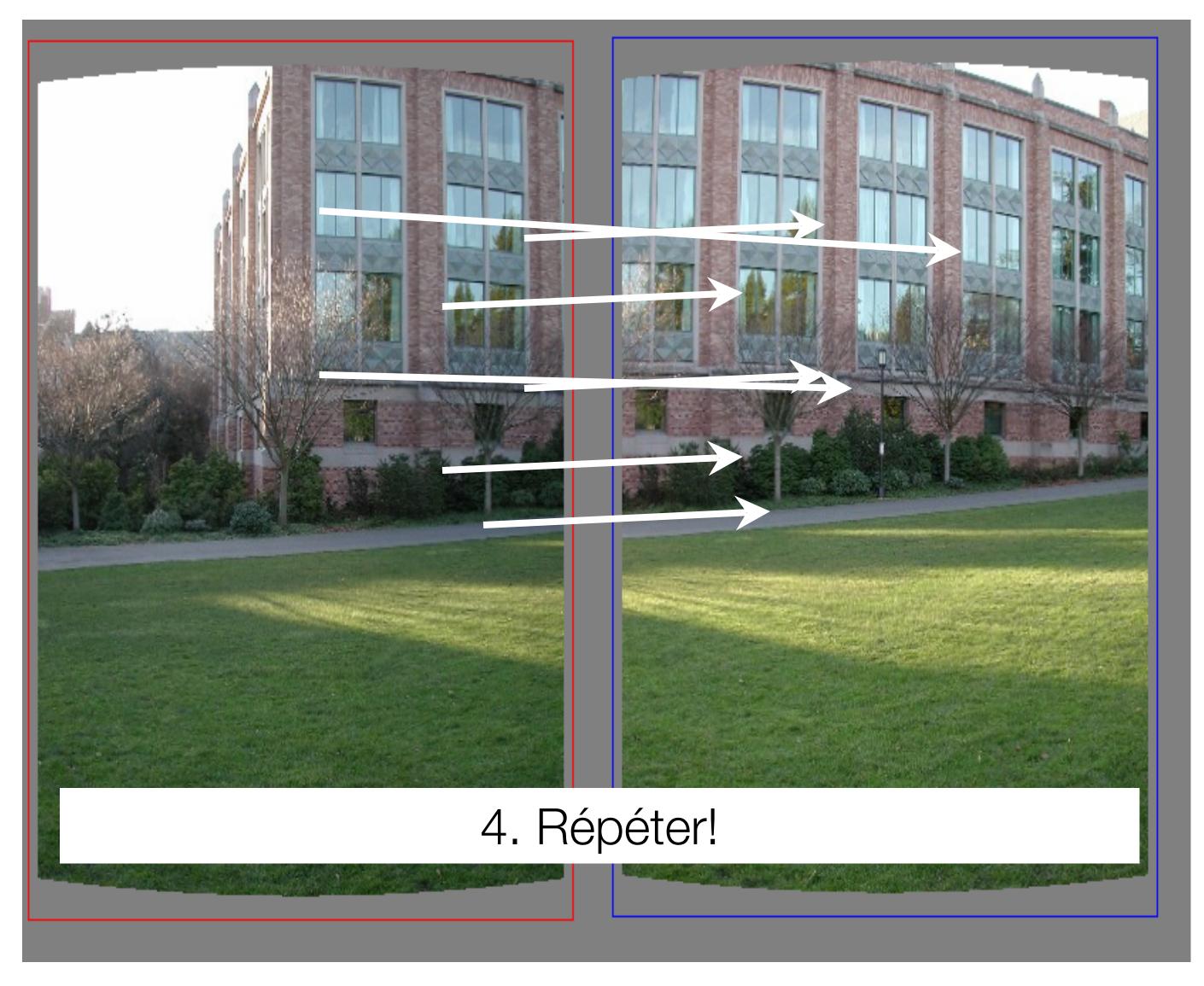


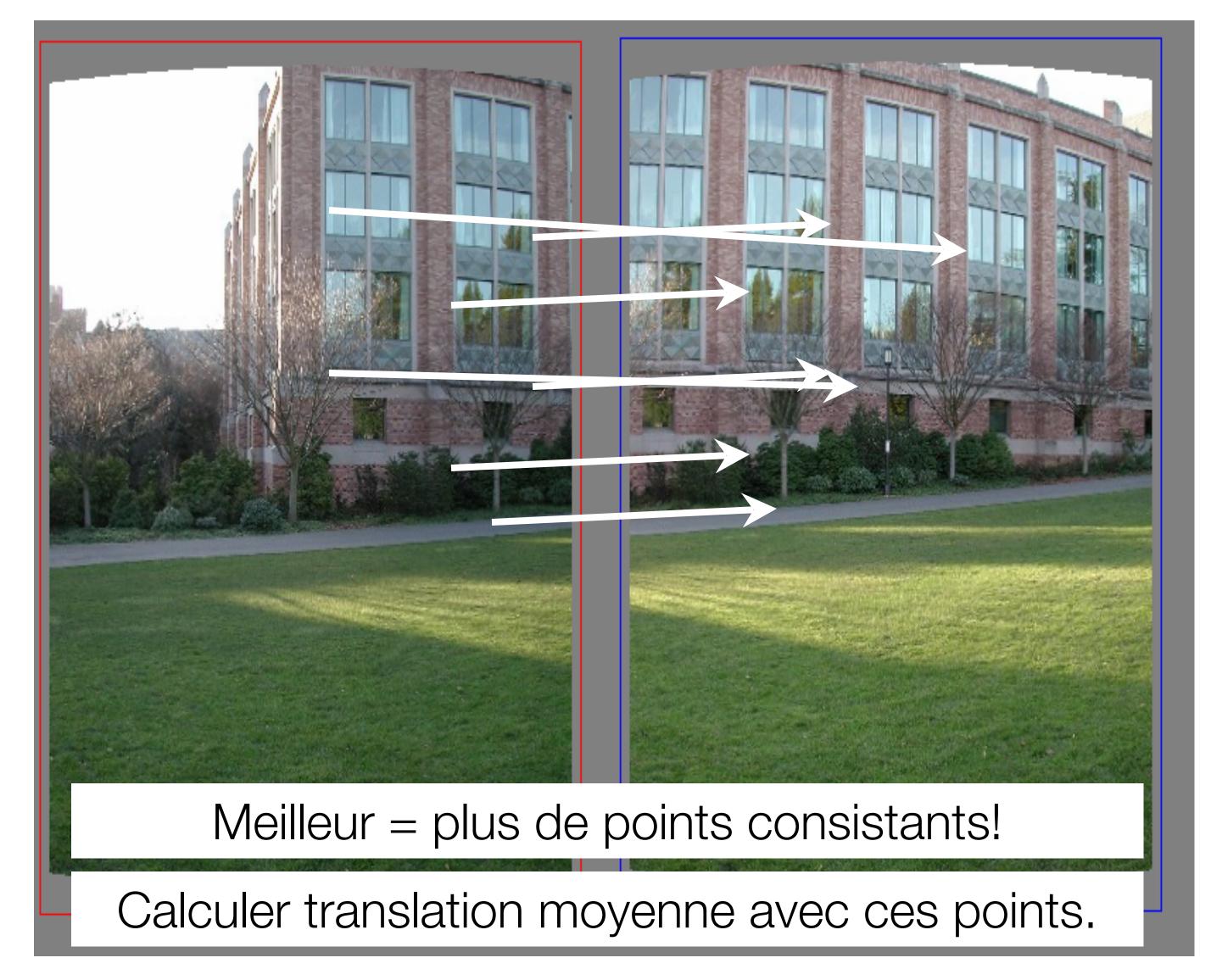




2 points consistants

5 points consistants







2 points consistants

5 points consistants

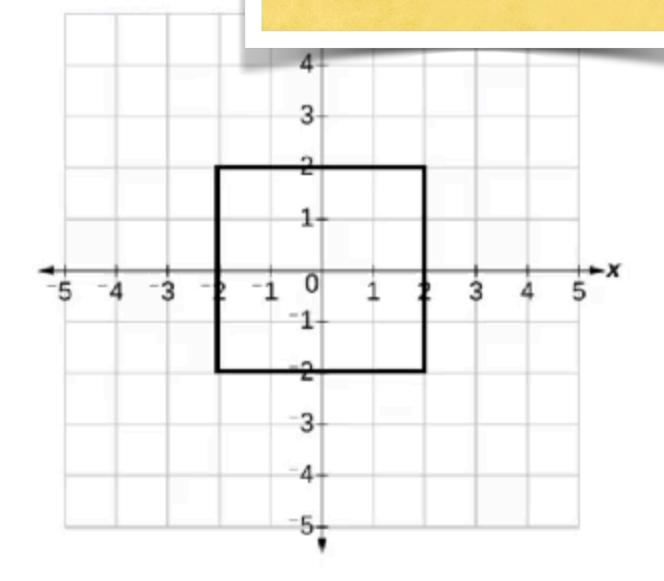
#### RANSAC pour homographies

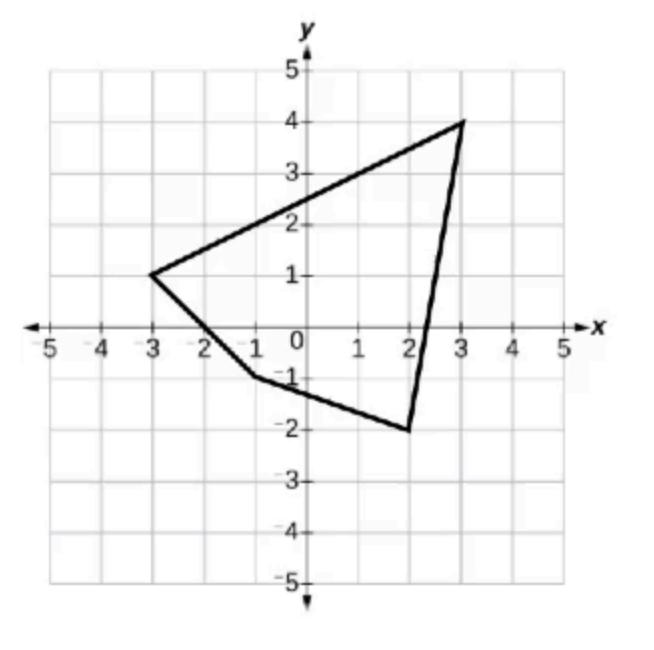
- Pour N itérations:
  - Sélectionner points d'intérêt au hasard (combien?)
  - Calculer l'homographie **H**
  - Calculer le nombre de points consistants (où SSD( $\mathbf{p}', \mathbf{Hp}$ ) <  $\epsilon$ )
- Garder l'itération qui correspond au plus grand nombre de points consistants
- ullet Re-calculer  ${f H}$  avec la SVD pour tous les points consistants
  - Il suffit de rajouter plus de lignes dans la matrice A (dans Ah=0)

# Calculer l'homographie à partir de 8 points $\begin{bmatrix} wx' \\ wy' \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$

$$\left[ egin{array}{c} wx' \ wy' \ w \end{array} 
ight] = \left[ egin{array}{ccc} a & b & c \ d & e & f \ g & h & i \end{array} 
ight] \left[ egin{array}{c} x \ y \ 1 \end{array} 
ight]$$







## RANSAC

