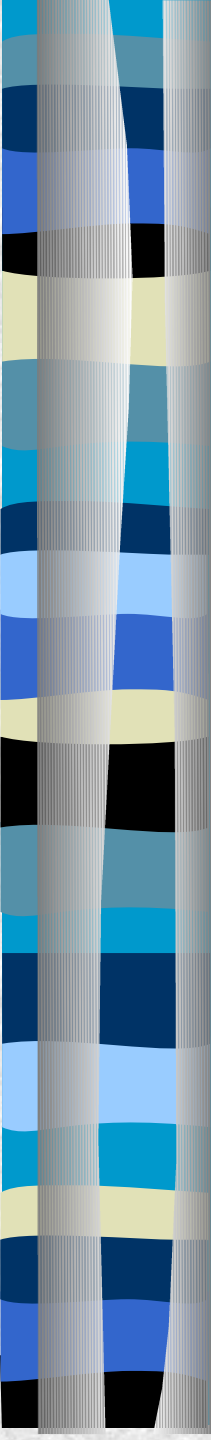


Extraction de points d'intérêt et image couleur

Applications : mise en correspondance et
indexation

Philippe Montesinos

LGI2P – EMA
Parc Scientifique G. Besse
30035 Nîmes Cedex



Plan:

- 1) Présentation des applications, aperçu des méthodes
- 2) Bases de filtrage et segmentation
 - Bases de filtrage (linéaire, convolution, gaussien, dérivées...)
 - Bases de segmentation contours (gaussien, gaussien sub-pixel)
 - Cas de la couleur
 - Espaces échelle
- 3) Mise en correspondance en stéréo-vision non calibrée
 - Détection de coins (Kitchen-Rosenfeld, Harris)
 - Caractérisation invariantes (invariance euclidienne, affine)
 - Mise en correspondance
- 4) Indexation, recherche d'objets
 - Invariance projective / invariance affine
 - Problème du facteur d'échelle
 - DOG Multi-échelle / Harris affine
 - Surface image, lignes de crêtes, points ombilics...
 - SURF
- 5) Conclusion

Images naturelles – effets spéciaux cinéma (auto-calibration)



Vidéo conférence 3D



Image centre

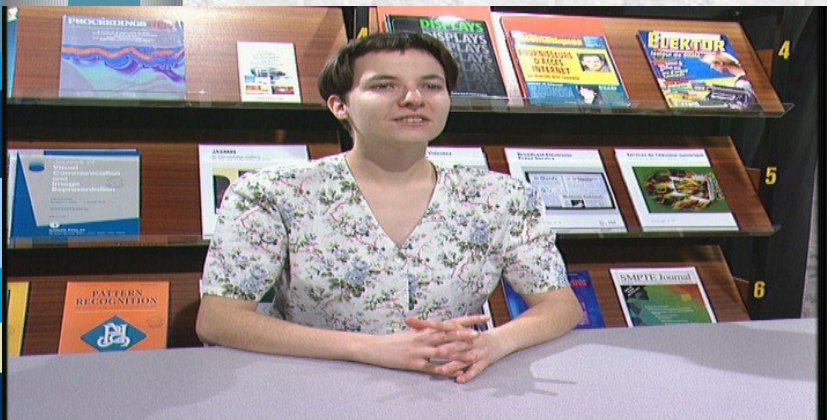
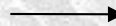


Image gauche



Image droite

Reconnaissance ou détection d'objets, Indexation de BD d'images



Apperçu des méthodes : deux grandes classes de méthodes

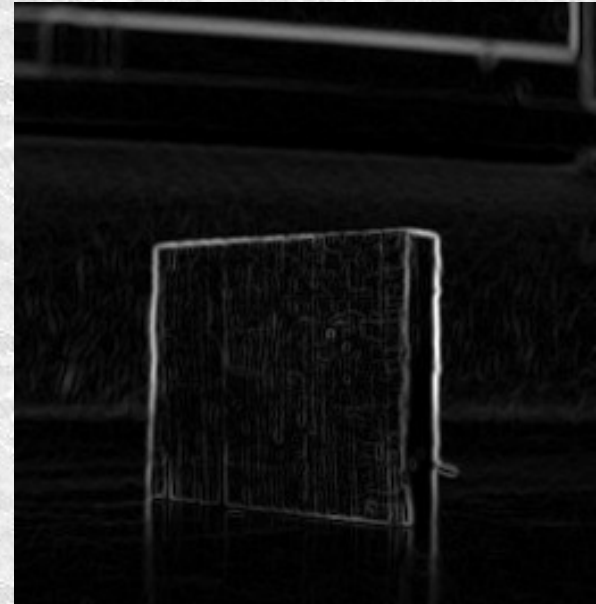
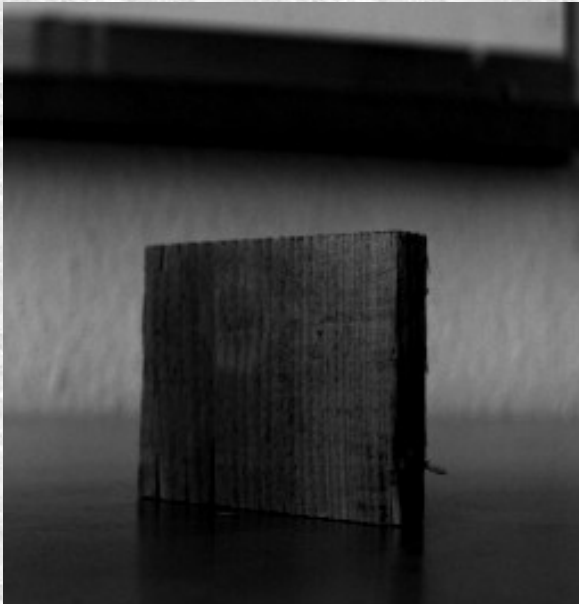
Régions : homogénéité → algorithmes



Segmentation par Division-Fusion

Apperçu des méthodes

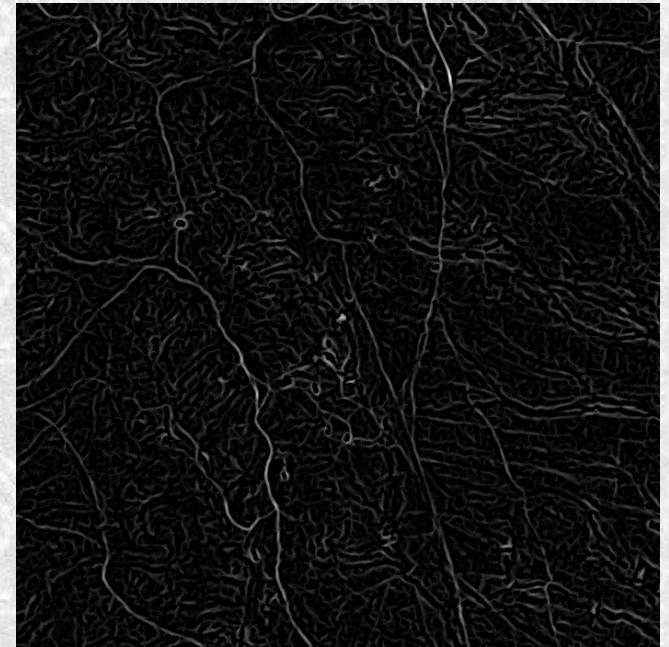
Contours → méthodes différentielles (gradient)



module du gradient

Apperçu des méthodes

Crêtes - Vallées → méthodes différentielles
courbure surface image



Courbure surface image

Apperçu des méthodes

Coins / points d'intérêt → méthodes différentielles
courbure surface image, courbure isophotes

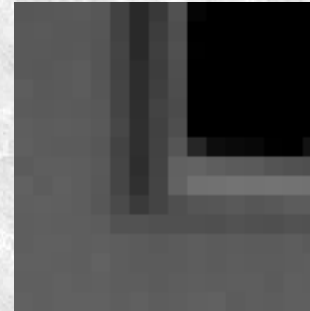
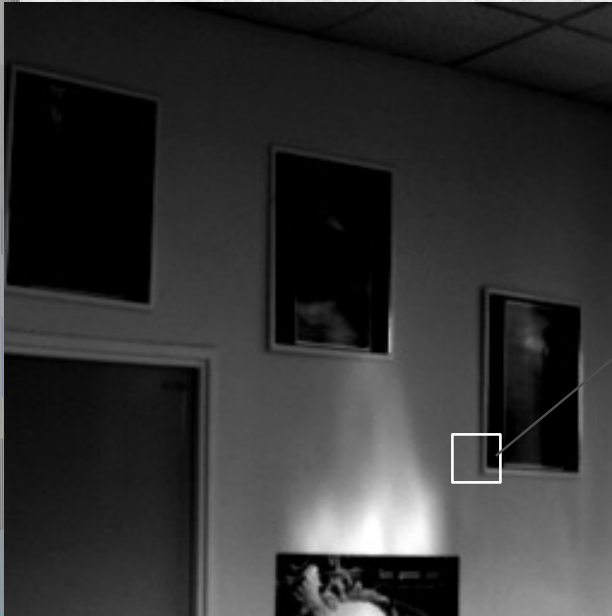


Kitchen-Rosenfeld:
Courbure isophotes

Bases de filtrage et segmentation

- Qu'est-ce qu'une image?
- Bases de filtrage (linéaire, FFT, convolution, gaussien, dérivées...)
- Bases de segmentation contours
- Cas de la couleur
- Espaces échelle

Image en Niveau de Gris

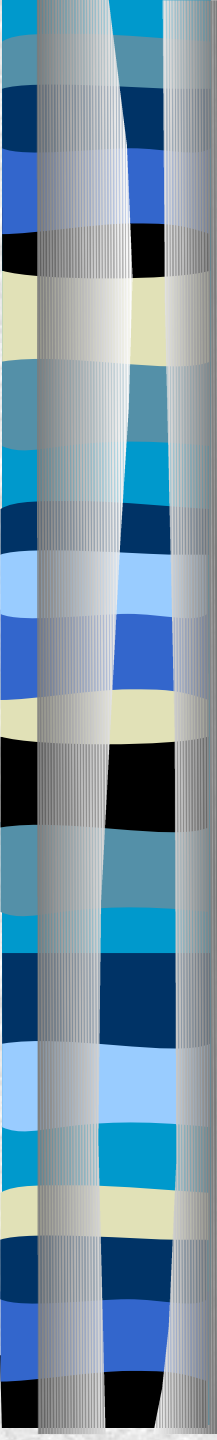


81	82	83	84	81	60	36	51	75	4	0	0	0	0
83	84	82	82	80	60	36	55	72	0	0	0	0	0
83	83	82	83	79	62	36	57	74	1	0	0	0	0
83	82	84	86	79	61	40	55	72	0	0	0	0	0
87	83	84	86	80	62	40	57	71	0	0	0	0	0
85	84	85	84	82	62	41	61	69	0	0	0	0	0
88	86	87	86	83	65	42	59	72	0	0	0	0	0
89	86	85	85	81	61	42	60	79	33	11	8	6	1
85	88	88	87	83	63	40	61	91	93	88	85	84	78
91	86	90	87	82	63	43	62	92	106	107	109	108	109
89	90	89	87	81	68	52	62	73	79	80	83	80	82
88	89	88	88	86	76	76	74	74	74	73	76	74	73
88	90	90	88	89	87	85	83	85	87	85	86	85	85
90	90	89	88	92	87	85	85	85	87	85	87	86	86
89	89	91	89	90	87	87	85	87	88	87	88	88	85
91	89	91	91	91	88	90	87	88	90	91	86	88	87

Ici : 1 octet par pixel
= entier
= 256 teintes de gris

Mais peut être + ou –
entier / flottant

Images Niveau de Gris



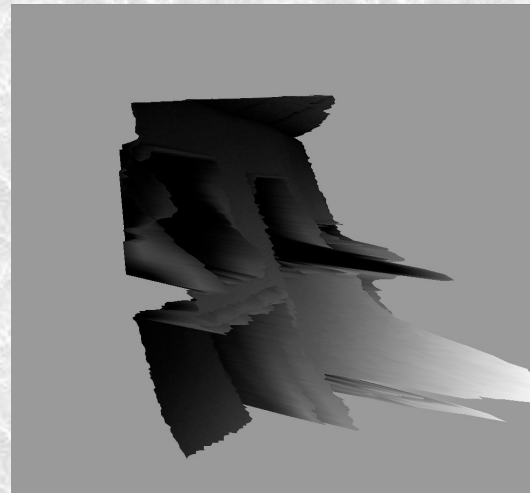
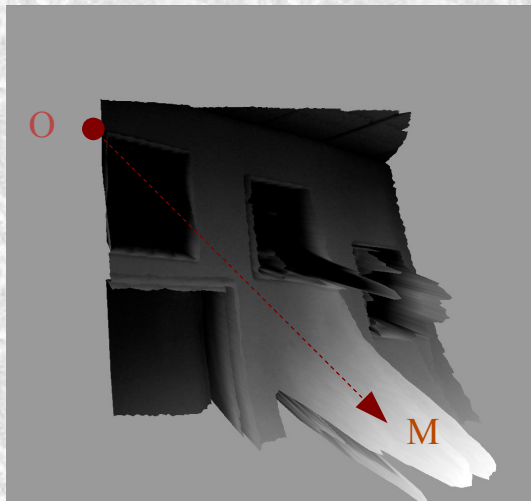
	x														X →
y ↓	81	82	83	84	81	60	36	51	75	4	0	0	0	0	
	83	84	82	82	80	60	36	55	72	0	0	0	0	0	
	83	83	82	83	79	62	36	57	74	1	0	0	0	0	
	83	82	84	86	79	61	40	55	72	0	0	0	0	0	
	87	83	84	86	80	62	40	57	71	0	0	0	0	0	
	85	84	85	84	82	62	41	61	69	0	0	0	0	0	
	88	86	87	86	83	65	42	59	72	0	0	0	0	0	
	89	86	85	85	81	61	42	60	79	33	11	8	6	1	
	85	88	88	87	83	63	40	61	91	93	88	85	84	78	
	91	86	90	87	82	63	43	62	92	106	107	109	108	109	
	89	90	89	87	81	68	52	62	73	79	80	83	80	82	
	88	89	88	88	86	76	76	74	74	74	73	76	74	73	
	88	90	90	88	89	87	85	83	85	87	85	86	85	85	
	90	90	89	88	92	87	85	85	85	87	85	87	86	86	
	89	89	91	89	90	87	87	85	87	88	87	88	88	85	
	91	89	91	91	91	88	90	87	88	90	91	86	88	87	

Image = fonction bidimensionnelle échantillonnée
 $I(x, y)$

Surface Image :

Surface paramétrée (paramétrisation cartésienne)

$$O\vec{M}(x, y) = \begin{pmatrix} x \\ y \\ I(x, y) \end{pmatrix}$$



Surface image

Image Couleur

Image couleur :

3 images niveau de gris



Plan Rouge



Plan Vert



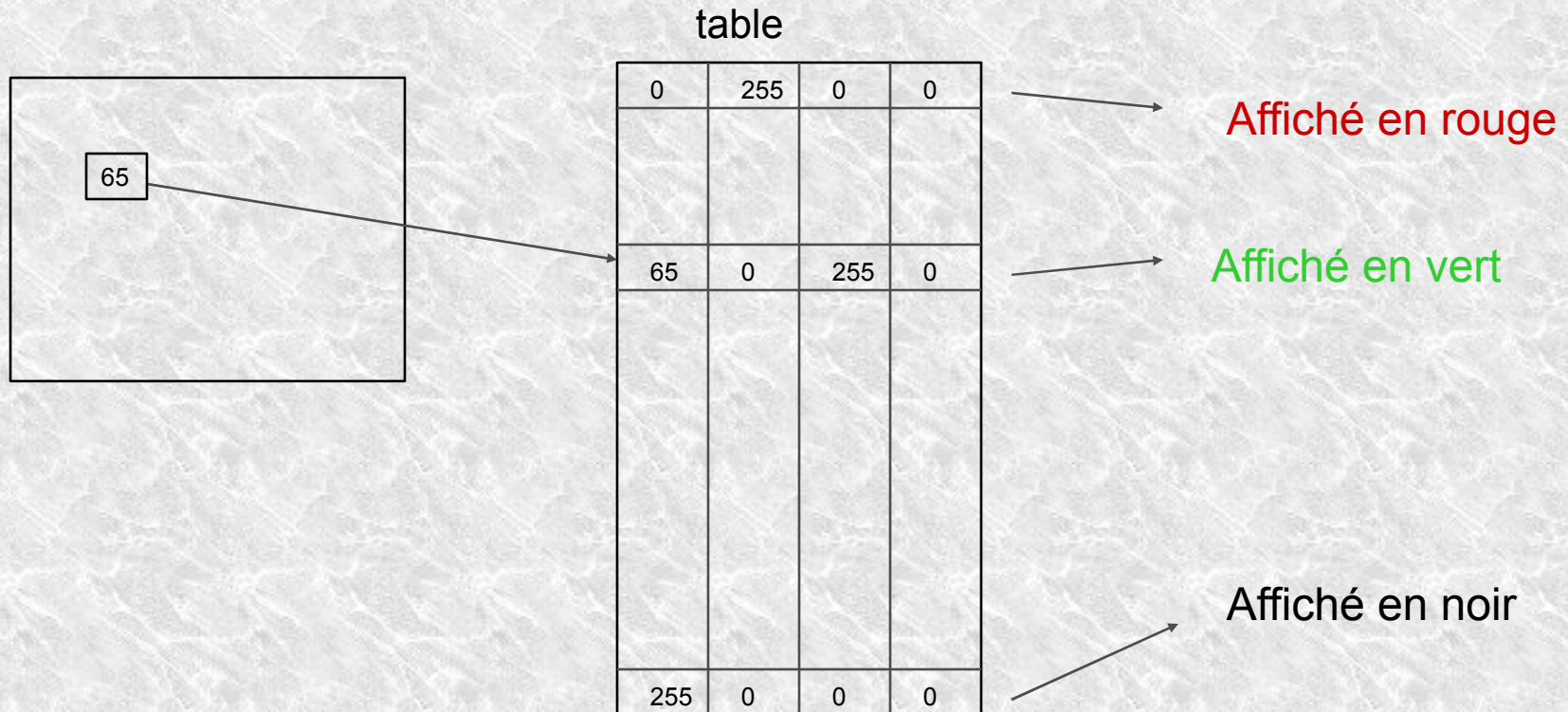
Plan Bleu

Couleurs Indéxées

- Image couleur :

1 images niveau de gris + palette (=table de codage)

si codage octet: (256 couleurs affichables)



Compression : Modes de stockage

-Stockage d'information sans perte

Raw

← (tiff, 8b/p, bmp...)

formats de traitement

← (exr, 32b/p float...)

compression sans perte

← (tiff, bmp...)

-Compression colorimétrique avec pertes

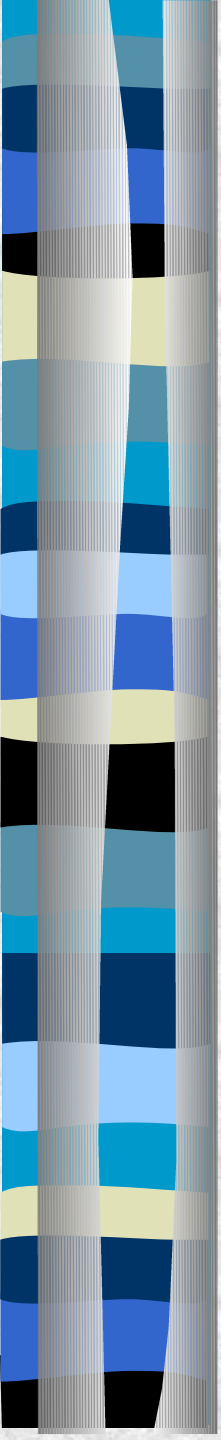
palettes et couleurs indexées

← (gif...)

-Compression avec pertes dans espace transformé

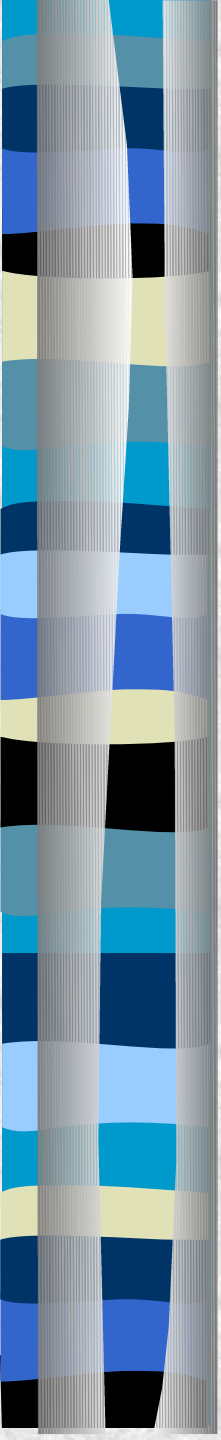
(transformée en cosinus discrete: transformée de
fourier rapide)

← (jpeg, ...)



Segmentation d'images : extraire de l'information

- Détection de **contours** / régions
- Détection de lignes de crêtes ou vallées
- Détection de **points d'intérêt**
- ...



Classes de méthodes

régions → méthodes algorithmiques / colorimétriques
→ seuillage, composantes connexes, morphologie, ...
→ méthodes différentielles
→ filtrage et restauration, composantes connexes, ...

Contours → méthodes différentielles
→ filtrage, différentiation, opérateur différentiel, ...

Crêtes / Vallées / **points d'intérêt**
→ méthodes différentielles

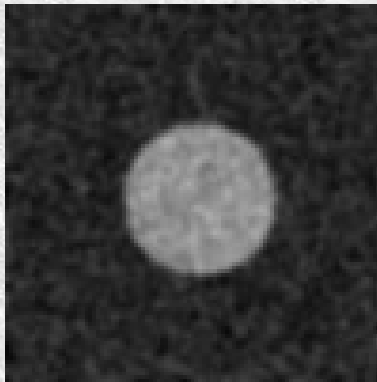
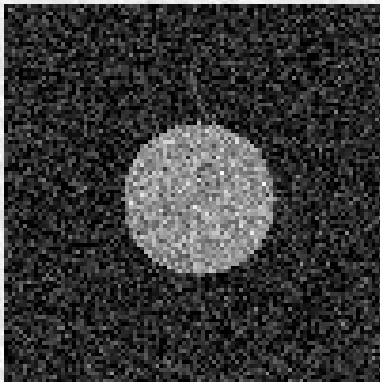
Bases de filtrage et segmentation

- Qu'est-ce qu'une image?
- Bases de filtrage (linéaire, FFT, convolution, gaussien, dérivées...)
- Bases de segmentation contours
- Cas de la couleur
- Espaces échelle

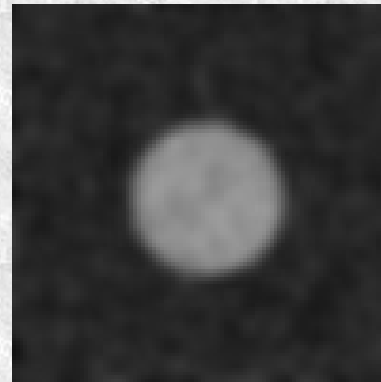
Filtrage, régularisation

- Exemple en détection de contours
 - Régularisation: lissage gaussien

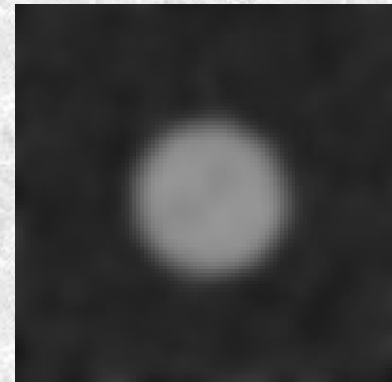
$$I_l(x, y) = I(x, y) \star C_0 e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$



$\sigma = 1$



$\sigma = 2$



$\sigma = 3$

Filtrage, régularisation

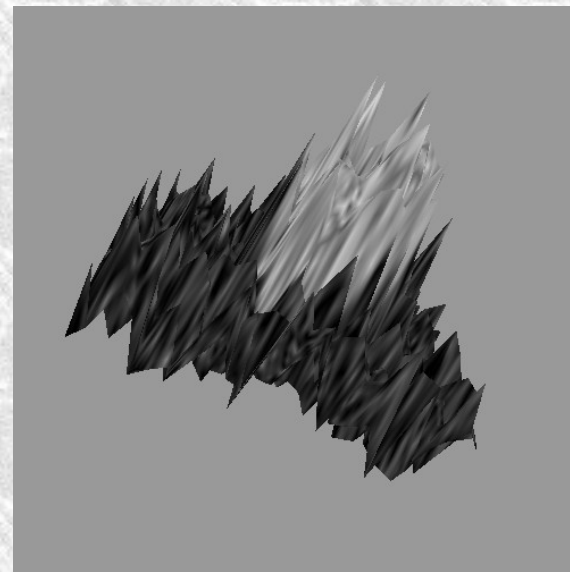
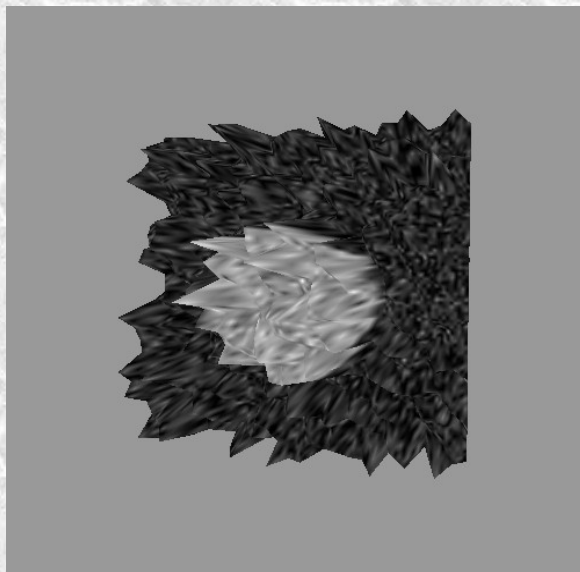
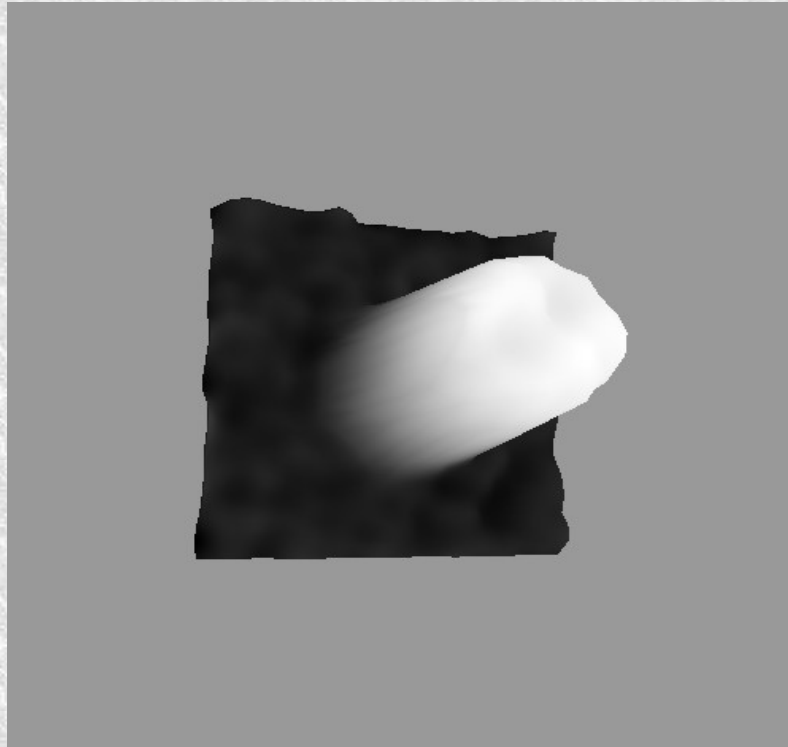


Image bruitée : surface image

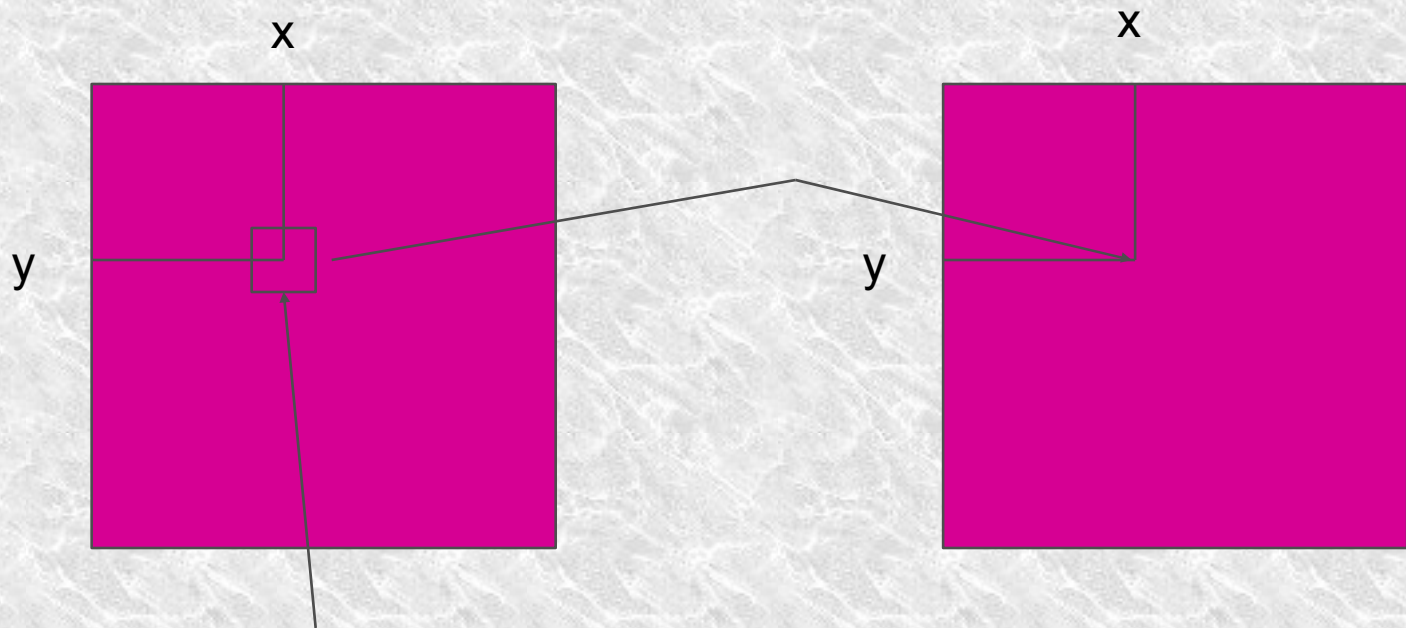
Filtrage, régularisation



Surface image : lissage gaussien

Convolution

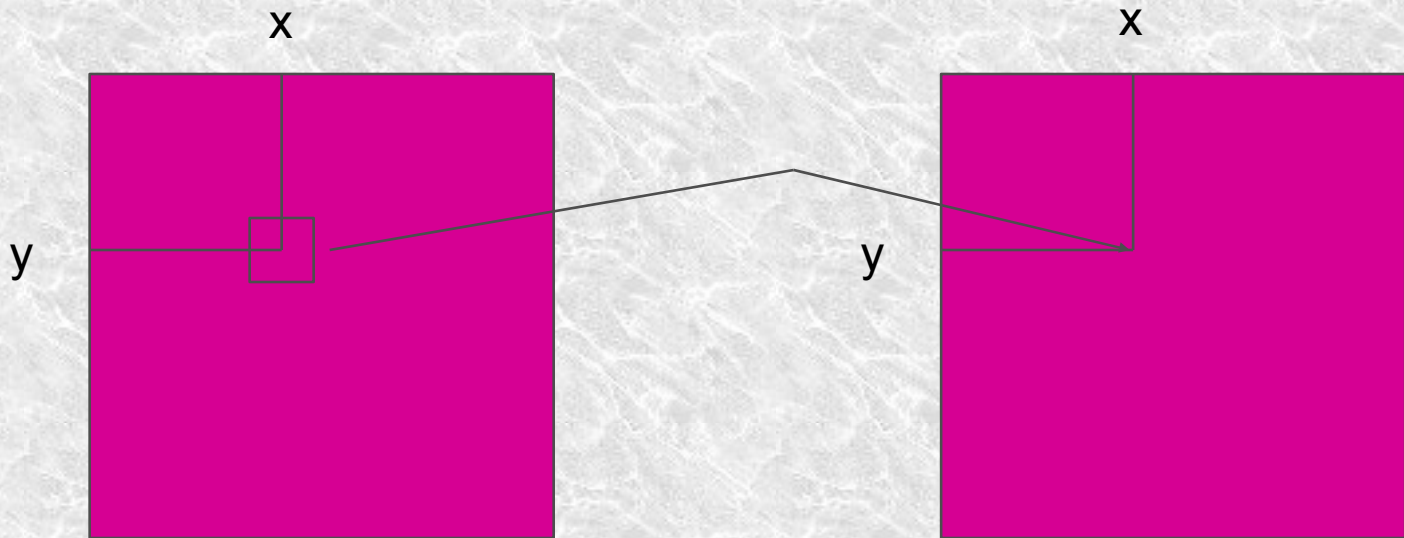
Filtrage linéaire : convolution



Masque de convolution : Exemple : filtre moyenne

Convolution

Filtrage linéaire : convolution



filtre gaussien : moyenne pondérée :
les pixels du centre comptent +

Convolution : couleur traitement marginal



Moyenne 3x3

Convolution : couleur traitement marginal



Moyenne 9x9

Convolution : couleur traitement marginal



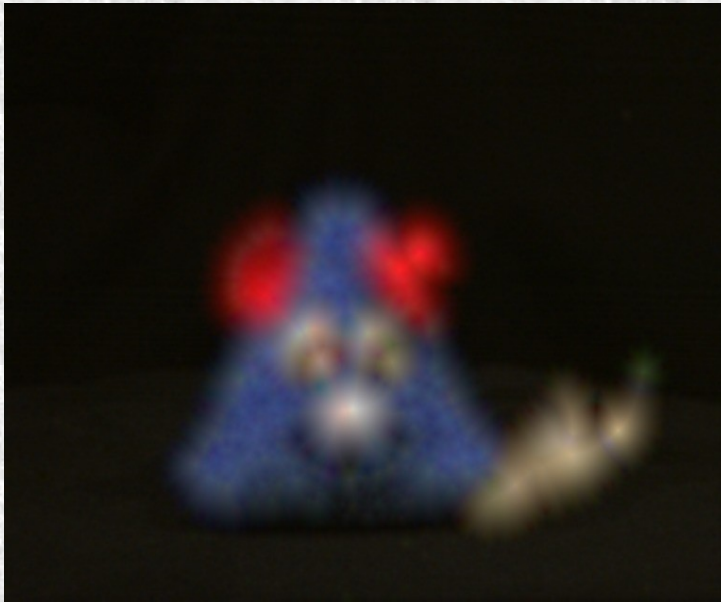
Moyenne 25x25

Convolution : couleur traitement marginal



Gaussien (25x25) -> filtre isotrope
Lissage dans toutes les directions de
manière équivalente

Diffusion géodesique couleur traitement marginal / traitement vectoriel



Traitement marginal



Traitement vectoriel

Attention : ne marche pas toujours

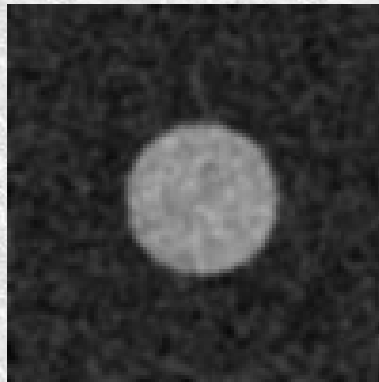
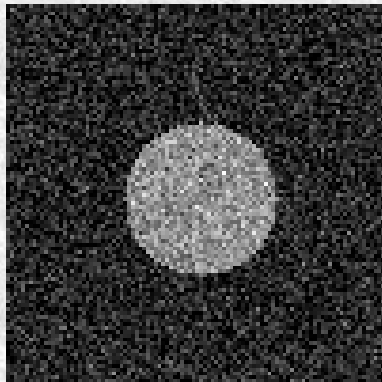
Bases de filtrage et segmentation

- Qu'est-ce qu'une image?
- Bases de filtrage (linéaire, FFT, convolution, gaussien, dérivées...)
- Bases de segmentation contours
- Cas de la couleur
- Espaces échelle

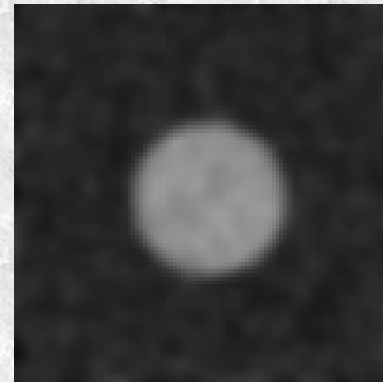
Filtrage, dérivatif : lissage

Lissage pour régulariser le signal puis dérivation
→ filtre passe bande

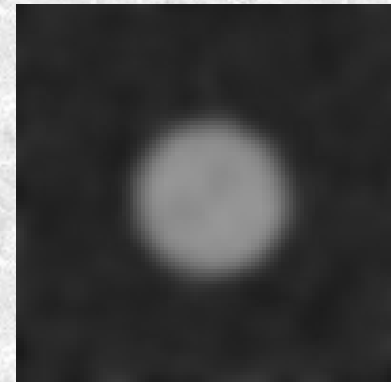
$$I_l(x, y) = I(x, y) \star C_0 e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$



$\sigma = 1$



$\sigma = 2$



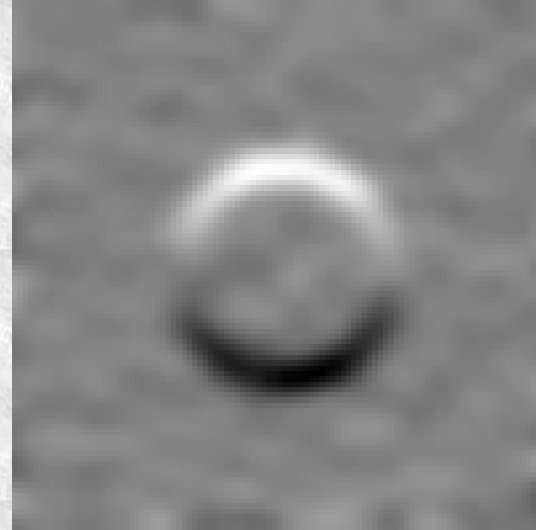
$\sigma = 3$

Dérivation



Dérivée en X

$$I_x = \frac{\partial I_l}{\partial x}$$



Dérivée en Y

$$I_y = \frac{\partial I_l}{\partial y}$$

Filtrage, dérivatif

Lissage puis dérivation: en 1D (convolution dérivée du filtre)

$$(f \star g)' = f \star g' = f' \star g$$

Lissage puis dérivation: en 2D, dérivée en X, dérivée en Y

$$I_x = \frac{\partial I_l}{\partial x} = I(x, y) \star C_1 x e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

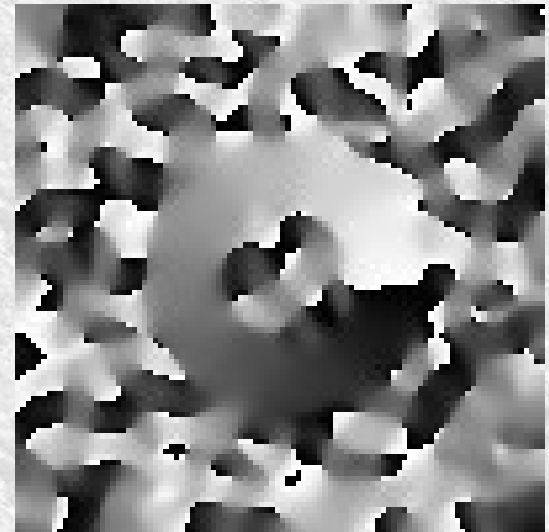
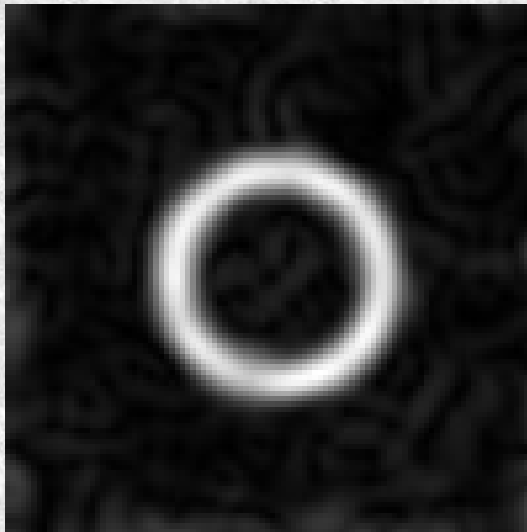
$$I_y = \frac{\partial I_l}{\partial y} = I(x, y) \star C_1 y e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Opérateur gradient (formulation classique)

$$\vec{\nabla} I = \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix}$$

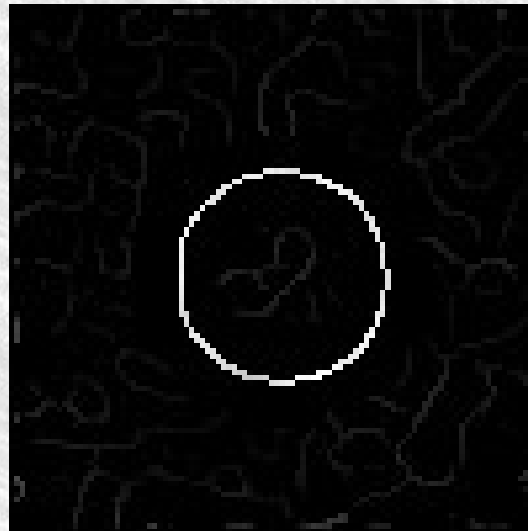
$$\|\vec{\nabla} I\| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{I_y}{I_x} \right)$$



Détection de contours opérateur du 1er ordre

- norme du gradient
- angle du gradient (axe X)
- suppression des non maxima locaux du gradient dans la direction du gradient

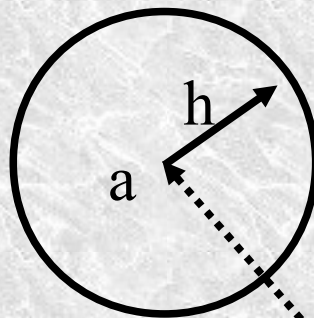


Bases de filtrage et segmentation

- Qu'est-ce qu'une image?
- Bases de filtrage (linéaire, FFT, convolution, gaussien, dérivées...)
- Bases de segmentation contours
- Cas de la couleur
- Espaces échelle

Tenseur multi-spectral

- Développement limité fonction image ordre 1 au point a et dans la direction h



$$I(\vec{a} + \vec{h}) = I(\vec{a}) + \nabla I \cdot \vec{h}$$

Tenseur multi-spectral

$$\Delta = I(\vec{a} + \vec{h}) - I(\vec{a}) = \nabla I \cdot \vec{h}$$

$$\Delta^2 = (\nabla I \cdot \vec{h})(\nabla I \cdot \vec{h})$$

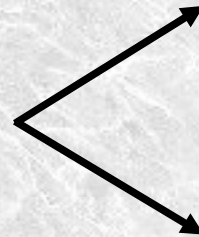
$$\Delta^2 = \vec{h}^t \cdot (\nabla I \cdot \nabla I^t) \cdot \vec{h}$$

$$\Delta^2 = \vec{h}^t \cdot \begin{pmatrix} I_x & I_y \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix} \vec{h}$$

Tenseur multi-spectral

$$\Delta^2 = \vec{h}^t \cdot \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \cdot \vec{h}$$

Deux valeurs propres:



$$\lambda_{max} = \|\nabla I\|^2$$

$$\lambda_{min} = 0$$

Tenseur multi-spectral

$$\Delta^2 = \vec{h}^t \cdot \begin{pmatrix} R_x^2 + V_x^2 + B_x^2 & R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y \\ R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y & R_y^2 + V_y^2 + B_y^2 \end{pmatrix} \cdot \vec{h}$$

Deux valeurs propres:

$$\lambda_{max} = \|\nabla I\|^2 \quad I : \text{vectoriel}$$

$$\lambda_{min} \simeq 0$$

Tenseur multi-spectral

$$g_{ij} = \begin{pmatrix} R_x^2 + V_x^2 + B_x^2 & R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y \\ R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y & R_y^2 + V_y^2 + B_y^2 \end{pmatrix}$$

$$g_{11} = R_x^2 + V_x^2 + B_x^2$$

$$g_{22} = R_y^2 + V_y^2 + B_y^2$$

$$g_{12} = R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y$$

$$\Delta = (g_{11} - g_{22})^2 + 4g_{12}^2$$

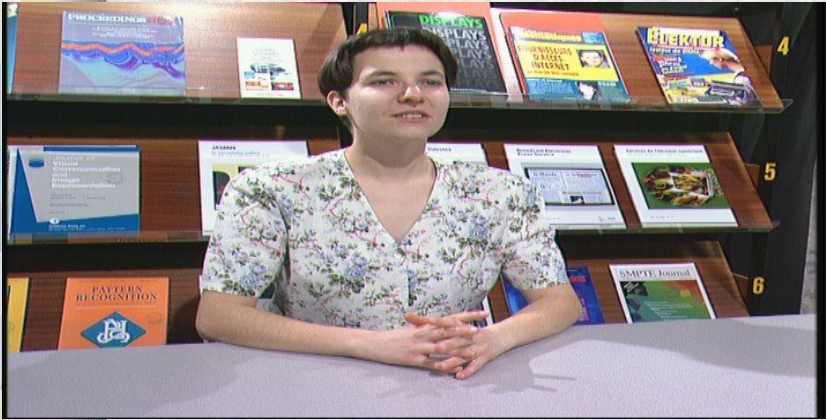
$$\lambda_{max} = \frac{g_{11} + g_{22} + \sqrt{\Delta}}{2}$$

$$\vec{v}_{max} = \begin{pmatrix} -g_{12} \\ g_{11} - \lambda_{max} \end{pmatrix}$$

← Norme gradient au carré

← Direction gradient

Contours couleur



Gradient

Fusion des données au
niveau de l'opérateur

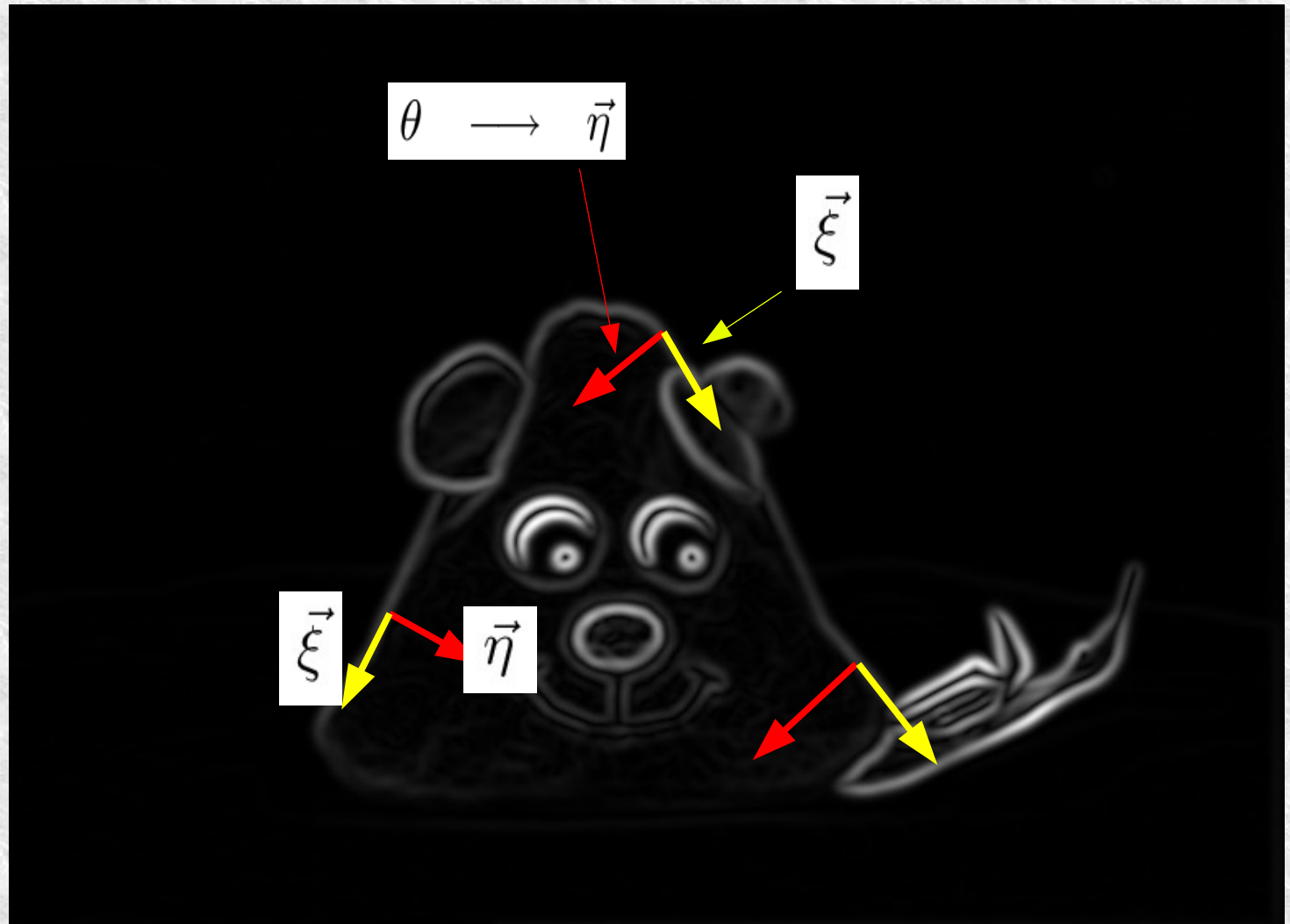


Détection de contours couleur

Bases de filtrage et segmentation

- Qu'est-ce qu'une image?
- Bases de filtrage (linéaire, FFT, convolution, gaussien, dérivées...)
- Bases de segmentation contours
- Cas de la couleur
- Espaces échelle

Détection de Contours



Les analyses multi-échelles

Espace échelle gaussien: Koenderink

Filtre de lissage gaussien (isotrope):

$$f_0(x, y) = \frac{1}{2\Pi\sigma^2} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} e^{\frac{-y^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\Pi\sigma^2} e^{\frac{-r^2}{2\sigma^2}}$$

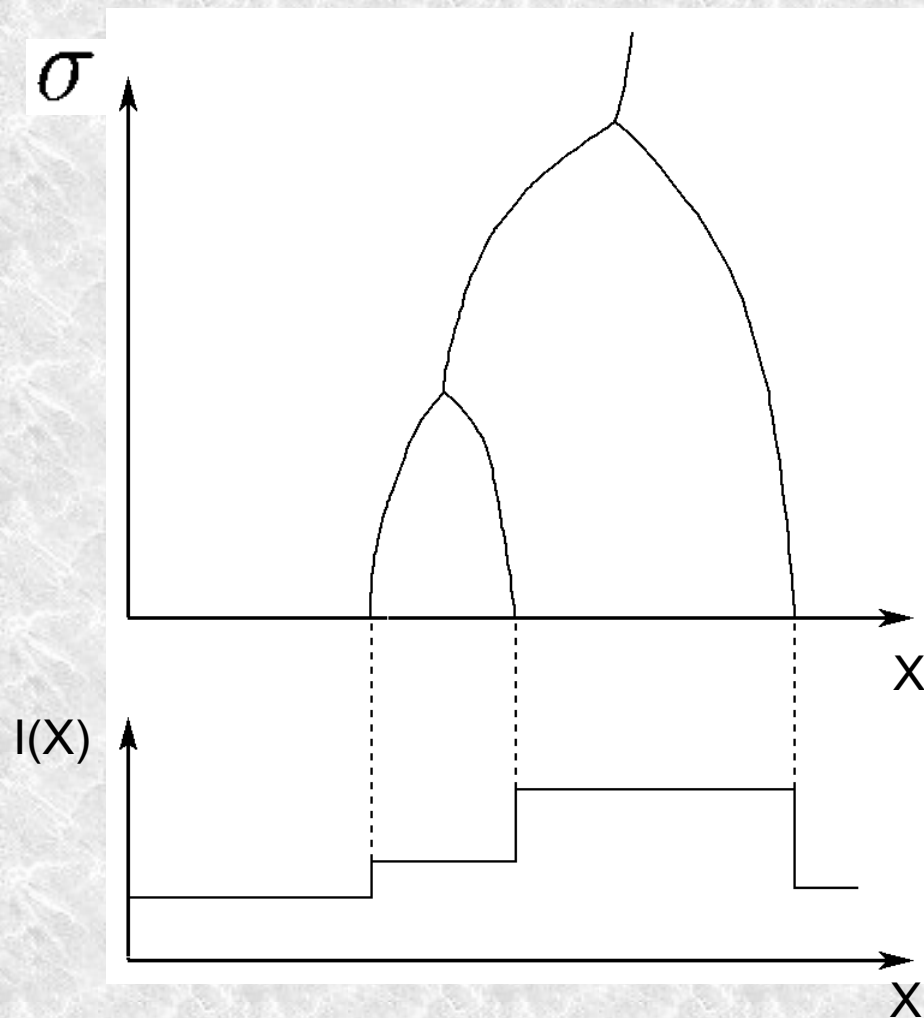
$$r^2 = x^2 + y^2$$

Dépend du paramètre : σ

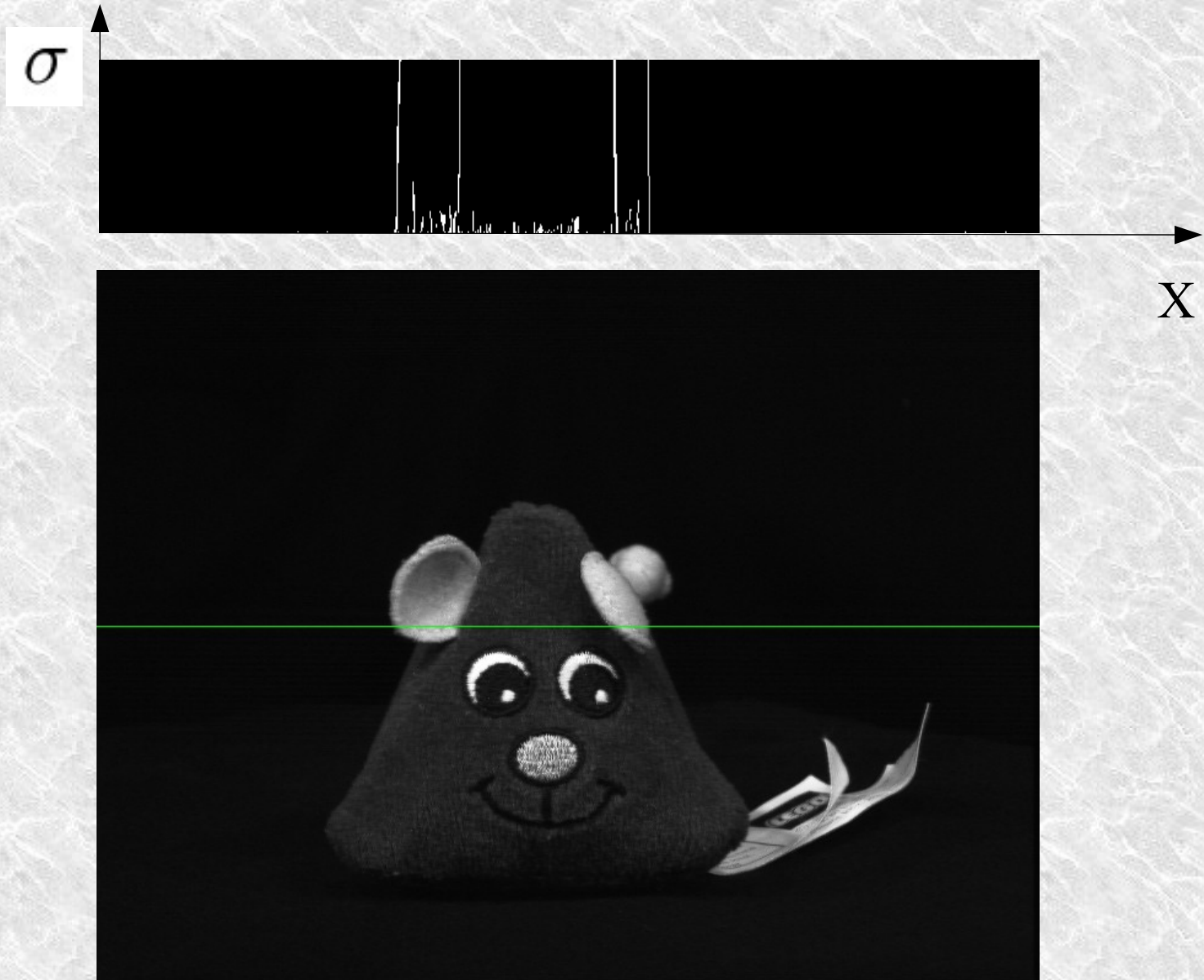


On étudie la position des contours
En fonction de σ

Espace échelle gaussien

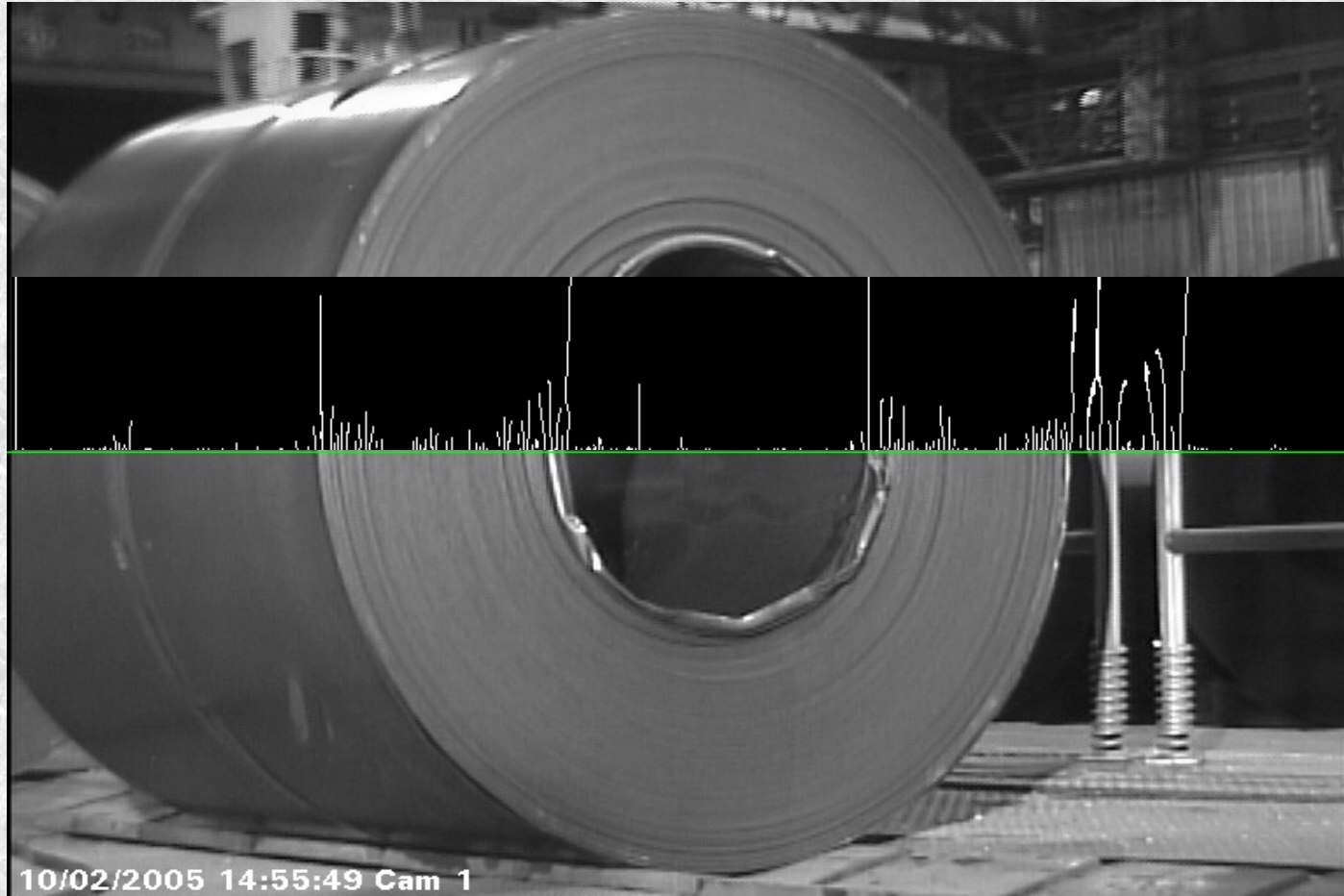


Détection de Contours: Scale Space



Détection de Contours: Scale Space

2ième exemple:



Espace échelle gaussien (linéaire - isotrope)

Diffusion Isotrope :

Analogie avec la diffusion de la chaleur:

blanc = chaud ,

noir = froid

Equation de la chaleur : équation aux dérivées partielles (EDP)

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \Delta I = I_{xx} + I_{yy}$$



$$\frac{\partial I}{\partial t} = I_{\xi\xi} + I_{\eta\eta}$$

EDP : solution = convolution de l'image initiale par une gaussienne

$$I_t(x, y, t) = I_0 * G(x, y, t)$$

et

$$G(x, y, t) = \frac{1}{4\pi t} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{4t}\right)$$

Axiomatisation de l'analyse multi-échelle

Définition:

Image :

$$\begin{array}{ccc} I & : & R^2 \longrightarrow R \\ (x, y) & \longrightarrow & I(x, y) \end{array}$$

Opérateur :

$$\begin{array}{ccc} T_t \cdot \text{Image} & \longrightarrow & \text{Image} \\ I_0(x, y) & \longrightarrow & I(x, y, t) = T_t(I_0(x, y)) \end{array}$$

Image initiale

Suite continue d'images dans le temps

Axiomes architecturaux

Récurtivité et Structure Pyramidale :

- Les hautes échelles ne doivent pas influencer les basses échelles.

L'image à une échelle $t+h$ peut être obtenue directement à partir de l'image à l'échelle t sans passer par l'image initiale.

$$\forall s \leq t, \exists T_{s,t} / T_t = T_{s,t} \circ T_s$$

Axiomes architecturaux

Comparaison / Comparaison locale:

Si une image U est plus claire qu'une autre image V , alors cet ordre doit être respecté au cours de l'analyse.

Si $I(m) \geq J(m) \forall m \in V(m_0) \Rightarrow T(I(m)) \geq T(J(m)) \forall m \in V(m_0)$

Axiomes architecturaux

Régularité:

L'évolution d'une image régulière (forme quadratique par exemple) doit se faire de façon régulière.

Si I est une forme quadratique au voisinage d'un point m_0

$$I(m) = a + p^t (m - m_0) + \frac{1}{2} (m - m_0)^t A (m - m_0)$$

lorsque $h \rightarrow 0$ alors $T_{t,t+h}(I)(m)$ ne doit dépendre que des valeurs de a , p et A .

Théorème Fondamental

Si une analyse multi-échelle $T_t(I)$ vérifie les axiomes :

- architecture pyramidale
- comparaison locale
- régularité

alors

$$I(x, y, t) = T_t(I_0)(x, y)$$

est une solution de viscosité de l'EDP suivante :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = F(H(I), \nabla I, I, x, y, t)$$

avec $I(x, y, 0) = I_0(x, y)$ et F une fonction non décroissante.

Exemples d'EDP : Equation de la chaleur

Si une analyse multi-échelle possède les propriétés :

- linéarité
- invariance euclidienne

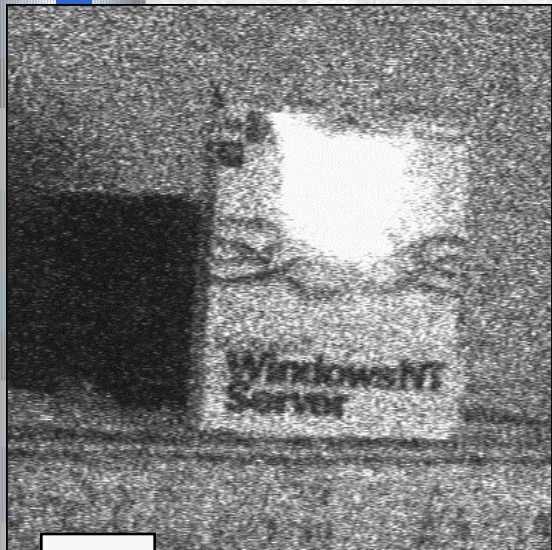
alors

$$I(x, y, t) = T_t(I_0)(x, y)$$

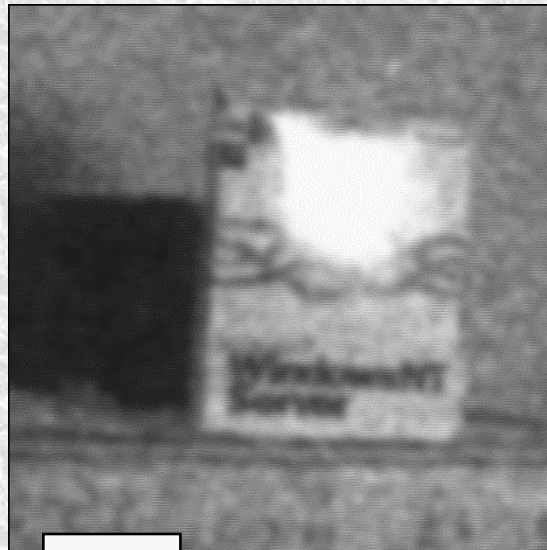
est solution de l'équation de la chaleur

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} &= \Delta I \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{cases}$$

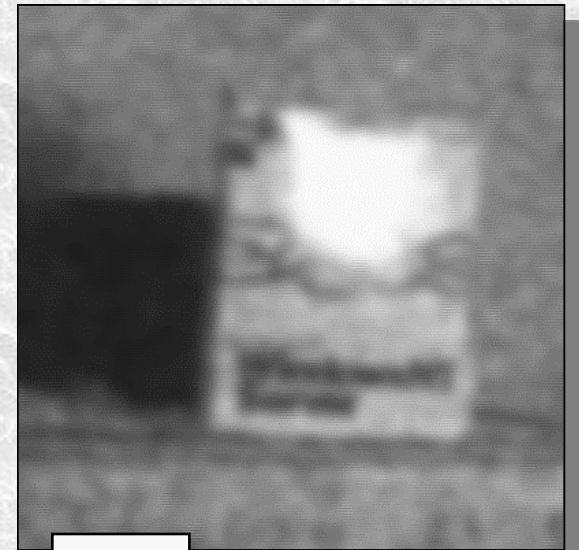
Equation de la chaleur : $dt = 0.5$



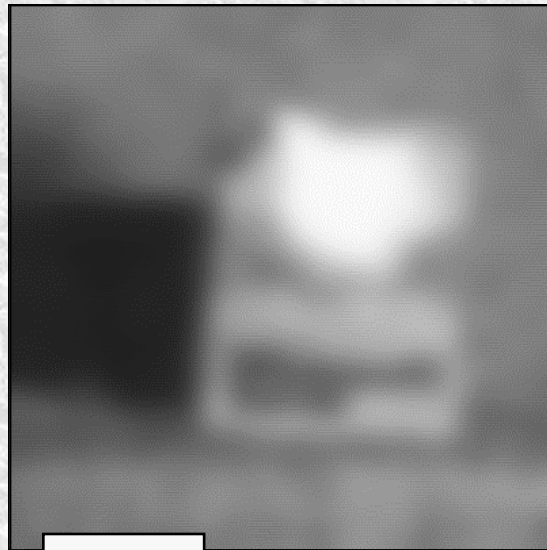
T=0



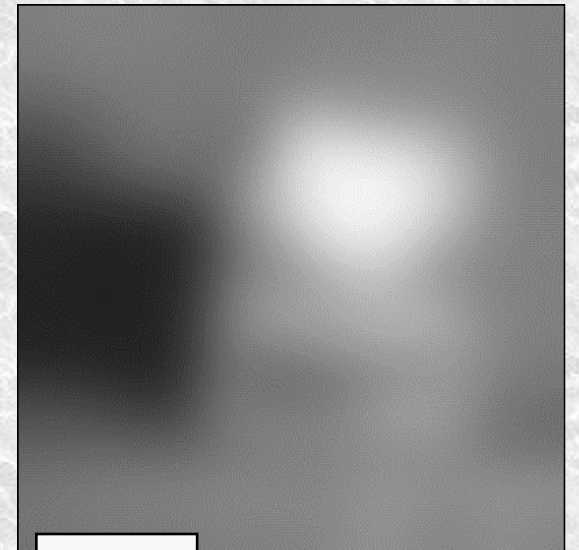
T=10



T=20



T=100



T=500

Exemples d'EDP : EMSS

Si une analyse multi-échelle possède les propriétés:

- invariance euclidienne
- morphologique

alors

$$I(x, y, t) = T_t(I_0)(x, y)$$

est solution de viscosité de l'EDP suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} &= |\nabla I| G \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right), t \right) \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{cases}$$

G : fonction non décroissante par rapport à la première variable s

Exemples d'EDP : MCM

Un cas particulier intéressant : $G(s,t) = s.t$

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} &= t|\nabla I| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) \\ I(x,y,0) &= I_0(x,y) \end{cases}$$

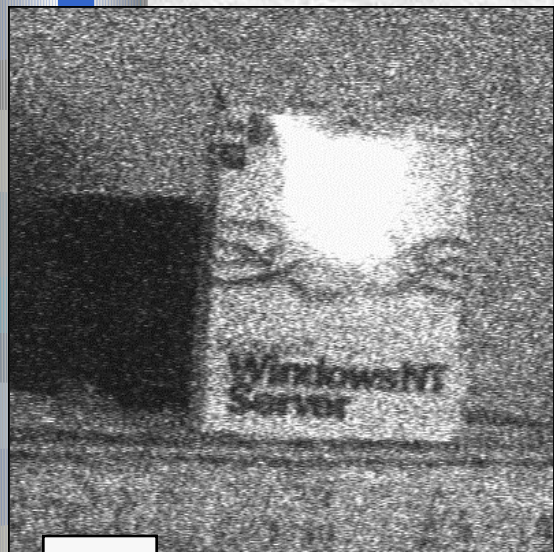
Avec :

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) = \frac{I_y^2 I_{xx} - 2I_x I_y I_{xy} + I_x^2 I_{yy}}{|\nabla I|^3}$$

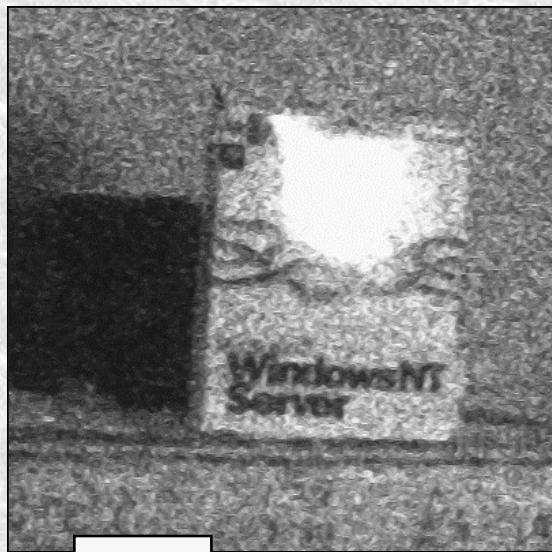
Courbure
Euclidienne
Des isophotes

→ *Diffusion anisotrope dans la direction des isophotes*

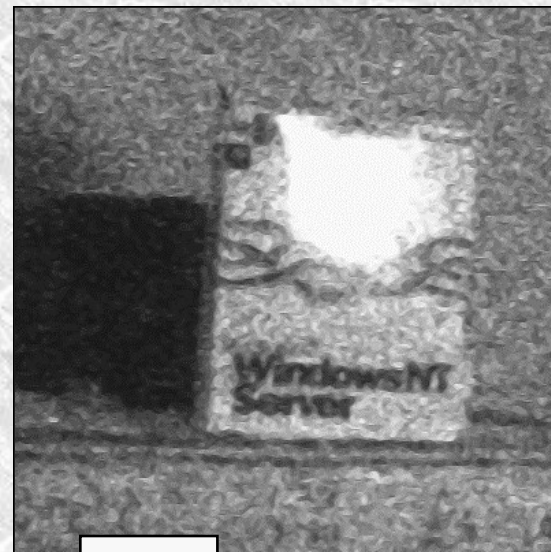
MCM : $dt = 0.5$



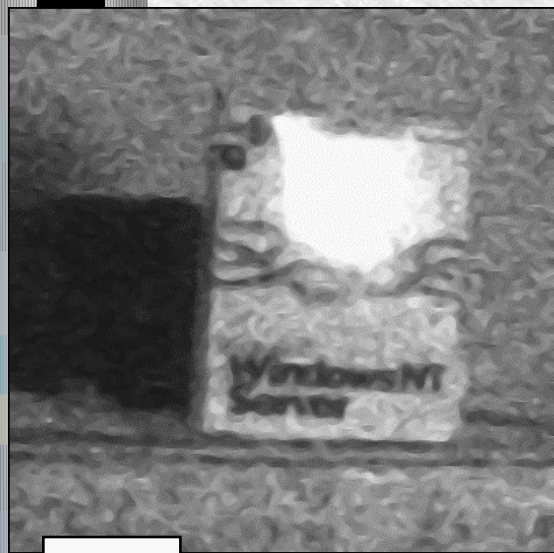
T=0



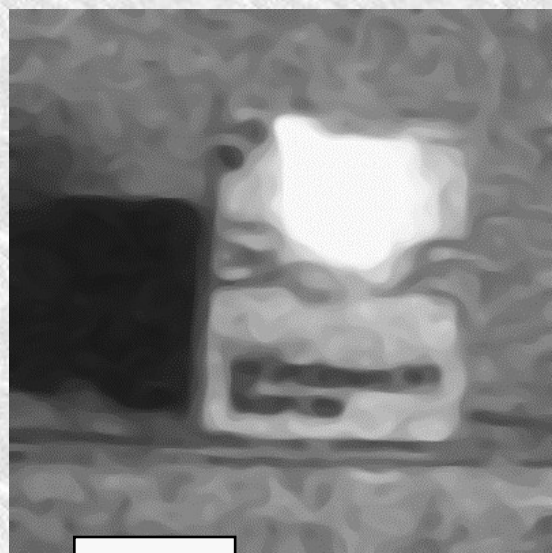
T=10



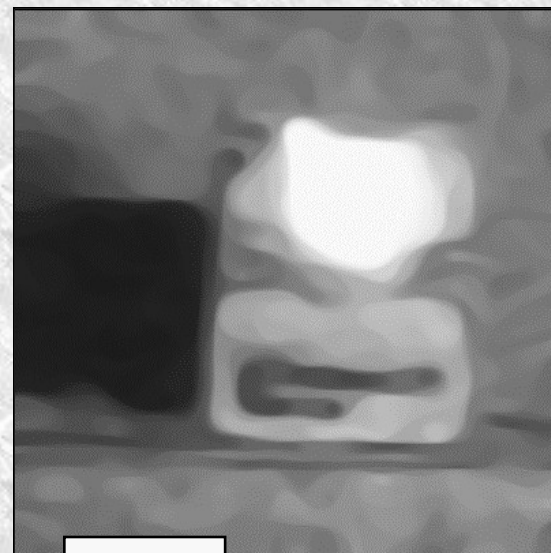
T=20



T=50

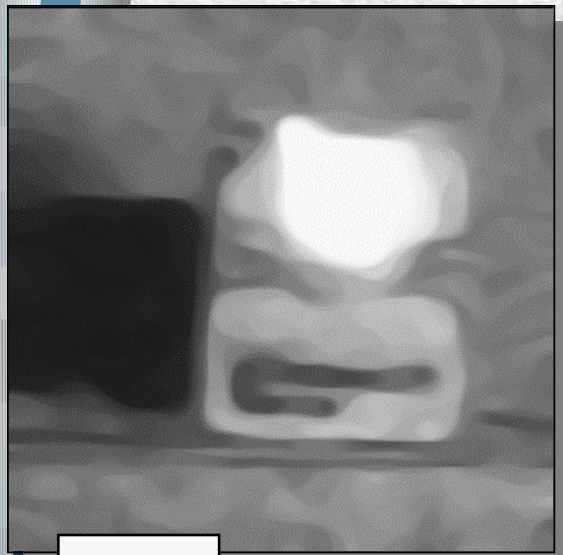


T=200

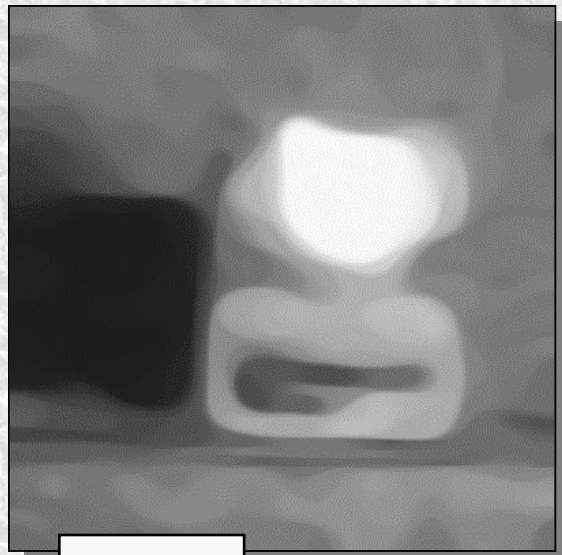


T=500

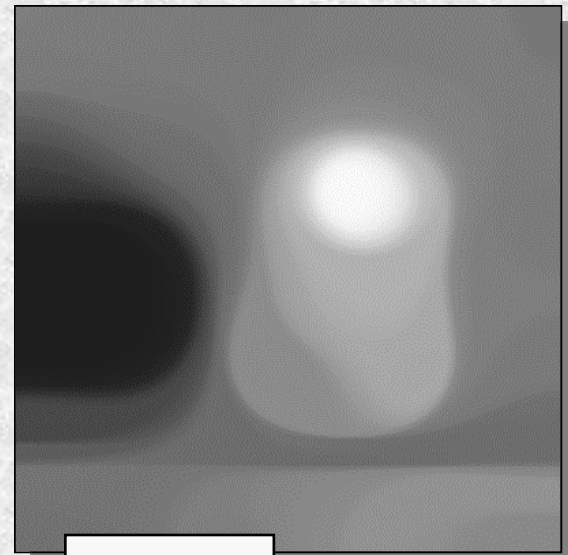
MCM : $dt = 0.5$



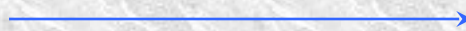
T=500



T=1000



T=10000



Formes circulaires

Exemples d'EDP : Diffusion Géodésique

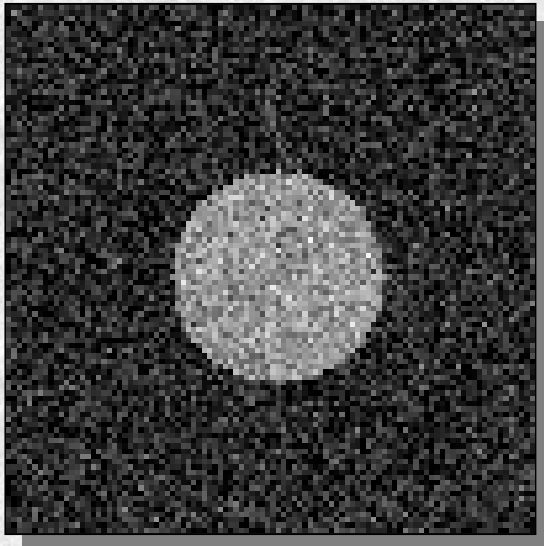
Filtrage anisotrope DG:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} &= I_{\eta\eta} \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{cases}$$

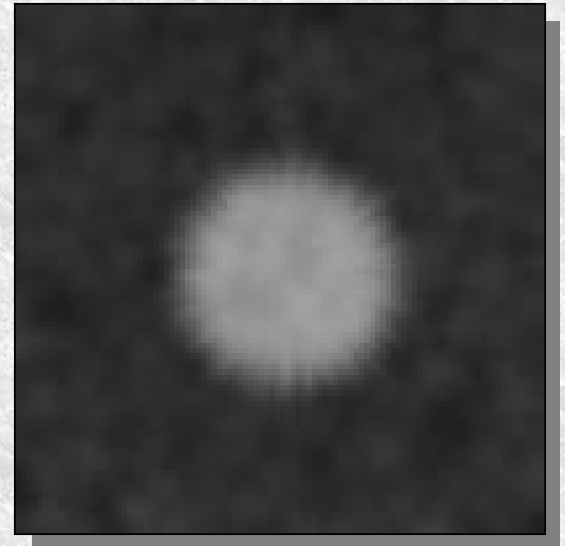
Propriétés d'invariance:

- Non invariance Morphologique
- Invariance Euclidienne
- Non Linéarité

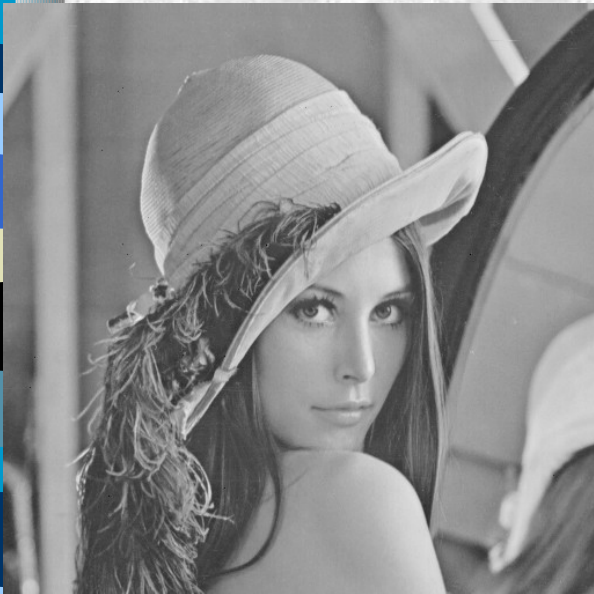
Exemples d'EDP : Diffusion Géodésique



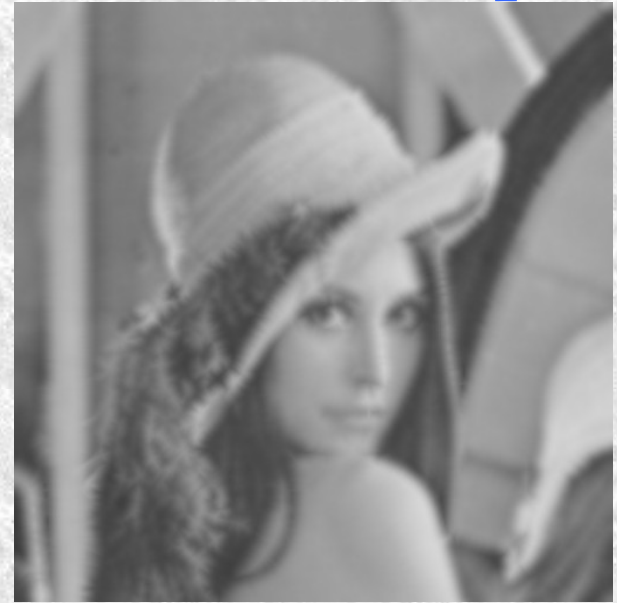
DG
10 itérations



Exemples d'EDP : Diffusion Géodésique



DG
20 itérations



DG
100 itérations



EDP: Briques de Base

→ Restauration : Diffuser avec : $I_{\xi\xi}$

→ Segmentation : dériver dans la direction $\varepsilon\tau\alpha$

Diffuser avec : $I_{\eta\eta}$

Mise en correspondance : stéréo-vision non calibrée

- Détection de coins (Kitchen-Rosenfeld, Harris)
- Caractérisation invariante (invariance euclidienne, affine)
- Mise en correspondance

Mise en Correspondance: méthodes iconiques

Géométrie épipolaire

✓ *Points d'intérêt*



Mise en Correspondance

✓ *Domaine image*

✓ *Domaine Fréquentiel*



Méthodes iconiques : images
à niveau de gris ou couleur



Corrélation



Invariants différentiels

Détection de points d'intérêt

Courbure des iso-photos $\rightarrow$ Opérateur de Kitchen-Rosenfeld

Mesure d'autocorrélation $\rightarrow$ Opérateur de Harris

$\rightarrow$ Extension à la couleur

$\rightarrow$ Détection multi-échelle (indexation, ...)

Courbure de la surface image $\rightarrow$ Détecteur SURF

DOG multi-échelle

Harris Affine

Opérateur de Kitchen-Rosenfeld

Courbure des iso-photos :

$$Courb = \frac{d\xi}{ds}$$

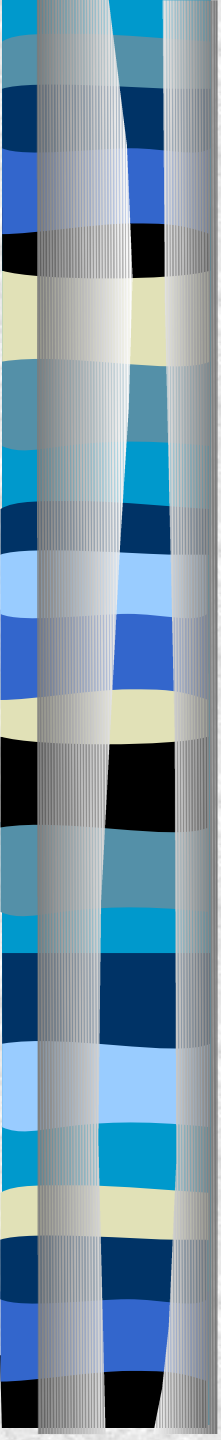
ξ : tangente au contour (perp. direction gradient)

$$K = Courb \times \|\vec{\nabla} I\|$$

← Points à forte courbure
Et fort gradient

Opérateur de Kitchen-Rosenfeld

$$K = \frac{I_y^2 I_{xx} - 2 I_x I_y I_{xy} + I_x^2 I_{yy}}{\|\vec{\nabla} I\|^2}$$



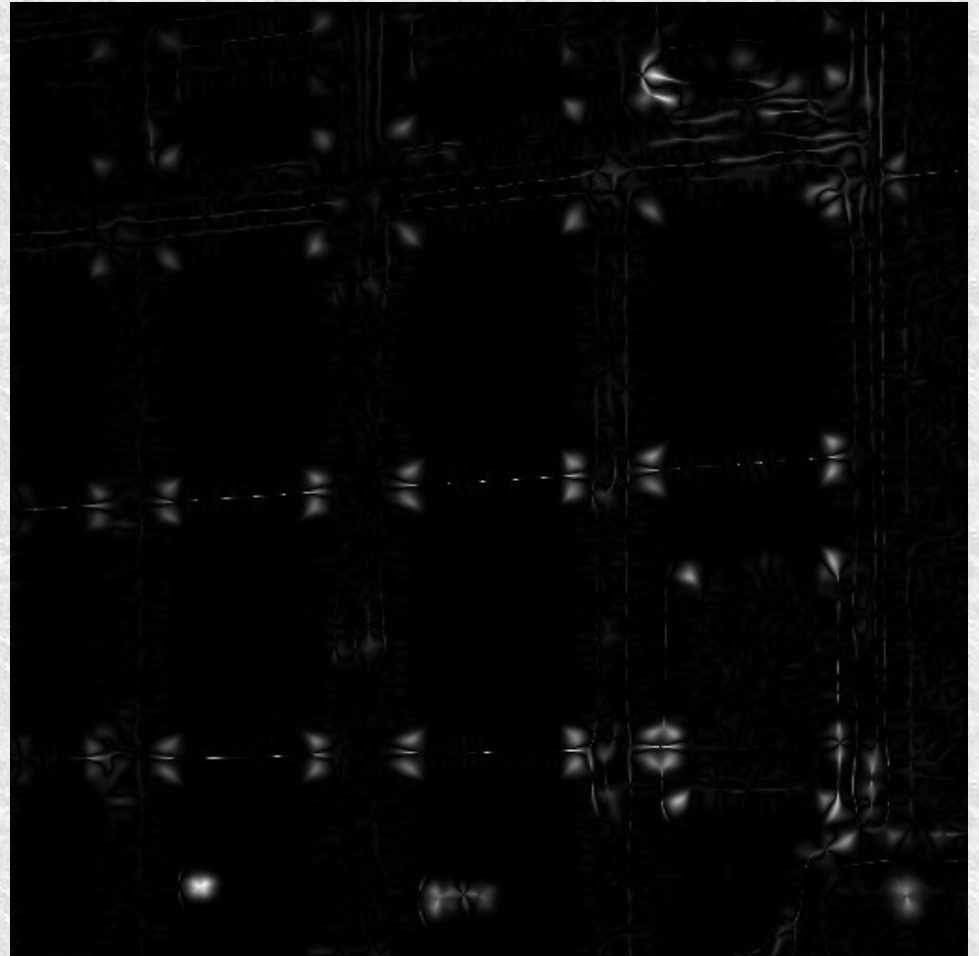
Détection de coins: Kitchen-Rosenfeld

- Opérateur de Kitchen-Rosenfeld : K
- Suppression des non maxima locaux de K dans la direction des isophotes : $\max K$
- Détection de contours
- Multiplication : $\max K$ et contours
- Suppression des non maxima locaux dans une fenêtre de rayon R

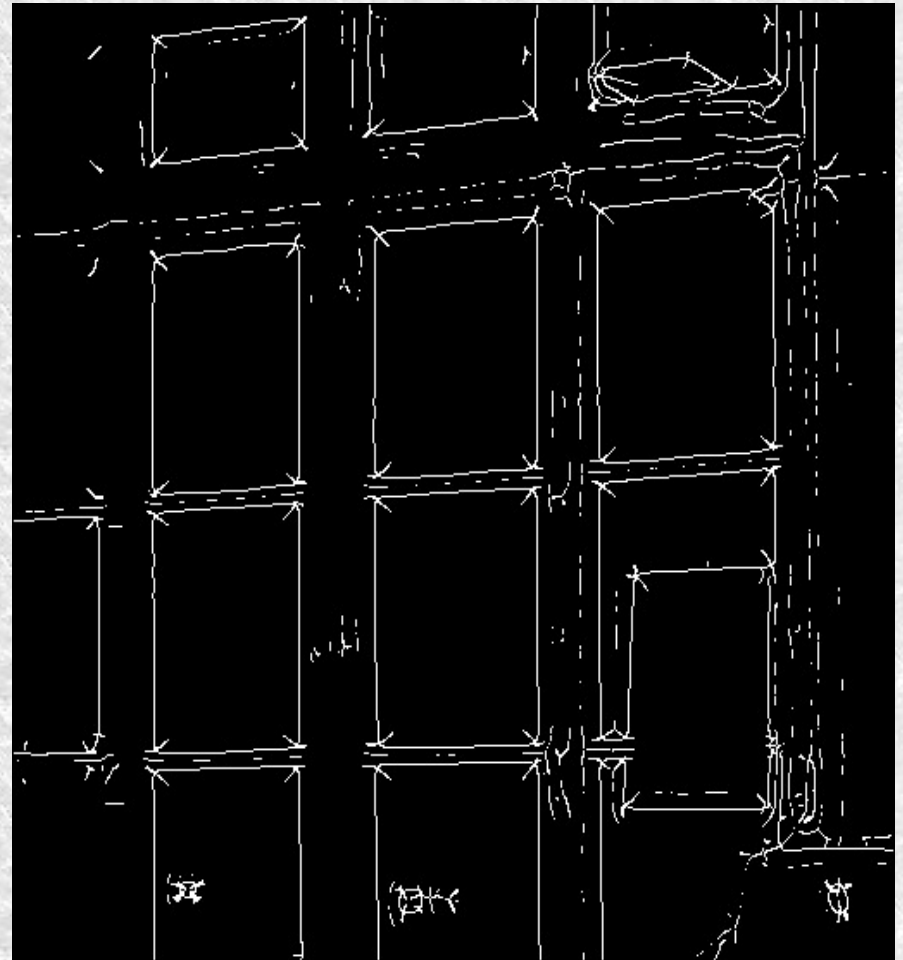
Détection de coins: Kitchen-Rosenfeld



Détail fenêtres



Détection de coins: Kitchen-Rosenfeld

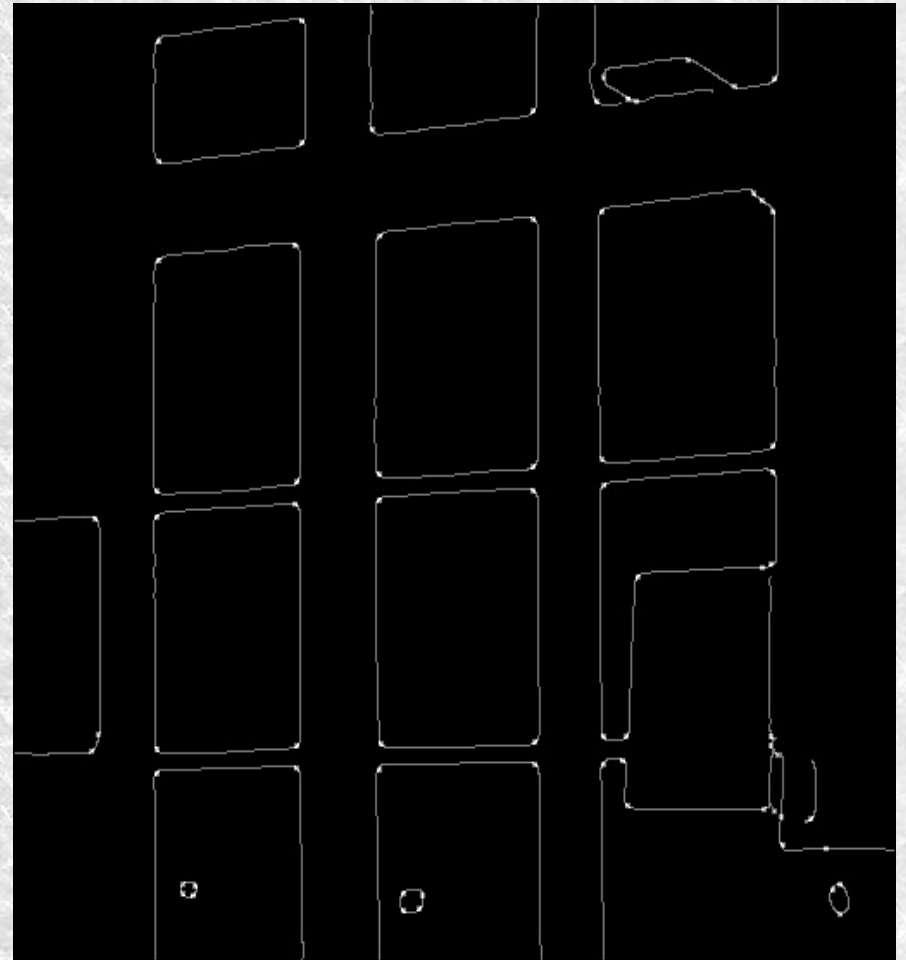


Détail fenêtres
Contours + maxK

Détection de coins: Kitchen-Rosenfeld



Détail fenêtres
Contours + coins



Un détecteur de coins couleur

Généralisation de l'opérateur de Kitchen-Rosenfeld : à la couleur

$$K = \frac{\partial \xi}{\partial x} \frac{dx}{ds} + \frac{\partial \xi}{\partial y} \frac{dy}{ds}$$

$$K = \vec{\nabla} \xi \cdot \vec{\xi}$$

$$\vec{\xi} = \left(\frac{\partial x}{\partial s}, \frac{\partial y}{\partial s} \right)^t$$

Kitchen - Rosenfeld couleur

$$\vec{\xi} = \frac{1}{\sqrt{g_{12}^2 + (g_{11} - \lambda_{max})^2}} \begin{pmatrix} g_{11} - \lambda_{max} \\ g_{12} \end{pmatrix}$$

On pose :

$$\begin{aligned} \vec{I}_x &= {}^t(R_x, V_x, B_x) \\ \vec{I}_y &= {}^t(R_y, V_y, B_y) \\ \vec{I}_{xx} &= {}^t(R_{xx}, V_{xx}, B_{xx}) \\ \vec{I}_{yy} &= {}^t(R_{yy}, V_{yy}, B_{yy}) \\ \vec{I}_{xy} &= {}^t(R_{xy}, V_{xy}, B_{xy}) \end{aligned}$$

Kitchen - Rosenfeld couleur

Alors :

$$\frac{\partial \xi}{\partial x} = \frac{(g_{11} - g_{22}) (\vec{I}_{xx} \cdot \vec{I}_y + \vec{I}_{xy} \cdot \vec{I}_x) - 2 g_{12} (\vec{I}_{xx} \cdot \vec{I}_x - \vec{I}_{xy} \cdot \vec{I}_y)}{\Delta}$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial y} = \frac{(g_{11} - g_{22}) (\vec{I}_{yy} \cdot \vec{I}_x + \vec{I}_{xy} \cdot \vec{I}_y) + 2 g_{12} (\vec{I}_{yy} \cdot \vec{I}_y - \vec{I}_{xy} \cdot \vec{I}_x)}{\Delta}$$

et

$$K R_{couleur} = K \sqrt{\lambda_{max}}$$

Résultats



Opérateur de Harris

Mesure des variations locales de l'image

au point : $\mathbf{m} = (x, y)$

X : Fonction d'autocorrelation locale: (fenêtre W centrée en m)

déplacement : $\mathbf{h} = (h_x, h_y)$

$$X(\mathbf{m}) = \sum_{\mathbf{m}' \in W} (I(\mathbf{m}') - I(\mathbf{m}' + \mathbf{h}))^2$$

Opérateur de Harris

Développement limité au premier ordre :

$$X(\mathbf{m}) = \sum_{\mathbf{m}' \in W} \left[\left(\frac{\partial I}{\partial x} \quad \frac{\partial I}{\partial y} \right) \cdot \mathbf{h} \right]^2$$

Ecriture matricielle :

$$X(\mathbf{m}) = \mathbf{h}^t \begin{pmatrix} \sum_{\mathbf{m}' \in W} \frac{\partial I^2}{\partial x} & \sum_{\mathbf{m}' \in W} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} \\ \sum_{\mathbf{m}' \in W} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} & \sum_{\mathbf{m}' \in W} \frac{\partial I^2}{\partial y} \end{pmatrix} \mathbf{h}$$

Opérateur de Harris : Tenseur de structure

Lissage **gaussien** de cette matrice $\longrightarrow$ étend l'information

$$T = \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \star C_0 e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

$$T = \begin{pmatrix} \hat{I}_x^2 & \hat{I}_x \hat{I}_y \\ \hat{I}_x \hat{I}_y & \hat{I}_y^2 \end{pmatrix}$$

Tenseur de structure

Points d'intérêts : Opérateur de Harris

Produit des valeur propres :

$$\det(T) - K \operatorname{trace}(T)^2$$

$$K = 0.04$$



Maxima locaux

Méthodes différentielles couleur



Pas de gradient direct

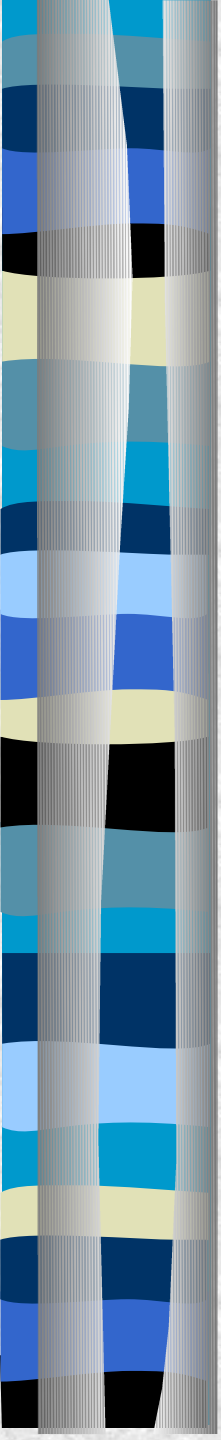


Tenseur multi-spectral

$$g_{ij} = \begin{pmatrix} R_x^2 + V_x^2 + B_x^2 & R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y \\ R_x R_y + V_x V_y + B_x B_y & R_y^2 + V_y^2 + B_y^2 \end{pmatrix}$$

Valeur propre maximale = norme gradient au carré

Vecteur propre (max) = direction du gradient



Tenseur de structure couleur Opérateur de Harris couleur

→ On lisse le tenseur multi-spectral

→ Opérateur de Harris couleur

$$\det(T) - K \operatorname{trace}(T)^2$$

Caractérisation des points: Invariants

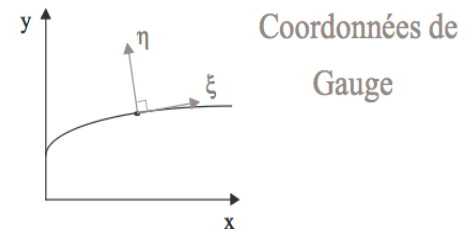
Invariants Différentiels en niveau de gris [Schmid 96]

Exemple de caractérisation à l'ordre 2

Combinaison des invariants de Hilbert :

- Invariance à la rotation,
- Estimation jusqu'à l'ordre 3 nécessaire pour une mise en correspondance efficace (9 invariants), problèmes de stabilité.

$$\begin{matrix} I & I_{\eta\eta} + I_{\xi\xi} & I_{\eta} & \frac{I_{\xi\xi}}{I_{\eta}} & \frac{I_{\xi\eta}}{I_{\eta}} \end{matrix}$$



Comparaison: Distance de Mahalanobis

$$\delta(\vec{v}_1, \vec{v}_2) = (\vec{v}_1 - \vec{v}_2)^T \Lambda^{-1} (\vec{v}_1 - \vec{v}_2)$$

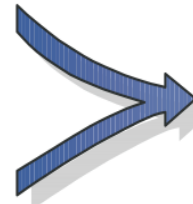
Caractérisation des points: Invariants

Invariants différentiels à l'ordre 3 en niveau de gris

- ♦ 10 degrés de liberté

$$I \ I_x \ I_y \ I_{xx} \ I_{xy} \ I_{yy} \ I_{xxx} \ I_{xxy} \ I_{xyy} \ I_{yyy}$$

- ♦ 1 paramètre : l'angle de rotation



$$10 - 1 = 9 \text{ invariants}$$

*Invariants
différentiels à
l'ordre 3*

Ordre 1	Ordre 2	Ordre 3
I $I_i I_i$	$I_i I_{ij} I_j$ I_{ii} $I_{ij} I_{ji}$	$\epsilon_{ij} (I_{ikl} I_i I_k I_l - I_{jkk} I_i I_l I_l)$ $I_{iij} I_j I_k I_k - I_{ijk} I_i I_j I_k$ $-\epsilon_{ij} I_{jkl} I_i I_k I_l$ $I_{ijk} I_i I_j I_k$ $\epsilon_{l2} = -\epsilon_{21} = 1 \epsilon_{11} = \epsilon_{22} = 0$

Caractérisation des points: Invariants

Invariants différentiel à l'ordre 3 pour les images **couleur** (modèle R,V,B)

9 invariants par canal

$$3 * 9 = 27 \text{ invariants}$$

- ♦ 10 degrés de liberté par canal

$$I \ I_x \ I_y \ I_{xx} \ I_{xy} \ I_{yy} \ I_{xxx} \ I_{xxy} \ I_{xyy} \ I_{yyy}$$

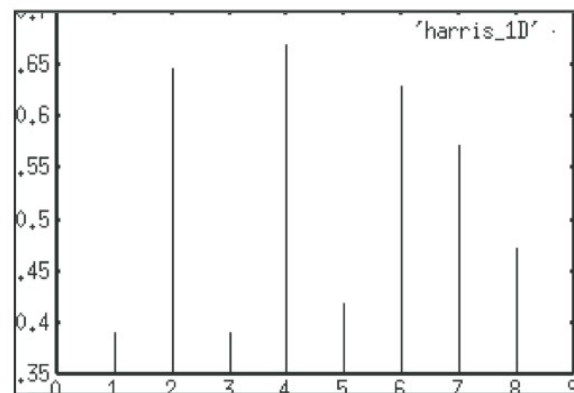
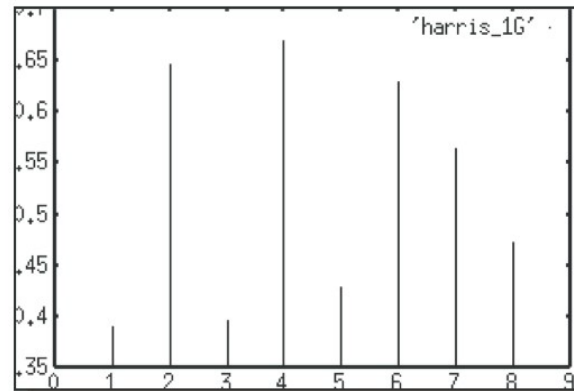
- ♦ angle de rotation : 1 paramètre

$$3 * 10 - 1 = 29 \text{ invariants}$$

**29 - 27 = 2 invariants à l'ordre 1 spécifiques à la couleur
à prendre parmi :**

$$\nabla R \cdot \nabla V \quad \nabla R \cdot \nabla B \quad \nabla V \cdot \nabla B$$

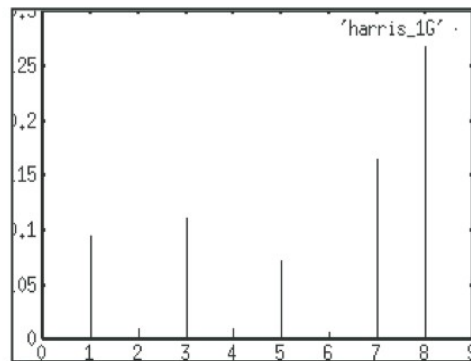
Caractérisation des points: Invariants



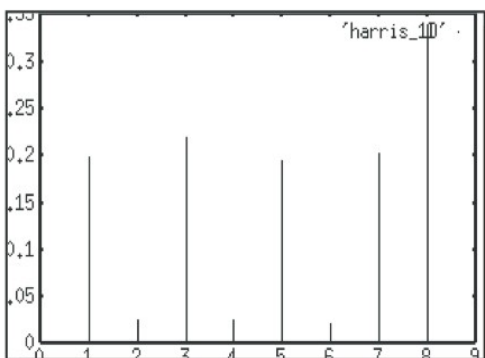
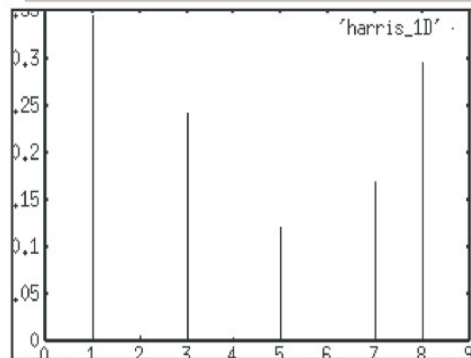
Un exemple de caractérisation utilisant uniquement les invariants d'ordre 1

Caractérisation des points: Invariants

sans normalisation



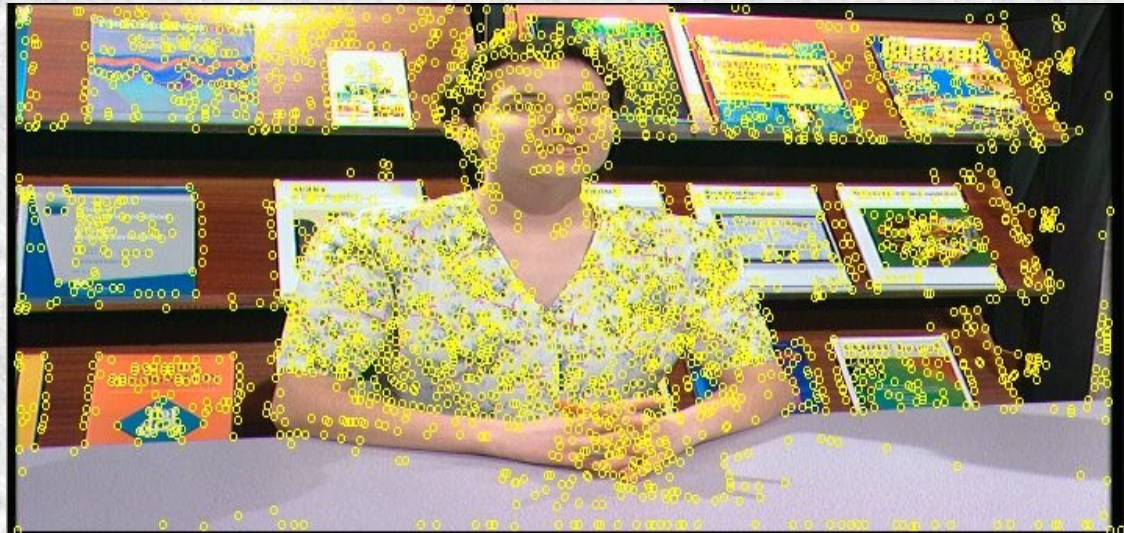
avec normalisation



Un exemple de caractérisation invariante aux changements d'intensités

Mise en correspondance : stéréo-vision:

Les Points: Harris couleur:



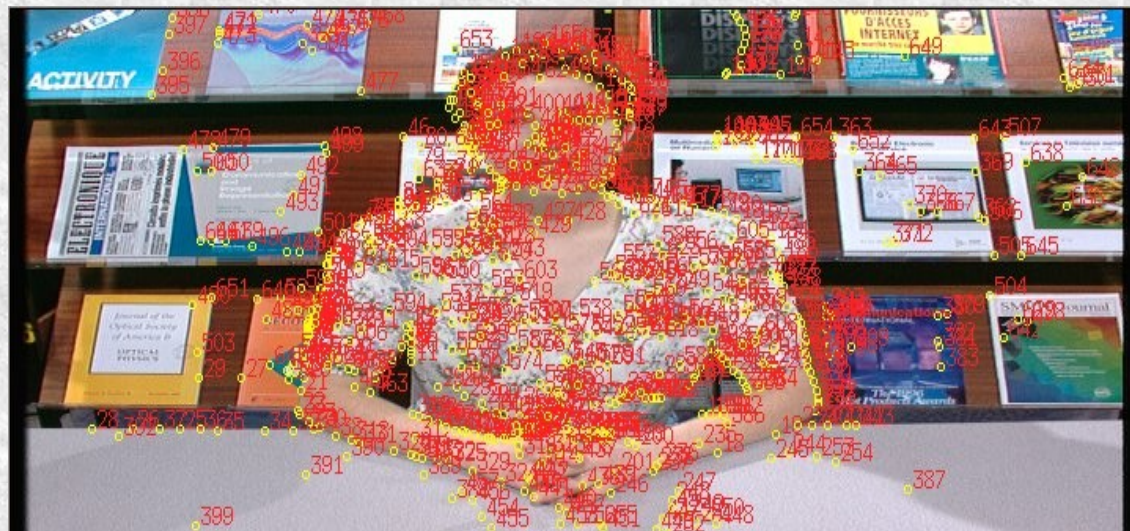
Mise en correspondance : stéréo-vision:

Matching:



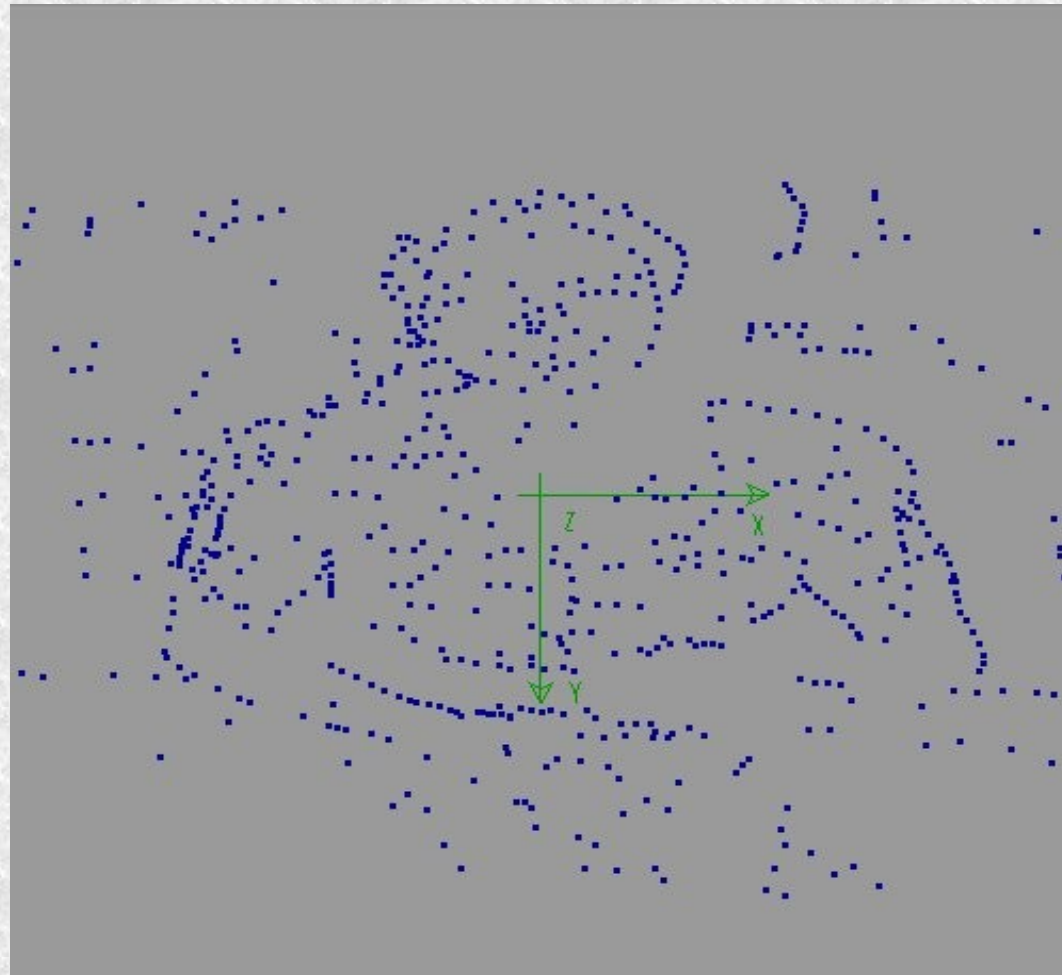
Mise en correspondance : stéréo-vision:

Matching enrichi:



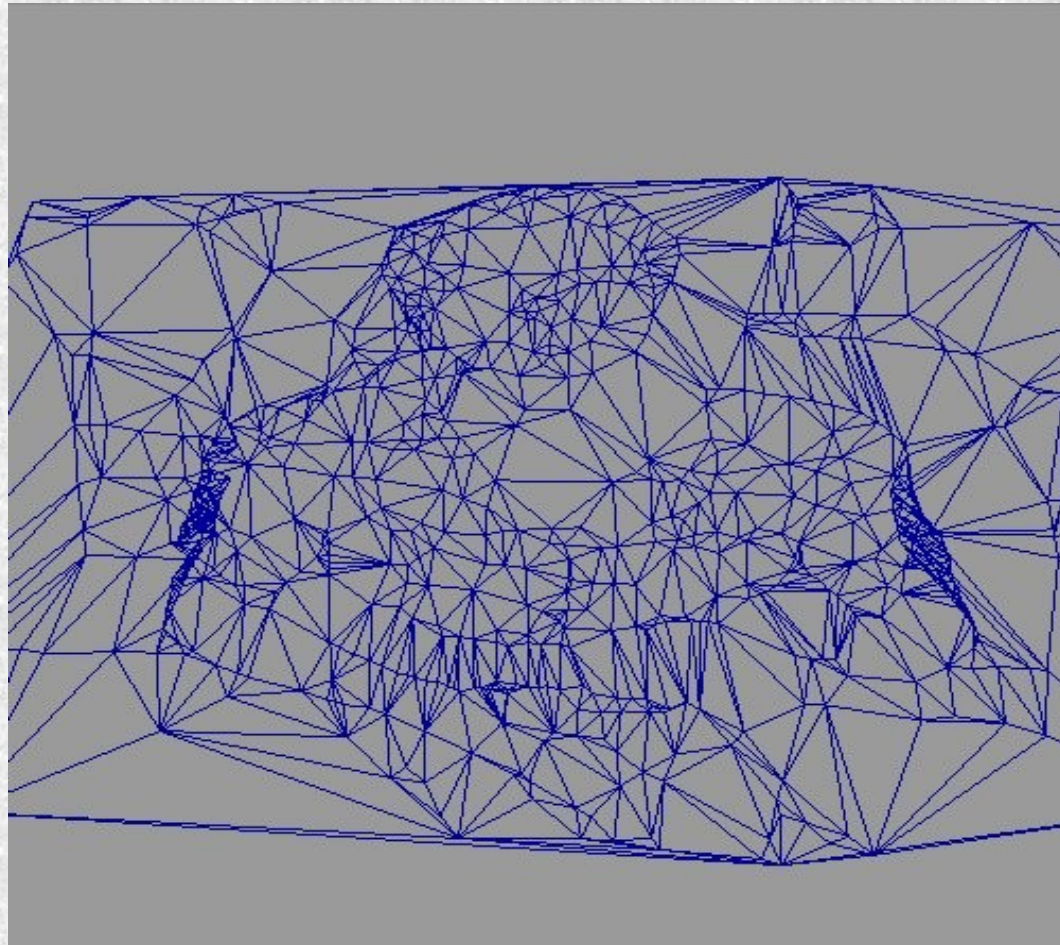
Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



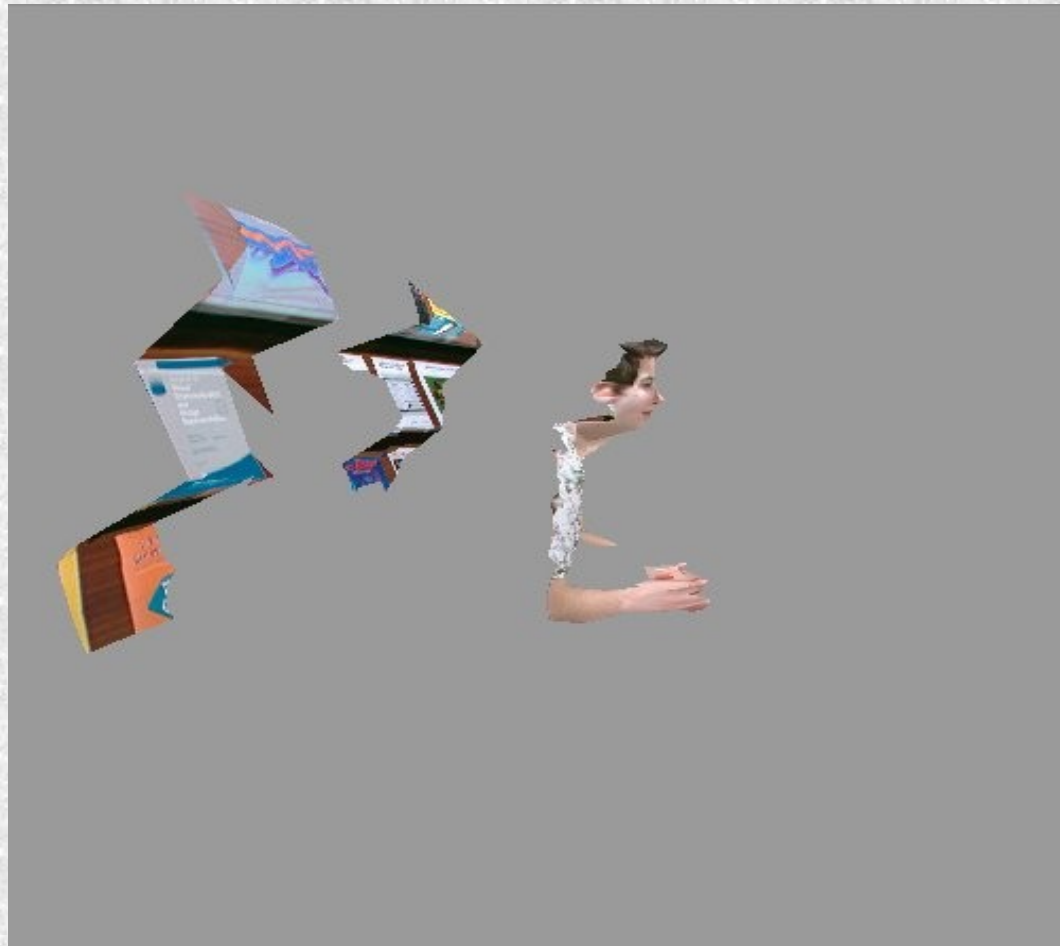
Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



Mise en correspondance dense : stéréo-vision:

Résultats:



Indexation, recherche d'objets

- Invariance projective / invariance affine
- DOG Multi-échelle / Harris affine
- Surface image, lignes de crêtes, points ombilics...
- SURF

Indexation, recherche d'objets



Présence ?

Indexation, recherche d'objets



Invariant projectif : birapport (coordonnées)

Niveau image : nécessité de définir des détecteurs et descripteurs Affines :

Une seule échelle de détection ne recouvre pas la même zone sur les images

Détection de points Affine

→ Détection multi-échelle

Opérateur de DOG Affine

Opérateur de Harris Affine

Courbure de la surface image → Détecteur SURF

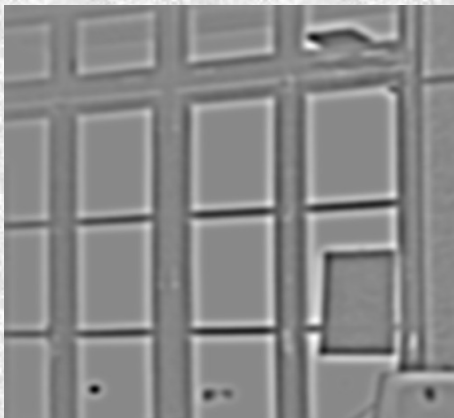
Comportement du Laplacien dans l'espace échelle



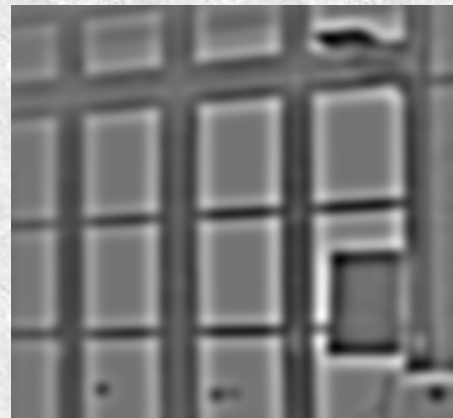
Dérivée 1ère en X

$$\sigma = 2$$

Laplacien : maxima locaux au coins $\rightarrow$ déplacement des coins en fonction de l'échelle



$$\sigma = 2$$



$$\sigma = 4$$



$$\sigma = 6$$

DOG = approximation du laplacien

Lissage avec une gaussienne d'écart-type

σ_1

Lissage avec une gaussienne d'écart-type

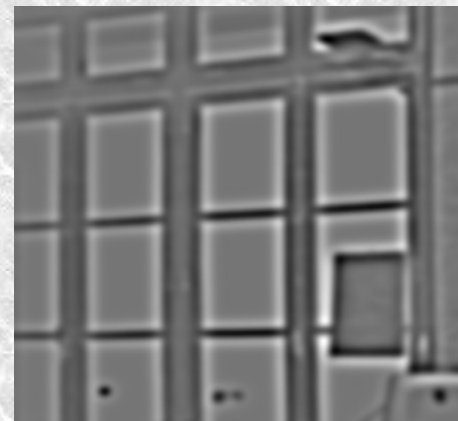
σ_2

Différence des deux lissages $\rightarrow$ approximation laplacien

DOG = approximation du laplacien



-



DOG Affine

→ Lissage gaussien multi-échelle (pas de 1/3 d'octave)

ex: $\sigma = \{1, 1.33, 1.66, 2, 2.66, \dots 42.66\}$

Lissage avec une gaussienne d'écart-type σ_1

Lissage avec une gaussienne d'écart-type σ_2

Différence des deux lissages → approximation laplacien

Extraction maximas locaux en X, Y, σ

Harris Affine

→ Lissage gaussien multi-échelle (pas de 1/3 d'octave)

ex: $\sigma = \{1, 1.33, 1.66, 2, 2.66, \dots 42.66\}$

Lissage avec une gaussienne d'écart-type

σ_1

Lissage avec une gaussienne d'écart-type

σ_2

Différence des deux lissages → approximation laplacien

Extraction maxima locaux en X, Y, σ

A chaque échelle on conserve le point de Harris le plus proche d'un maxima local du DOG et son échelle de détection

Harris Affine

→ pour chaque point détecté : détermination d'une région affine

Algorithme itératif :

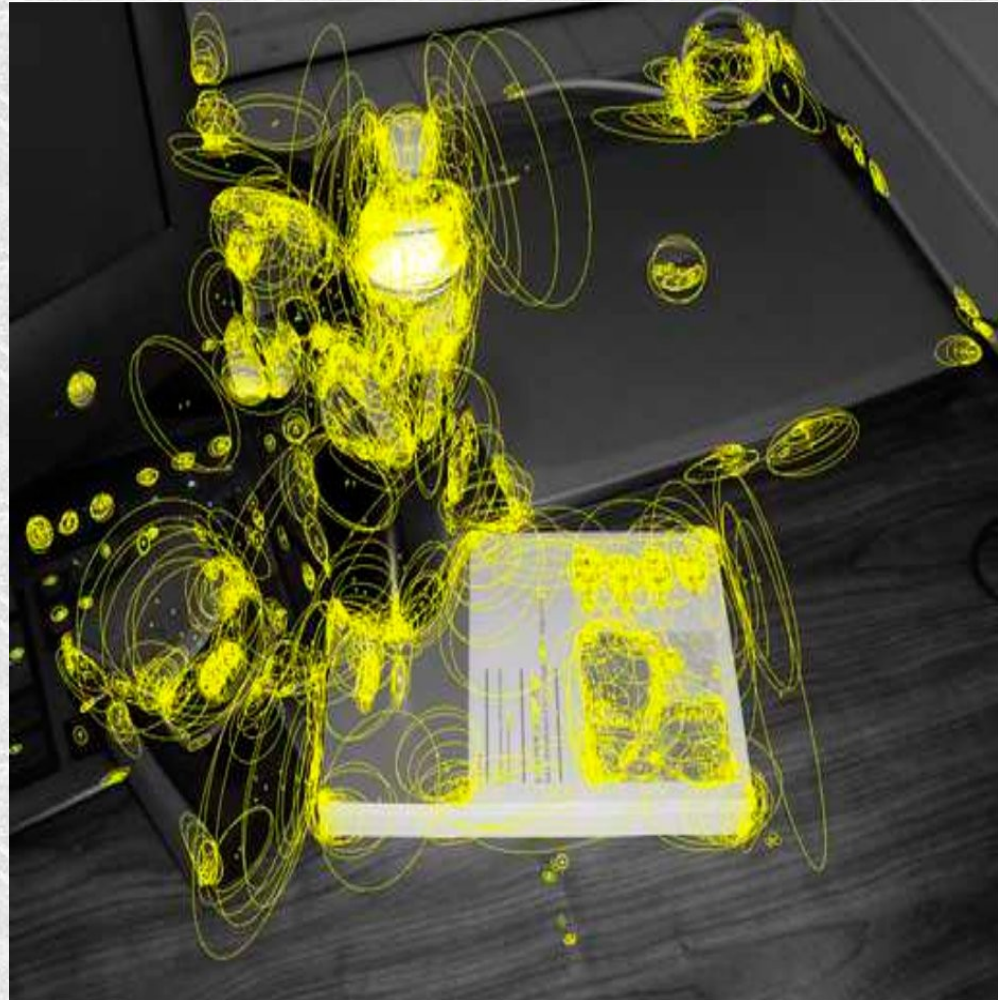
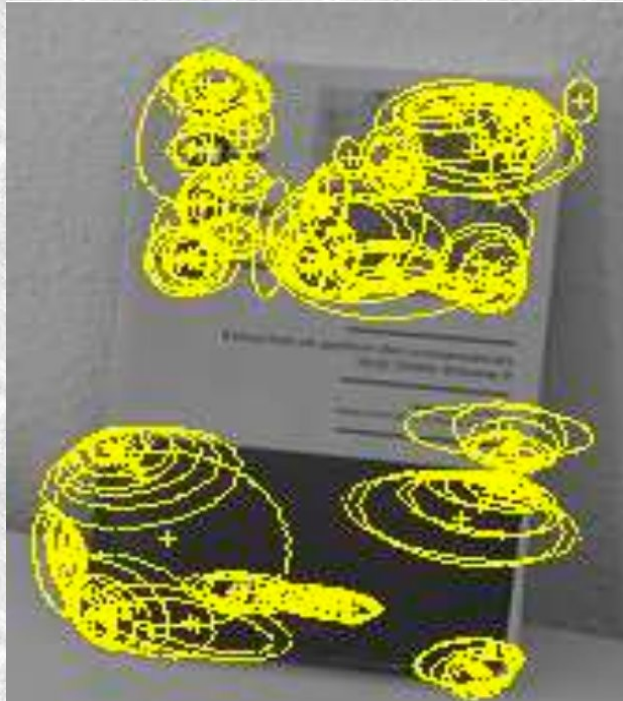
En entrée : un point et son échelle (σ) = region circulaire

→ calcul matrice de variance-covariance

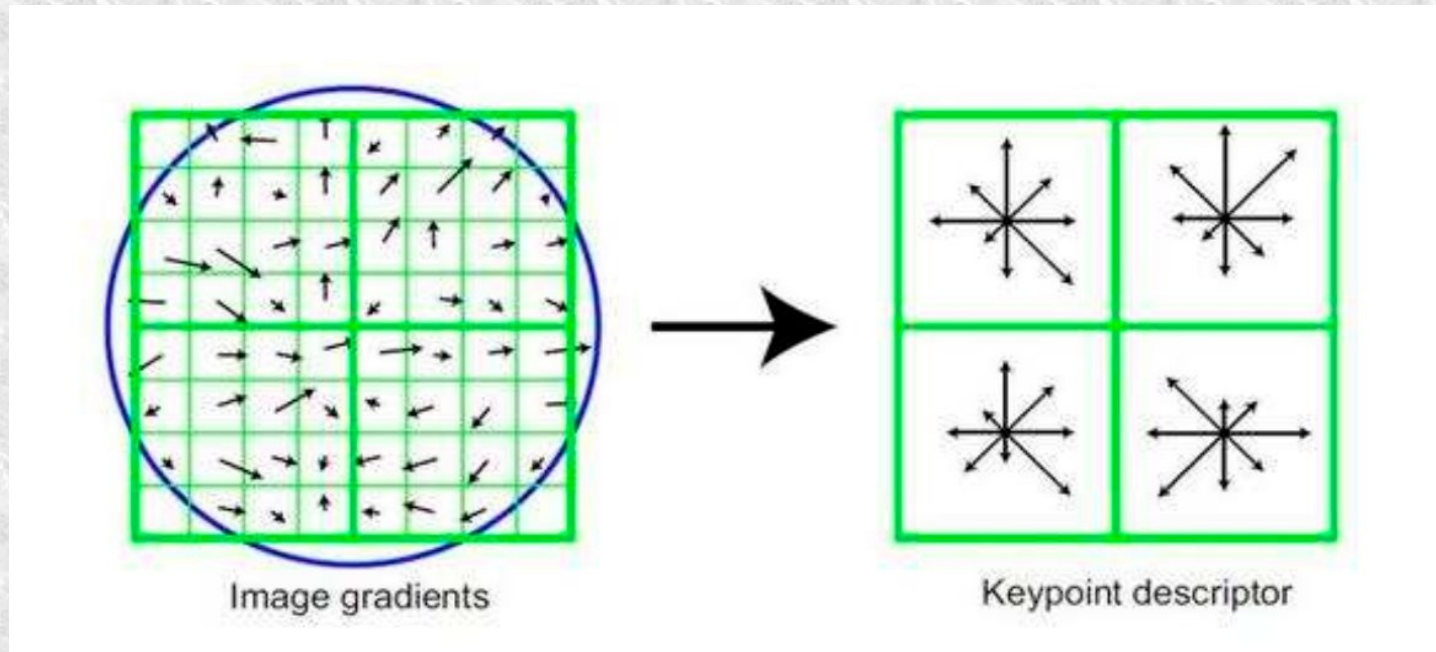
→ diagonalisation → nouvelle région elliptique

→ on recommence

Harris Affine



Descripteur SIFT



Histogrammes d'orientation
du gradient 4 régions autour
du point :
32 orientations $\rightarrow$ 128 dimensions

$\rightarrow$ Shape Context

Reconnaissance d'objets



Harris affine, SIFT + Relaxation

Reconnaissance d'objets



Position de l'objet (homographie)

Reconnaissance d'objets



Plusieurs scènes complexes

Reconnaissance d'objets



Harris affine, SIFT + Relaxation

Reconnaissance d'objets



Position de l'objet (homographie)

Résultats



Méthode de référence
(Lowe, 2004)



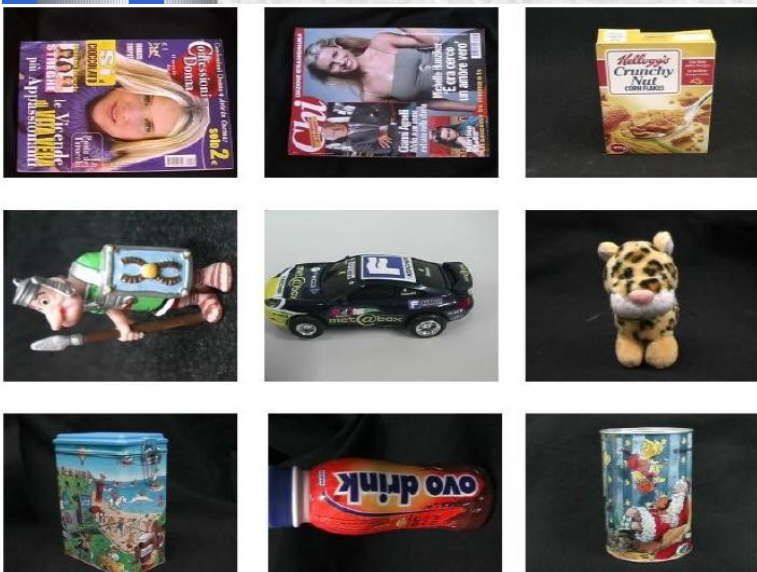
Harris affine, SIFT,
relaxation (Sidibé 2007)

Résultats



Position de l'objet (homographie)

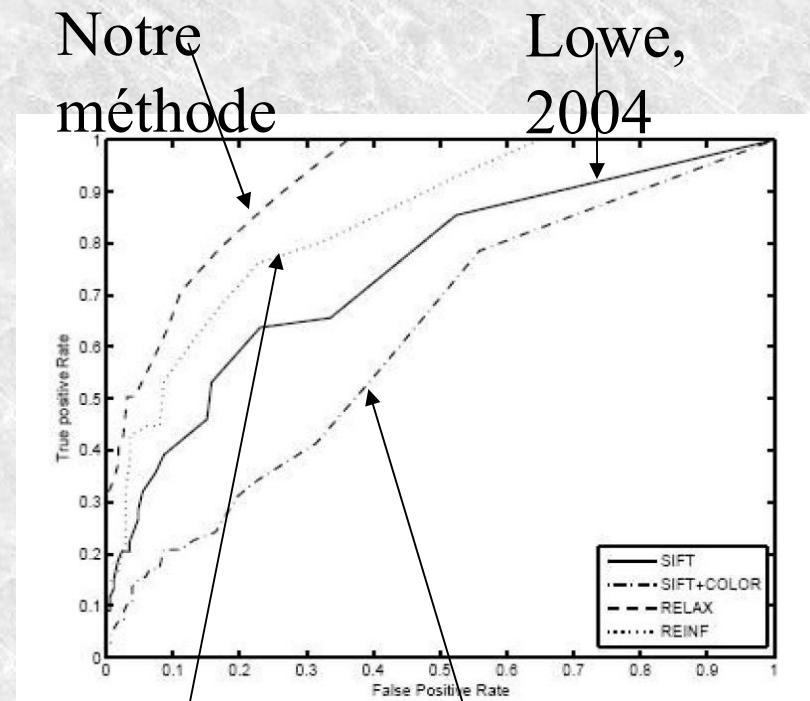
D'autres résultats



9
modèles



23
scènes

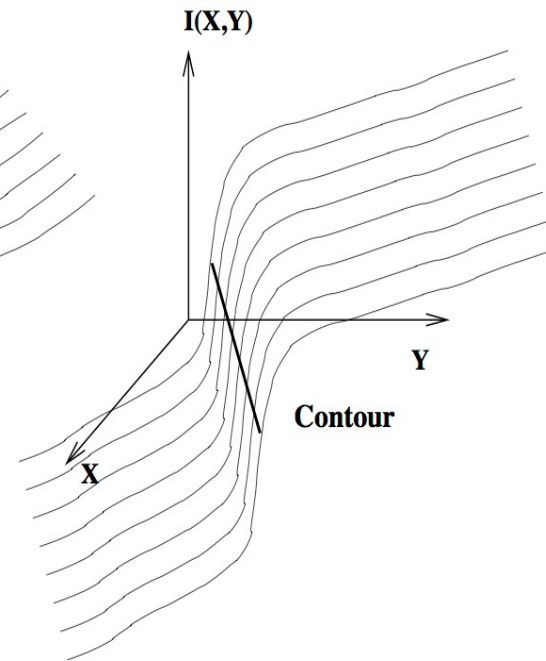
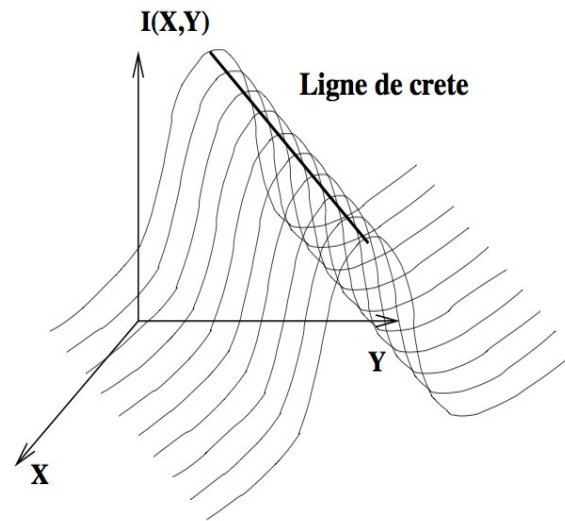


Deng et al.
2006

Van de Weijer,
2006

Surface Image détecteur SURF

Surface Image : $\overrightarrow{M(X,Y)} = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ I(X,Y) \end{pmatrix}$



Surface Image détecteur SURF

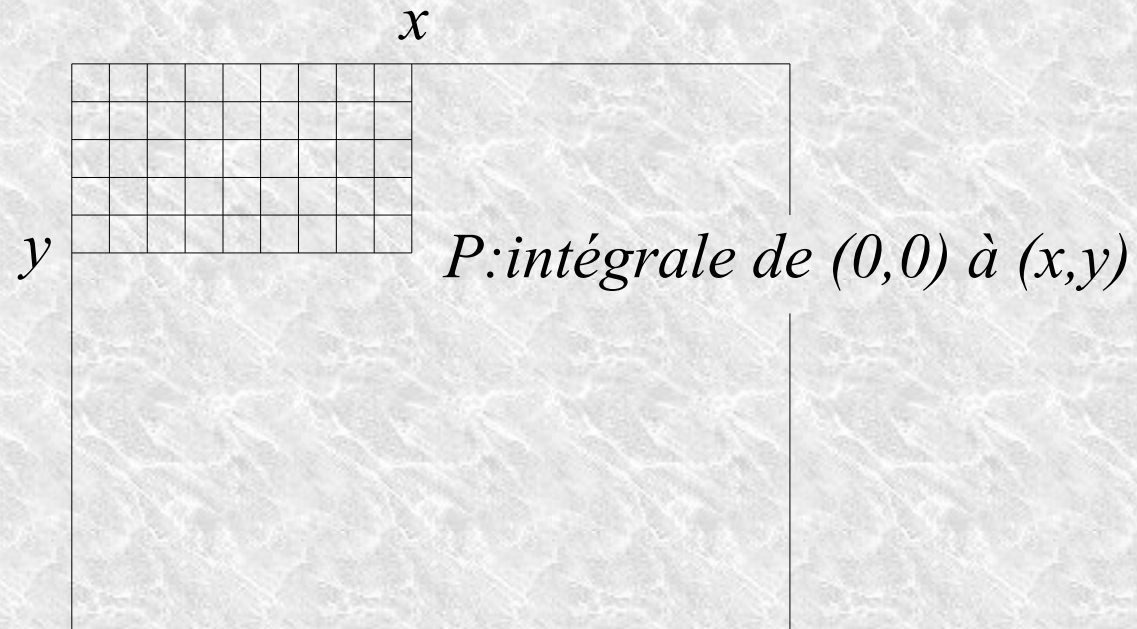


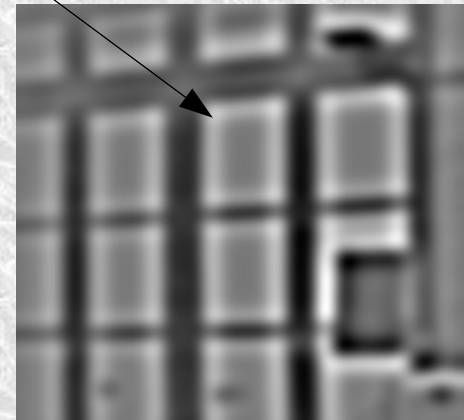
Image Intégrale
(très rapide)

Surface Image détecteur SURF

- Estimation des dérivées secondes par différence de moyennes (très rapide)
- I_{xx} , I_{yy} , I_{xy}
- Estimations des courbures principales :
déterminant du Hessien = produit des courbures principales

Comportement de la surface image dans l'espace échelle

Détermination des points ombilics :
deux courbures principales fortes



Approximation des dérivées secondes par différence
de filtres moyenne

Références

- <http://www.lgi2p.ema.fr/~montesin/publi.html>
- Nasser Armande. *Caractérisation de réseaux fins dans les images 2D et 3D. Application: Images satellites et Médicales.*
28 Mars 1997, Université de Paris Sud, Centre d'Orsay.
- Valerie Gouet. *Mise en Correspondance d'Images Couleur: Application à la synthèse de vues Intermédiaire.* Université de Montpellier II, 25 Octobre 2000.
- Samir Belfkih. *L'Application des Equations aux Dérivées Partielles en Traitement d'Images.* Université de Montpellier II, 5 Décembre 2002.
- Eric Alvernhe. *Distance au Minimum Local pour le Problème de la Stéréo-vision.* Université de Montpellier II, 28 Septembre 2006
- Dro Désiré Sidibé. *Une Technique de Relaxation pour la Mise en Correspondance d'Images. Application à la Reconnaissance d'Objets et au Suivi de Visage.* Université de Montpellier II, 7 Décembre 2007.