

Informatique visuelle - vision par ordinateur

Extractions de caractéristiques - les contours

Elise Arnaud

elise.arnaud@imag.fr

cours inspiré par X. Descombes, J. Ros, A. Boucher, A. Manzanera, E. Boyer, M Black, J.H. Thomas

Détection de contours

étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images

les contours constituent des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image

Les contours dans une image proviennent des :

- ▶ discontinuités de la fonction de réflectance
- ▶ discontinuités de profondeur

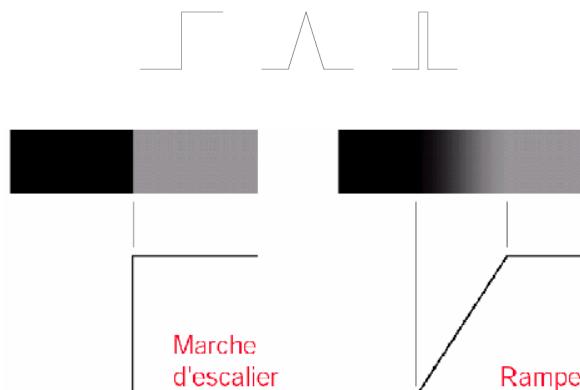
Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours

Les contours sont caractérisés par des **discontinuités de la fonction d'intensité**

Exemple de différents types de contours : rampe, toit et pointe :



Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours

méthode en deux étapes :

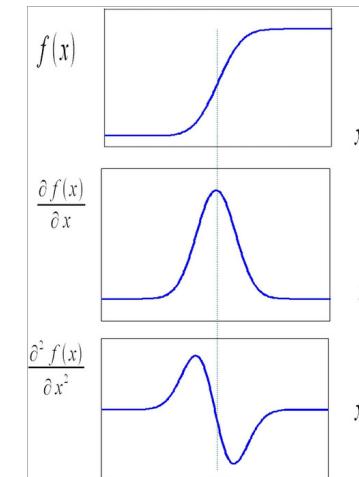
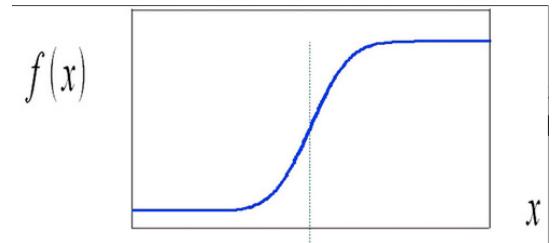
- ▶ la première permet de localiser les contours à partir d'un calcul de **Gradient** ou de **Laplacien** dans des directions privilégiées tout en quantifiant l'importance du contour.
- ▶ La seconde étape va permettre d'isoler les contours du reste de l'image à partir d'un seuillage judicieux.

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

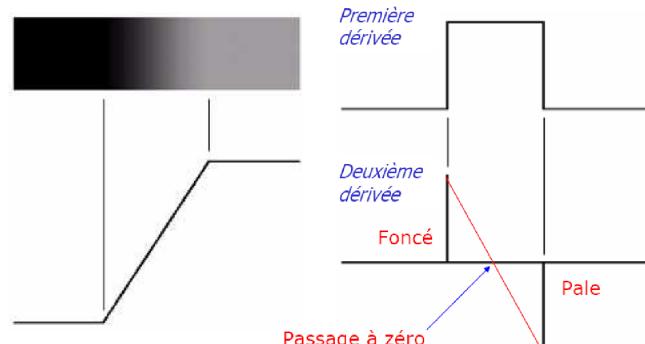


© Jean-Hugh THOMAS

Détection de contours

⇒ étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image

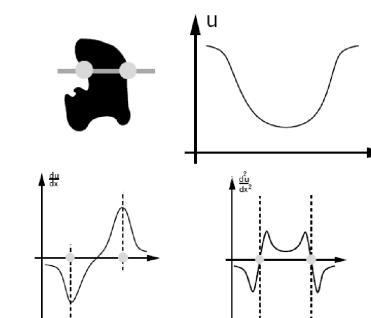
la fonction d'intensité au voisinage d'un contour en *rampe* et ses dérivées première (**gradient**) et seconde (**laplacien**).



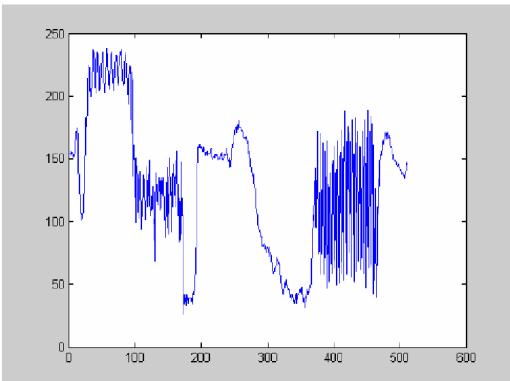
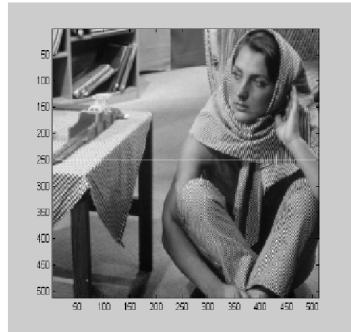
Détection de contours

⇒ étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image

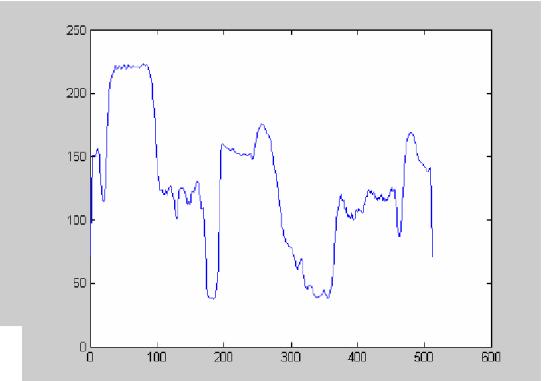
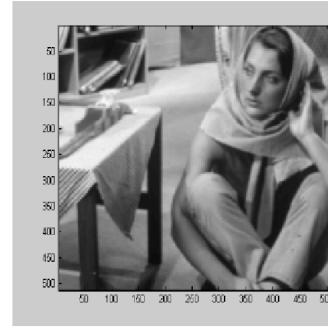
- les extréma locaux du gradient de la fonction d'intensité
- les passages par zéro du laplacien
- difficulté : la présence de bruit dans les images



Gradient de l'image - Étude du signal en 1D



Gradient de l'image - Étude du signal en 1D

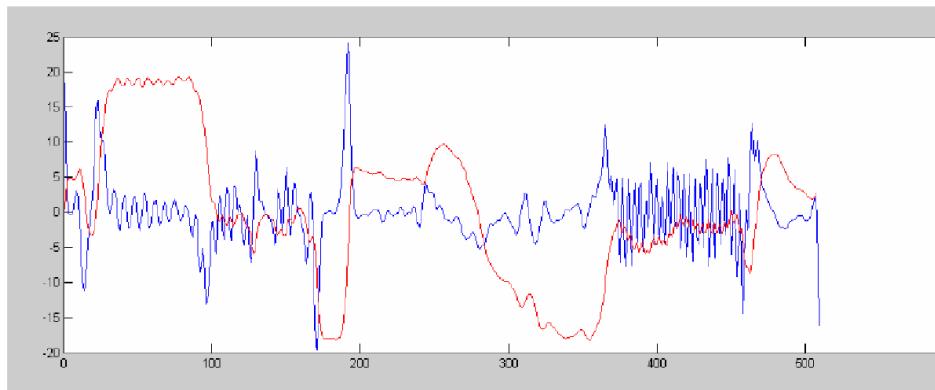


Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

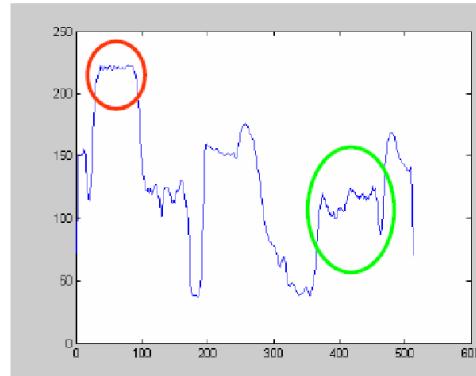
Gradient de l'image - Étude du signal en 1D

Le signal de Barbara et sa dérivée première

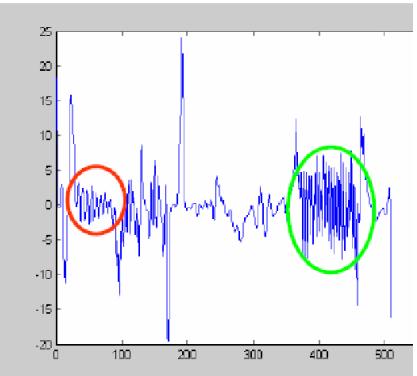


Gradient de l'image - Étude du signal en 1D

Le signal de Barbara et sa dérivée première : amplitude des perturbations



signal lissé



dérivé première

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

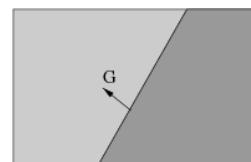
Dérivée première de l'image

Rappel : l'image est une fonction

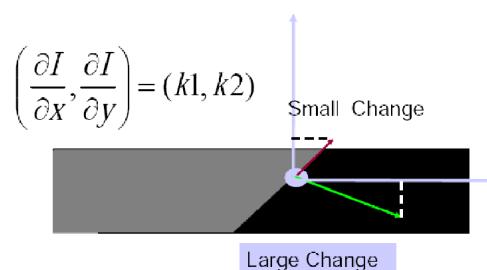
$$\begin{aligned} I : \quad S &\rightarrow \Omega \\ (x, y) &\rightarrow I(x, y) \end{aligned}$$

gradient de l'image : vecteur qui représente la variation de la fonction dépendant de plusieurs paramètres par rapport à la variation de ces différents paramètres.

$$\nabla I = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^t$$



Gradient de l'image



- le gradient est un vecteur perpendiculaire au contour - l'amplitude du gradient mesure la force du contour

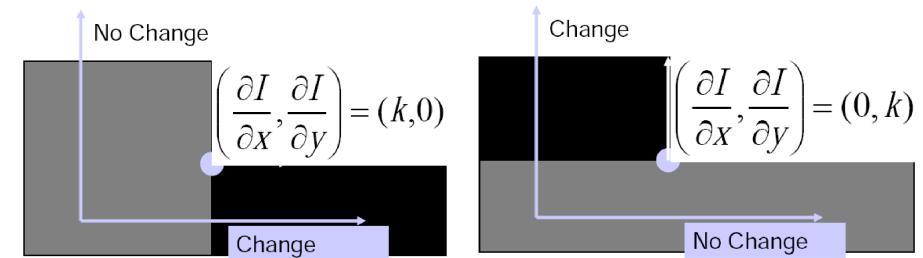
Le gradient est caractérisé par un module m et une direction ϕ dans l'image :

$$m = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}^2 + \frac{\partial I(x, y)}{\partial y}^2 \right)^{1/2}$$

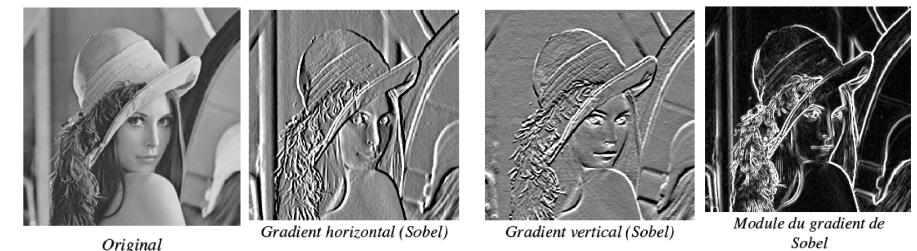
$$\phi = \arctan \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} / \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)$$

Gradient de l'image

$$\nabla I = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^t$$

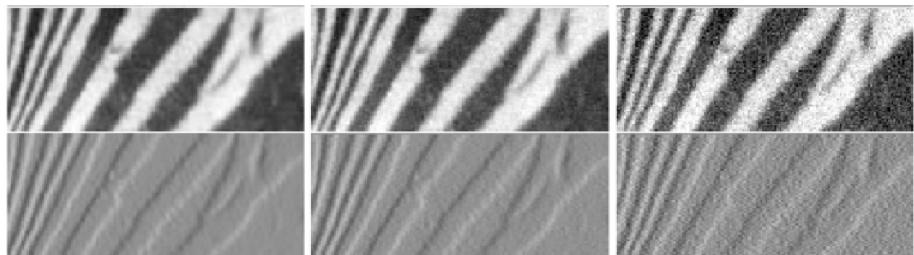


Gradient de l'image



Gradient de l'image

La qualité du gradient se dégrade avec l'accroissement du bruit :



Le gradient d'une image filtrée :

$$\nabla I'(x, y) = \nabla(I(x, y)*h(x, y)) = \nabla I(x, y)*h(x, y) = I(x, y)*\nabla h(x, y).$$

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Gradient de l'image - implémentation

Dérivation par différence finies

Une image est discrète par nature. Les premières approches ont donc consisté à approximer les dérivées par différence :

$$\nabla_x I(x, y) = I(x, y) - I(x - n, y)$$

ou :

$$\nabla_x I(x, y) = I(x + n, y) - I(x - n, y)$$

avec, en général $n = 1$.

Ces dérivées sont calculées par convolution de l'image avec un masque de différences.

Détection de contours - Approche gradient

Approche 1 : par seuillage du gradient

les points de contour dans une image sont caractérisés par des **extréma locaux du gradient**. Une première approche consiste donc à :

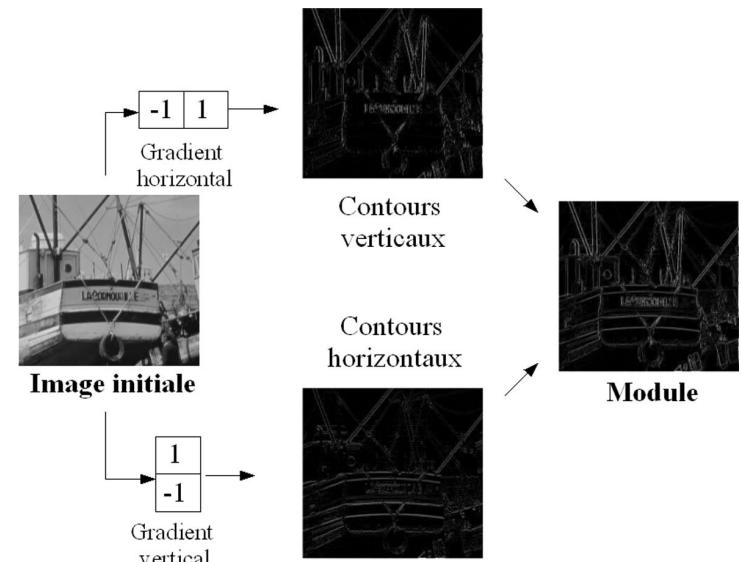
1. calculer la norme du gradient en tous point de l'image,
2. sélectionner les pixels à l'aide d'un seuil fixé *a priori* pour la norme du gradient.

pbl : ne permet pas de différencier efficacement les points de contour du bruit.

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Gradient de l'image - implémentation



© Jean-Hugh THOMAS

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Gradient de l'image - implémentation

Proposez un masque pour détecter les contours diagonaux (opérateurs de Roberts (1962))

Gradient de l'image - implémentation

Dérivation par différence finies - Opérateurs de Prewitt et de Sobel

$$h1 = 1/(c+2) \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = 1/(c+2) \begin{bmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{bmatrix}$$

- ▶ $c=1$: opérateur de Prewitt
- ▶ $c=2$, opérateur de Sobel.
- ▶ ces masques effectuent un lissage dans la direction orthogonale. Ce lissage rend ces masques un peu moins sensibles au bruit que les précédents.

Rappel filtres séparables

- ▶ Une réponse impulsionnelle h est séparable selon x et y ssi :

$$h(x, y) = h_x(x).h_y(y)$$

- ▶ Ce qui se traduit pour le filtrage d'une image par :

$$I'(x, y) = h(x, y) * I(x, y) = h_y(y) * (h_x(x) * I(x, y))$$

- ▶ Avantages d'un filtre séparable

- ▶ Le filtrage d'un signal 2D est ramené au filtrage d'un signal 1D
- ▶ réduction du temps de calcul : pour une convolution par un masque de filtrage de dimension H , la complexité est de $2H$ au lieu de H^2
- ▶ Possibilité d'implémenter récursivement le filtrage

Gradient de l'image - implémentation

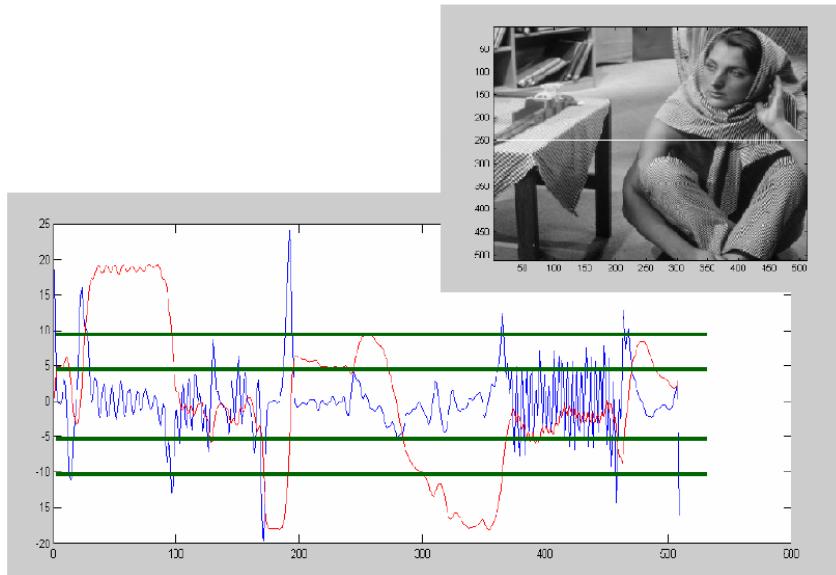
Opérateurs de Prewitt et de Sobel séparables

$$h1 = 1/(c + 2) \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = 1/(c + 2) \begin{bmatrix} 1 \\ c \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$h2 = 1/(c + 2) \begin{bmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{bmatrix} = 1/(c + 2) \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \end{bmatrix}$$

filtres isotropes ou anisotropes ?

Détection de contours - Approche gradient



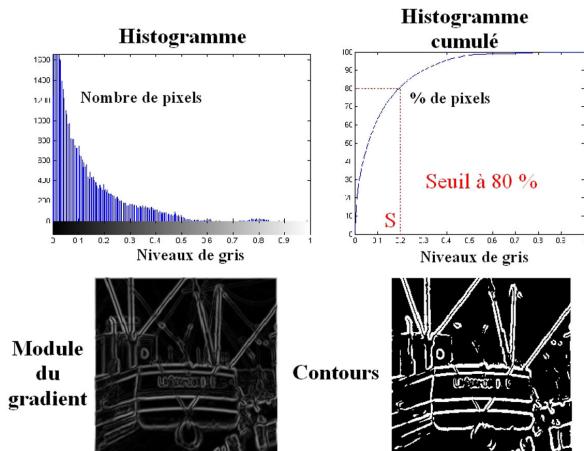
Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours - Approche gradient

Approche 1 : par seuillage du gradient

possibilité de calculer le seuil en tenant compte de l'histogramme du module du gradient



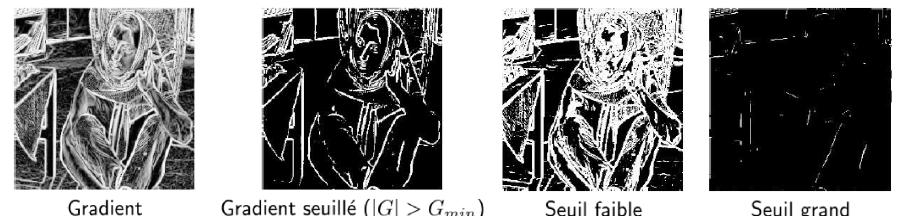
© Jean-Hugh THOMAS

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours - Approche gradient

Approche 1 : par seuillage du gradient



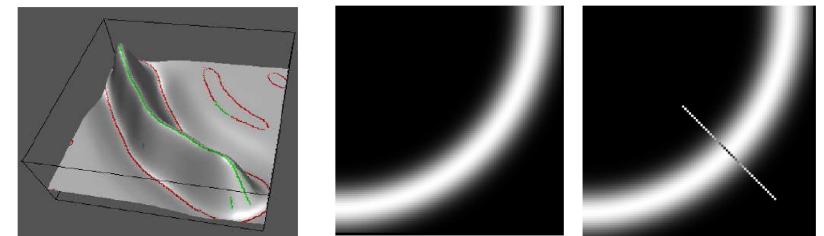
Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours - Approche gradient

Approche 2 : par recherche de maxima et seuillage par hystérésis

- (1) Extraction des extréma locaux du gradient dans la direction du gradient. Cela revient à déterminer, pour un pixel p donné, les valeurs du gradient sur la droite passant p et de direction celle de son gradient. On vérifie ensuite que le gradient en p est bien localement maximal sur cette droite.



Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de contours - Approche gradient

Approche 2 : par recherche de maxima et seuillage par hystérésis

(2) **Seuillage par hystérésis des extréma.** Cette étape repose sur une hypothèse de connexité. Le principe est d'utiliser deux seuils pour la norme du gradient : s_b et s_h et de sélectionner les pixels pour lesquels :

1. la norme du gradient est supérieure à s_h ,
2. le pixel donné est connecté, par un chemin constitué de pixels dont la norme du gradient est supérieure à s_b , à un pixel pour lequel la norme du gradient est supérieure à s_h .

- remarque : en général, on prend $s_h/s_b = 2$

Détection de contours - Approche gradient

Approche 2 : par recherche de maxima et seuillage par hystérésis



Détection de contours - Approche laplacien

Les points de contour sont caractérisés par des **passages par zéro du laplacien**. La détection de ces points s'effectue en deux étapes :

1. Détection des passages par zéros. Les pixels pour lesquels le laplacien change de signe sont sélectionnés.
2. Seuillage des passages par zéros de fortes amplitudes.

Dérivées secondes de l'image : Laplacien

dérivées secondes

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

laplacien de l'image : somme des dérivées secondes non mixtes

$$\Delta I = \nabla^2 I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Dérivées secondes de l'image : Laplacien

L'estimation du laplacien d'une image se fait de la même manière par convolution de l'image avec un masque. Le laplacien est approché par différences finies :

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

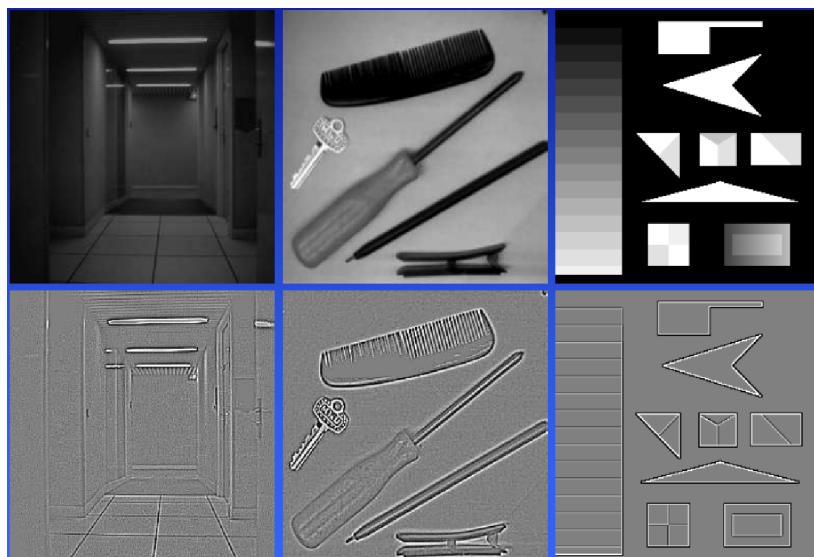
ou :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Dérivées secondes de l'image : Laplacien



Dérivées secondes de l'image : Laplacien



Détection de contours - Approche laplacien

| | | |
|------------|------------|------------|
| | Δ_1 | |
| Δ_2 | Δ | Δ_3 |
| | Δ_4 | |

Si $\Delta > 0$ et l'un des autres $\Delta_i \leq 0$ ou $\Delta < 0$ et l'un des autres $\Delta_i \geq 0$ alors on considère qu'il ya changement de signe.

Détection de contours - Approche laplacien



Détection de contours

- ▶ détecteur de contours de Canny
- ▶ détecteur de contours de Deriche

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Informatique visuelle - Vision par ordinateur

Extractions de caractéristiques - les points d'intérêt

Elise Arnaud
elise.arnaud@imag.fr

cours inspiré par X. Descombes, J. Ros, A. Boucher, A. Manzanera, E. Boyer, M Black, J.H. Thomas

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Alain Boucher - IFI

Vision par ordinateur



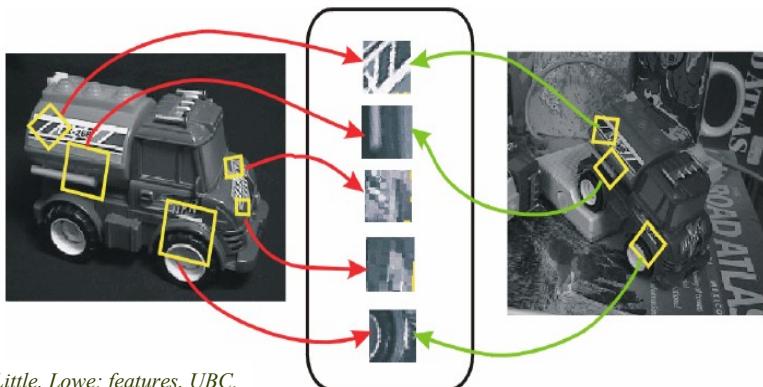
Points d'intérêts

Elise Arnaud elise.arnaud@imag.fr

M2P UFR IMA

Détection de caractéristiques

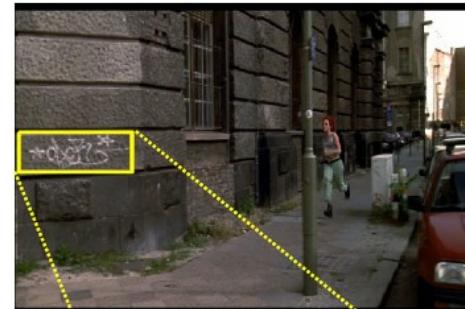
- **But :** identifier des **caractéristiques robustes** dans l'image pour mise en correspondance (3D), reconnaissance, suivi (mouvement), ...
- On cherche souvent à **éviter la segmentation** (source d'erreurs) en identifiant d'autres caractéristiques



Source : Jim Little, Lowe: features, UBC.

2

Recherche d'images similaires



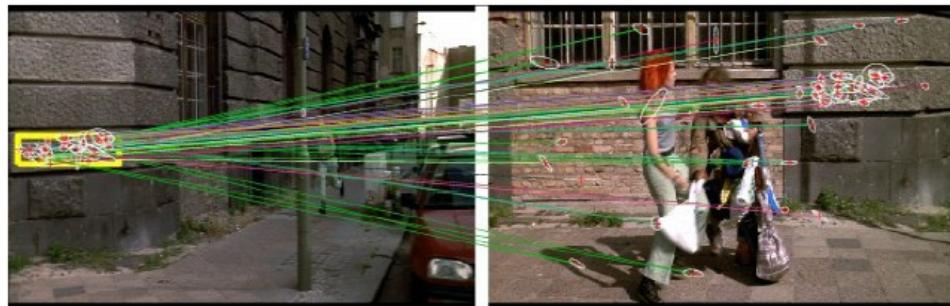
Retrouver des images contenant un graffiti



Source : Ian Reid, Object Detection and Recognition, Oxford (UK).

3

Mise en correspondance d'images

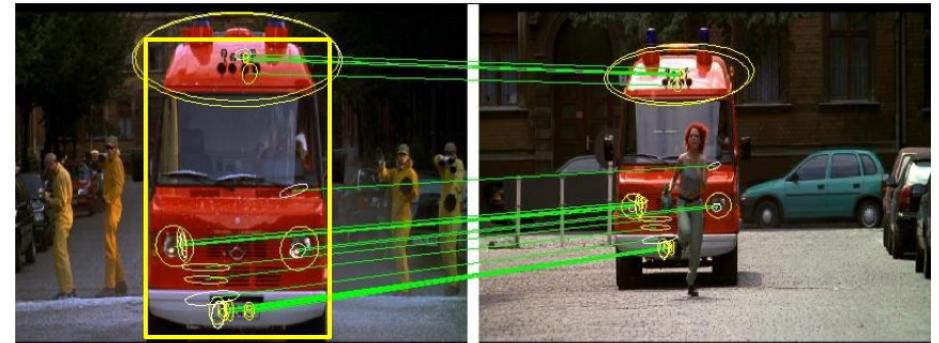


Des scènes sont différentes (angle de vue, zoom, lumière, ...), mais on veut identifier des éléments semblables...

Source : Ian Reid, Object Detection and Recognition, Oxford (UK).

4

Recherche d'objets dans les images



Ici, c'est le même autobus malgré la taille différente et le fait qu'il soit en partie caché sur une image...

Source : Ian Reid, Object Detection and Recognition, Oxford (UK).

5

Propriétés idéales des caractéristiques

- **Localité** : une caractéristique locale (*vs globale*) sera plus robuste aux occlusions
- **Invariance** : à la translation, la rotation, le changement d'échelle, ...
- **Robuste** : au bruit, aux conditions d'acquisition de l'image, à la compression, ...
- **Discriminante** : permet d'identifier quelques objets spécifiques parmi beaucoup d'autres
- **Quantité** : pouvoir générer beaucoup de caractéristiques par objet / portion d'images
- **Précision** : position précise dans l'image / l'objet
- **Efficacité** : calcul rapide (temps réel)

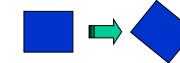
Source : Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How?, ECCV 2006.

6

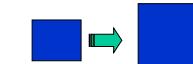
Propriété d'invariance

Invariance à la géométrie

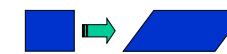
▪ Rotation



▪ Changement d'échelle



▪ Transformation affine



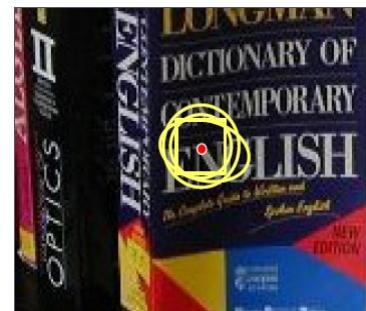
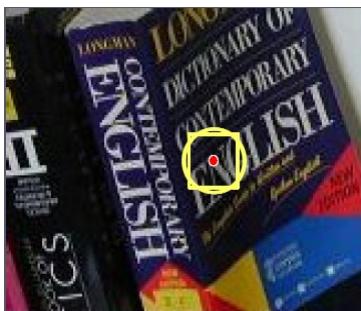
Invariance à la photométrie

▪ Changement affine d'intensité ($I \rightarrow aI + b$)



Source : Frolova & Simakov, Invariant Feature Detectors and Descriptors, Weizmann Ins. (Israel).

Transformations géométriques



Source : Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How?, ECCV 2006.

Transformations photométriques

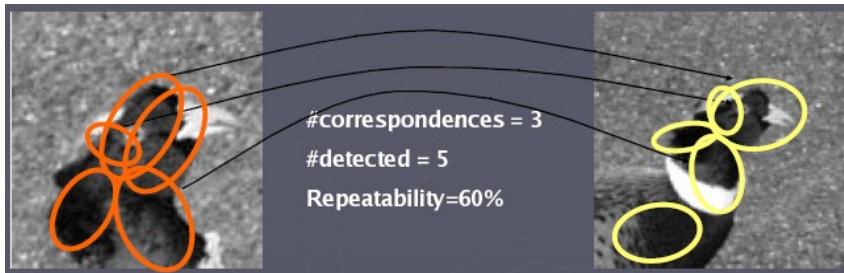


Source : Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How?, ECCV 2006.

Répétabilité des correspondances

Critère d'évaluation : correspondances entre images

$$\text{Répétabilité} = \frac{\#\text{correspondances}}{\#\text{détectés}} \cdot 100\%$$



Source : Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How?, ECCV 2006.

Exemple : panorama

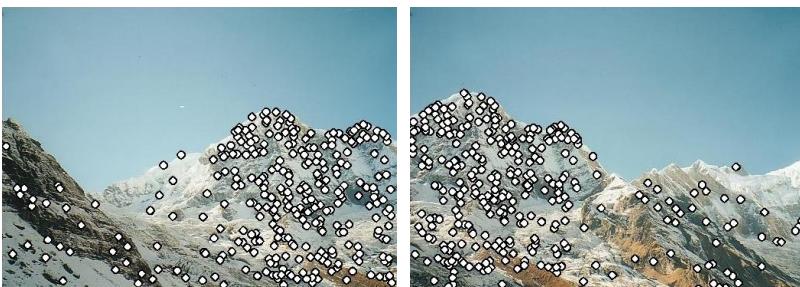
(1) Aligner les deux images



Source : Frolova & Simakov, Invariant Feature Detectors and Descriptors, Weizmann Ins. (Israel).

Exemple : panorama

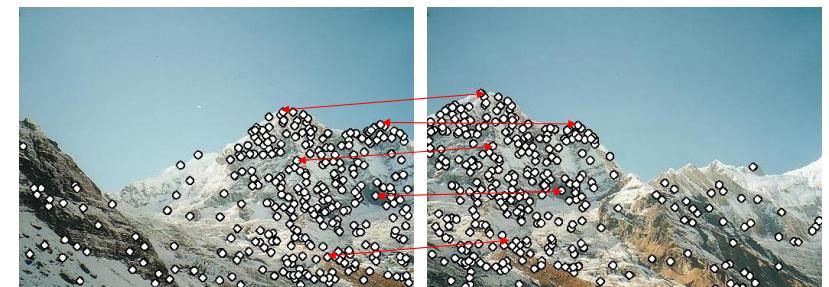
(2) détection des points caractéristiques dans les 2 images



Source : Frolova & Simakov, Invariant Feature Detectors and Descriptors, Weizmann Ins. (Israel).

Exemple : panorama

(3) trouver des paires de points correspondants



Source : Frolova & Simakov, Invariant Feature Detectors and Descriptors, Weizmann Ins. (Israel).

Exemple : panorama

- (4) Assembler les deux images pour en former une seule



Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Exemple : panorama

- Problème à résoudre no 1 :
 - Déetecter le même point dans les deux images



cas impossible

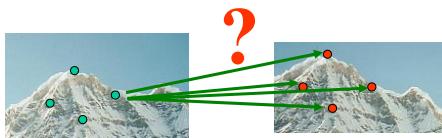
Répétabilité des points

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Plan

Exemple : panorama

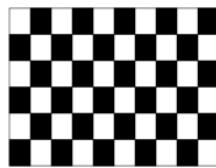
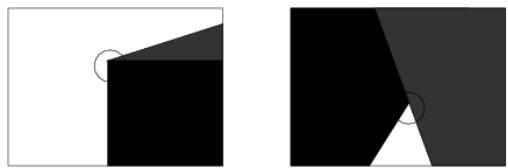
- Problème à résoudre no 2 :
 - Pour chaque point, trouver la bonne correspondance
 - ▶ détection de points d'intérêt
 - ▶ mise en correspondance de points



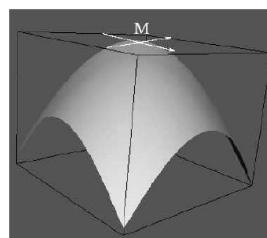
Descripteur robuste et discriminant

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Qu'est ce qu'un point d'intérêt ?



- **contour** : discontinuité dans une direction de la fonction d'intensité ou de ses dérivées
- **point d'intérêt** : dans deux directions



Qu'est ce qu'un point d'intérêt ?

Avantages des points d'intérêt :

- ▶ Sources d'informations plus fiable que les contours car plus de contraintes sur la fonction d'intensité.
- ▶ Robuste aux occultations (soit occulté complètement, soit visible).
- ▶ Plus facile à extraire que les contours
- ▶ Présents dans une grande majorité d'images (\neq contours !).

Détection de points d'intérêt

Différentes approches

1. **Approches contours** : détecter les contours puis extraction des points d'intérêts le long des contours en considérant les points de courbures maximales ainsi que les intersections de contours.
 2. **Approches intensité** : à partir des niveaux de gris de l'image, trouver un opérateur qui est maximal aux points d'intérêt
 3. **Approches à base de modèles** : identification des points d'intérêts par mise en correspondance de la fonction d'intensité avec un modèle théorique de cette fonction des points d'intérêts considérés.
- Les approches de la deuxième catégorie sont celles utilisées généralement car (a) indépendance vis à vis de la détection de contours (b) indépendance vis à vis du type de points d'intérêts

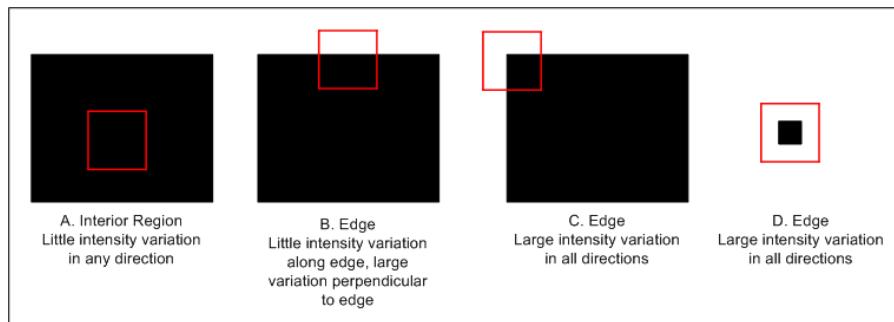
Détecteur de Moravec (1980)

Variation moyenne de l'intensité pour un petit déplacement (x, y)

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) |I(x + u, y + v) - I(x, y)|^2$$

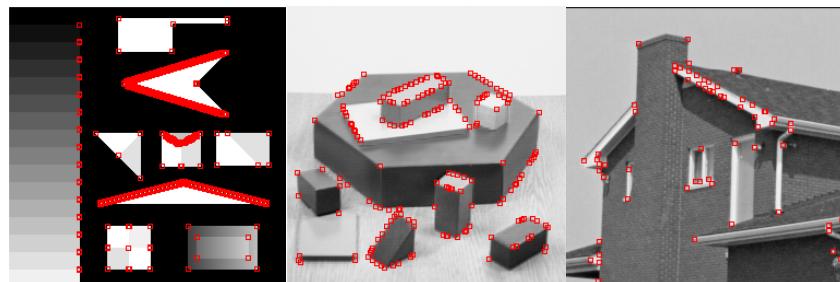
- ▶ w spécifie le voisinage considéré (valeur 1 à l'intérieur de la fenêtre et 0 à l'extérieur);
- ▶ $I(u, v)$ est l'intensité au pixel (u, v)

Détecteur de Moravec



- A. intensité presque constante : $E(x, y) \approx 0$
- B. contour : $E(x, y) \approx 0$ pour des déplacements le long du contour ($y \neq 0$) ; $E(x, y) > 0$ pour des déplacements perpendiculaires
- C. coin : $E(x, y) > 0$ pour tout $(x, y) \neq (0, 0)$
- D. pixel seul : idem coin

Détecteur de Moravec

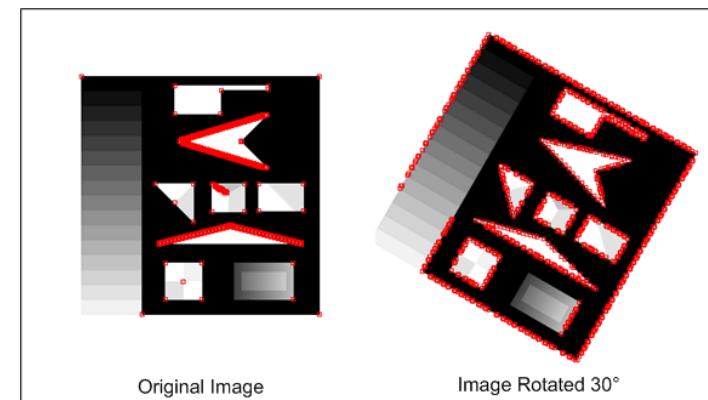


Détecteur de Moravec

- ⇒ un coin est un maximum local de E
- ⇒ pbl : la valeur de E est la même pour un coin que pour un pixel isolé

1. pour chaque pixel (u, v) , calculer les variations d'intensité $E(x, y)$ pour $(x, y) = \{(1, 0), (1, 1), (0, 1), (-1, 1), (-1, 0), (-1, -1), (0, -1), (1, -1)\}$
2. Construire la carte de "coinité" en calculant la mesure $C(u, v)$ pour chaque pixel (u, v) : $C(u, v) = \min E(x, y)$
3. Trouver les maxima de cette carte (correspondent aux points d'intérêt)

Détecteur de Moravec



Du détecteur de Moravec au détecteur de Harris (1988)

On considère le développement de Taylor de la fonction d'intensité I au voisinage du pixel (u, v) :

$$I(x+u, y+v) = I(u, v) + x \frac{\delta I}{\delta x} + y \frac{\delta I}{\delta y} + o(x^2, y^2)$$

D'o :

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) \left[x \frac{\delta I}{\delta x} + y \frac{\delta I}{\delta y} + o(x^2, y^2) \right]^2$$

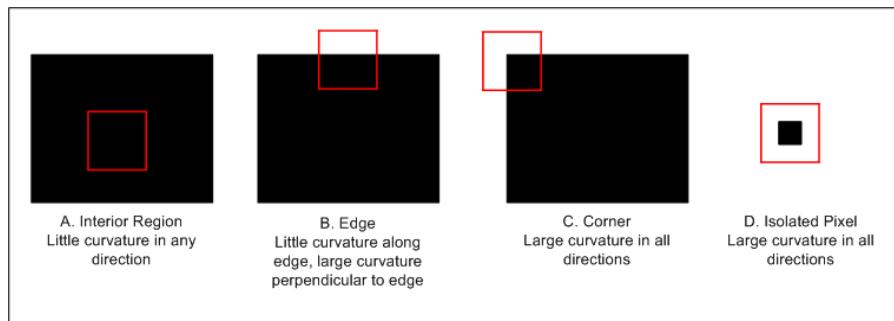
En négligeant le terme $o(x^2, y^2)$ (valide pour les petits déplacements) :

$$E(x, y) = Ax^2 + 2Cxy + By^2,$$

avec:

- $A = \frac{\delta I^2}{\delta x^2} \otimes w$; $B = \frac{\delta I^2}{\delta y^2} \otimes w$; $C = (\frac{\delta I}{\delta x} \frac{\delta I}{\delta y}) \otimes w$
- w : fenêtre gaussienne (+ isotrope)

Détecteur de Harris



les valeurs propres de \mathbf{M} correspondent aux courbures principales associées à E :

- A. **intensité presque constante** : les deux courbures sont de faibles valeurs
- B. **contour** : une des courbures est de forte valeur, l'autre est de faible valeur
- C. **point** : les deux courbures sont de fortes valeurs

Détecteur de Harris

$$E(x, y) = (x, y) \cdot M \cdot (x, y)^t,$$

avec :

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$$

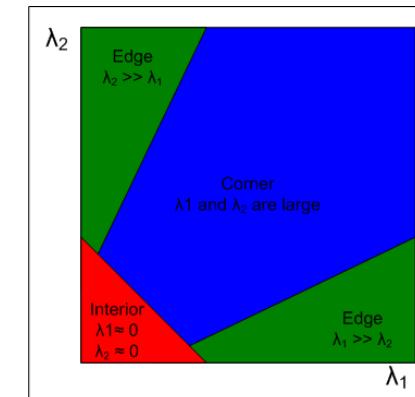
avec:

$$A = \frac{\delta I^2}{\delta x^2} \otimes w \quad ; \quad B = \frac{\delta I^2}{\delta y^2} \otimes w \quad ; \quad C = \left(\frac{\delta I}{\delta x} \frac{\delta I}{\delta y} \right) \otimes w$$

M : symétrique, définie positive \Rightarrow décomposition en valeurs propres

Détecteur de Harris

valeurs propres de \mathbf{M} : λ_1 et λ_2



Détecteur de Harris

Plutôt que de calculer les valeurs propres, il est possible de calculer

$$\det(M) = AB - C^2 = \lambda_1 + \lambda_2$$

$$\text{trace}(M) = A + B = \lambda_1 \cdot \lambda_2$$

et on calcule la réponse :

$$R = \det(M) - k \text{ trace}^2(M)$$

Les valeurs de R sont positives au voisinage d'un coin, négatives au voisinage d'un contour et faibles dans une région d'intensité constante ($k = 0.04$)

⇒ coins/point d'intérêt = max locaux de R

Détecteur de Harris : fonctionnement

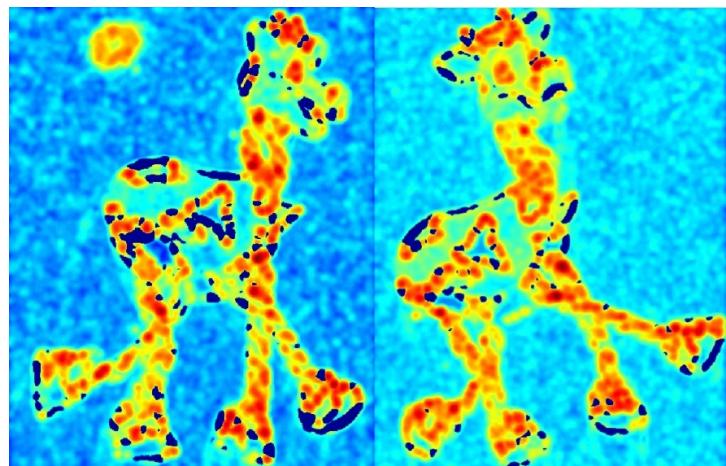


Images originales

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

24

Détecteur de Harris : fonctionnement



Calcul du détecteur de Harris

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

25

Détecteur de Harris : fonctionnement

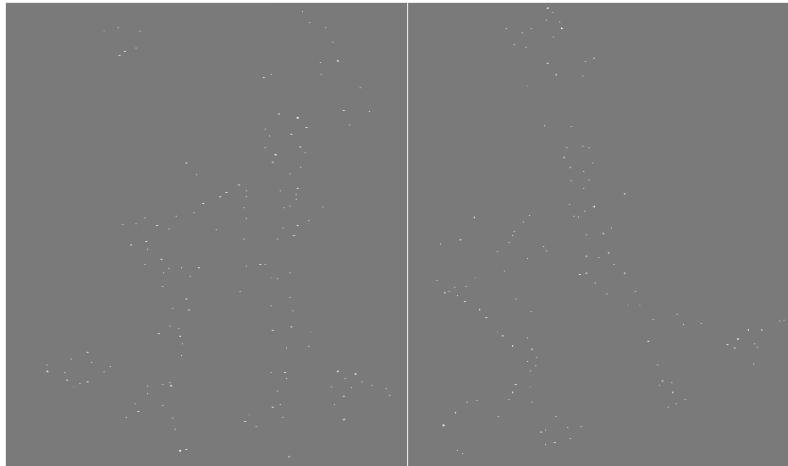


Seuillage des pixels (coins)

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

26

Détecteur de Harris : fonctionnement



Maxima locaux

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

27

Détecteur de Harris : fonctionnement

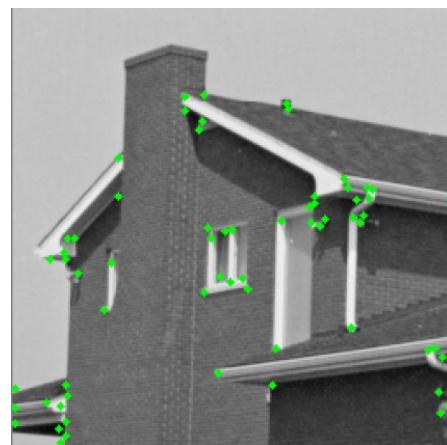
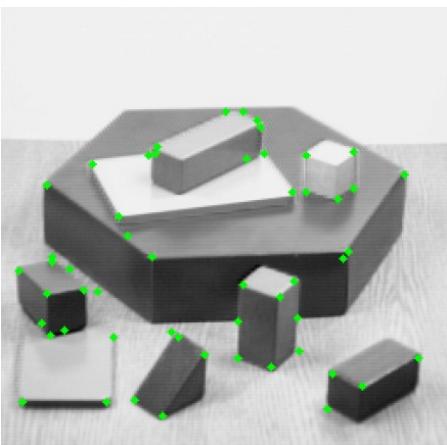


Superposition sur les images originales

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

28

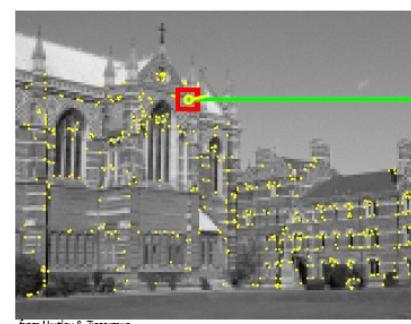
Exemple de détection de coins



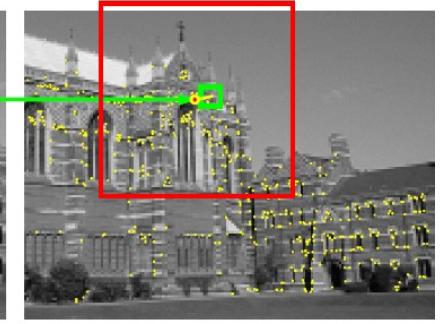
Source : Dmitrij Csetverikov, *Finding Patterns in Images* (Hungary).

29

Détecteur de Harris : utilité



from Hartley & Zisserman



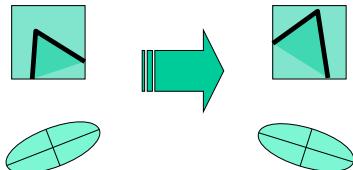
Correspondance entre images (plus loin dans le cours)...
pour le 3D, le mouvement, la recherche d'images, ...

Source : Jim Little, *CPSC 505 Image Understanding I: Image Analysis*, UBC (Canada)

30

Détecteur de Harris : propriétés

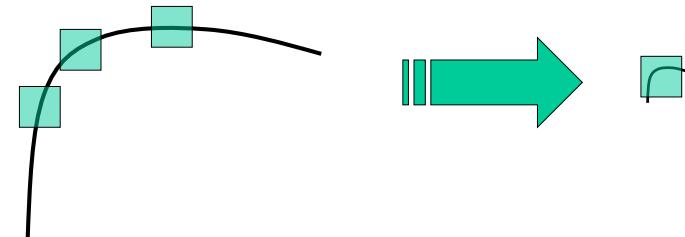
- Invariant en rotation



Même après rotation, la forme reste la même, et les valeurs propres de la matrice aussi

Détecteur de Harris : propriétés

- Le détecteur de Harris n'est pas invariant à l'échelle
 - Ne fonctionne pas si changement d'échelle

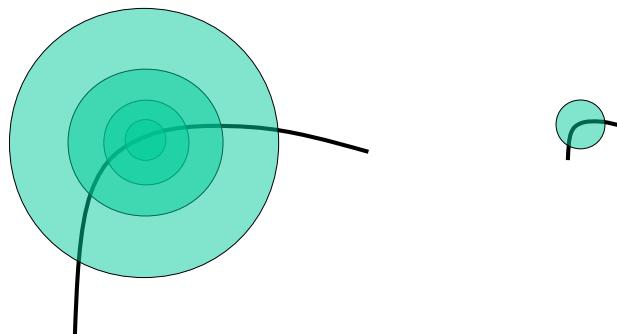


Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Invariance à l'échelle

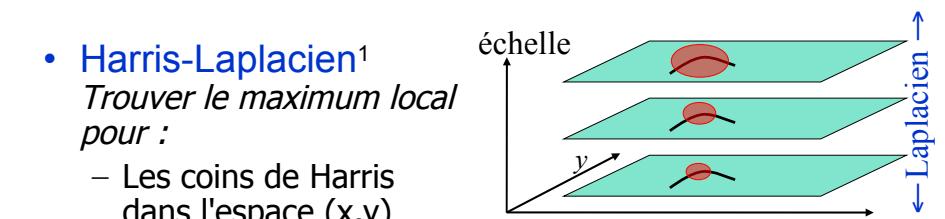
- Il existe des variantes permettant d'être invariant à l'échelle
- Exemple : Harris-Laplacien



Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Harris-Laplacien

- **Harris-Laplacien¹**
Trouver le maximum local pour :
 - Les coins de Harris dans l'espace (x,y)
 - Le Laplacien en échelle



¹ K.Mikolajczyk, C.Schmid. "Indexing Based on Scale Invariant Interest Points". ICCV 2001

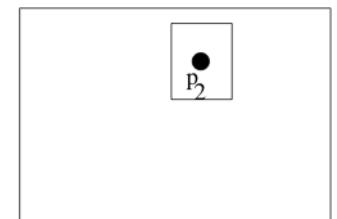
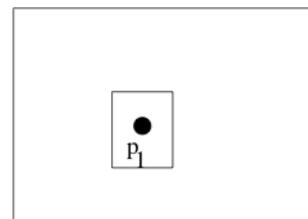
Source : Frolova & Simakov, *Invariant Feature Detectors and Descriptors*, Weizmann Ins. (Israel).

Mise en correspondance

- ▶ Les méthodes de corrélation sont utilisées depuis longtemps pour mettre en correspondance des pixels sur la base d'informations d'intensités.
 - ▶ L'idée est de définir une mesure de similarité entre les pixels de deux images.
-
- ▶ Les pixels sont les primitives les mieux adaptés pour la mise en correspondance.
 - ▶ Les régions sont en effet mal adaptées la mise en correspondance (la taille d'une région est différente d'une image une autre), tout comme les contours

Mise en correspondance - principe

Le principe est de considérer, pour un pixel p_1 de l'image 1, une fenêtre rectangulaire centrée en p_1 et de calculer sa corrélation/distante avec une fenêtre dans la deuxième image. La fonction de corrélation est alors maximum en p_2 correspondant de p_1 dans la deuxième image (distance minimum)



Mise en correspondance - fonctions de dissimilarité

Pour une fenêtre de taille $2N + 1 \times 2P + 1$

- ▶ Sum of absolute differences (SAD)

$$SAD(p_1(u_1, v_1), p_2(u_2, v_2)) = \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} |I_1(u_1+i, v_1+j) - I_2(u_2+i, v_2+j)|$$

- ▶ Sum of squared differences (SSD)

$$SSD(p_1(u_1, v_1), p_2(u_2, v_2)) = \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} (I_1(u_1+i, v_1+j) - I_2(u_2+i, v_2+j))^2$$

Mise en correspondance - fonctions de dissimilarité

Pour une fenêtre de taille $2N + 1 \times 2P + 1$

- ▶ Zero Mean Sum of squared differences (ZSSD)

$$\begin{aligned} ZSSD(p_1(u_1, v_1), p_2(u_2, v_2)) &= \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} [(I_1(u_1 + i, v_1 + j) - \overline{I_1(u_1, v_1)}) \\ &\quad - (I_2(u_2 + i, v_2 + j) - \overline{I_2(u_2, v_2)})]^2 \end{aligned}$$

Mise en correspondance - fonctions de similarité

Pour une fenêtre de taille $2N + 1 \times 2P + 1$

- ▶ Corrélation Croisée (CC) (peut se déduire de la SSD)

$$CC(p_1(u_1, v_1), p_2(u_2, v_2)) = \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} I_1(u_1+i, v_1+j) \cdot I_2(u_2+i, v_2+j)$$

Mise en correspondance - fonctions de similarité

Pour une fenêtre de taille $2N + 1 \times 2P + 1$

- ▶ Zero-Mean normalized cross-correlation (ZNCC)

$$\begin{aligned} ZNCC(p_1(u_1, v_1), p_2(u_2, v_2)) \\ = \frac{1}{\sigma_1 \cdot \sigma_2} \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} (I_1(u_1+i, v_1+j) - \bar{I}_1(u_1, v_1)) \\ \cdot (I_2(u_2+i, v_2+j) - \bar{I}_2(u_2, v_2)) \end{aligned}$$

avec

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{1}{(2N+1)(2P+1)} \sum_{i=-N}^{i=N} \sum_{j=-P}^{j=P} (I_1(u_1+i, v_1+j) - \bar{I}_1(u_1, v_1))^2}$$

Mise en correspondance - limitations

repose sur des hypothèses fortes :

- ▶ Les changements de points de vue n'altèrent pas l'aspect des surfaces
- ▶ Pas d'occultations lors de la recherche d'un correspondant.
- ▶ Une région rectangulaire dans l'image 1 correspond à une région rectangulaire dans l'image 2.
- ▶ Deux régions de couleurs constantes présentent une distance normalisée (ZSAD, ZSSD) nulle. Une solution consiste à normaliser non pas la région mais l'ensemble de l'image.

Points d'intérêts : SIFT

- SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [Lowe, 2004]
 - <http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>
- Nouvelle approche de points d'intérêts très populaire
 - invariance par échelle
 - invariance par rotation
 - invariance par point de vue,
 - invariance aux conditions d'éclairage
- Points orientés : valeurs + vecteur

SIFT

Pour une image, on obtient un ensemble de vecteurs avec attributs

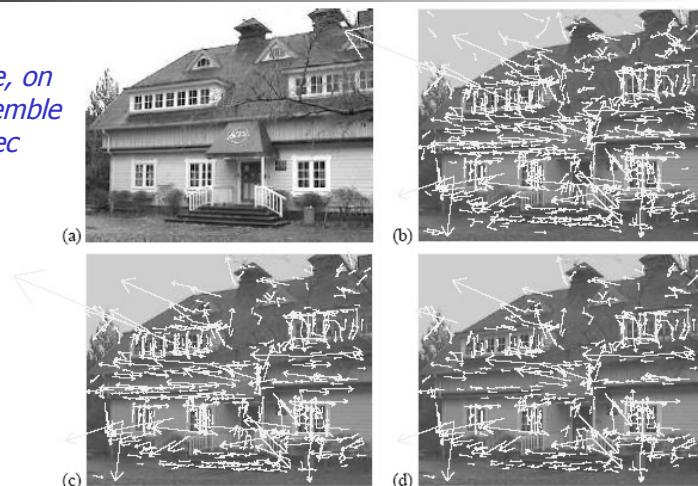
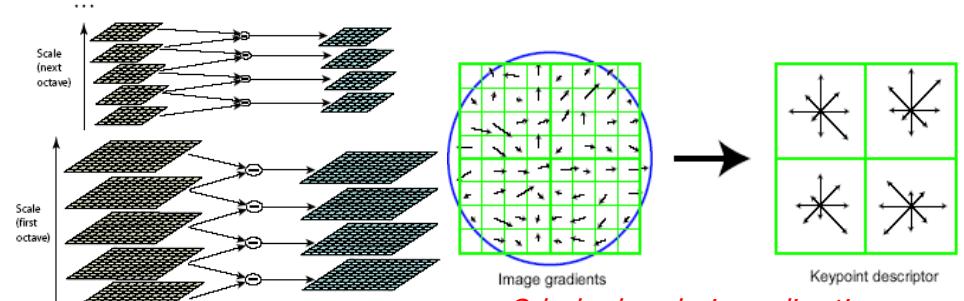


Figure 5: This figure shows the stages of keypoint selection. (a) The 233x189 pixel original image. (b) The initial 832 keypoints locations at maxima and minima of the difference-of-Gaussian function. Keypoints are displayed as vectors indicating scale, orientation, and location. (c) After applying a threshold on minimum contrast, 729 keypoints remain. (d) The final 536 keypoints that remain following an additional threshold on ratio of principal curvatures.

Caractéristiques du calcul SIFT



Calcul selon plusieurs directions en tenant compte du voisinage

Approche multi-échelle

Pour l'algorithme complet, lire les articles disponibles sur
<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>

38

Recherche d'objets dans une image



Figure 12: The training images for two objects are shown on the left. These can be recognized in a cluttered image with extensive occlusion, shown in the middle. The results of recognition are shown on the right. A parallelogram is drawn around each recognized object showing the boundaries of the original training image under the affine transformation solved for during recognition. Smaller squares indicate the keypoints that were used for recognition.