



Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Information Géographique

ENSG
Géomatique

ÉCOLE NATIONALE
DES SCIENCES
GÉOGRAPHIQUES

IGN

INSTITUT NATIONAL
DE L'INFORMATION
GÉOGRAPHIQUE
ET FORESTIÈRE

Extraction de contours

Bruno Vallet

bruno.vallet@ign.fr

LASTIG – ENSG – IGN

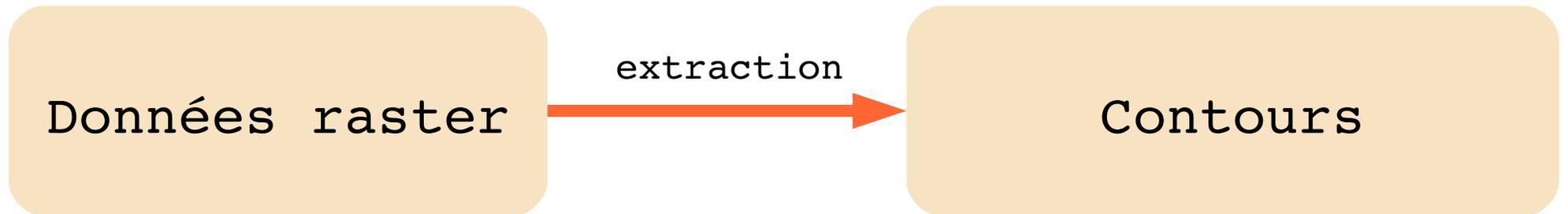
Master PPMD

Plan du cours:

- Introduction
- Le gradient
- Contours Raster
- Le laplacien
- Autres approches
- Conclusion

Introduction

Le problème de l'extraction de contours:



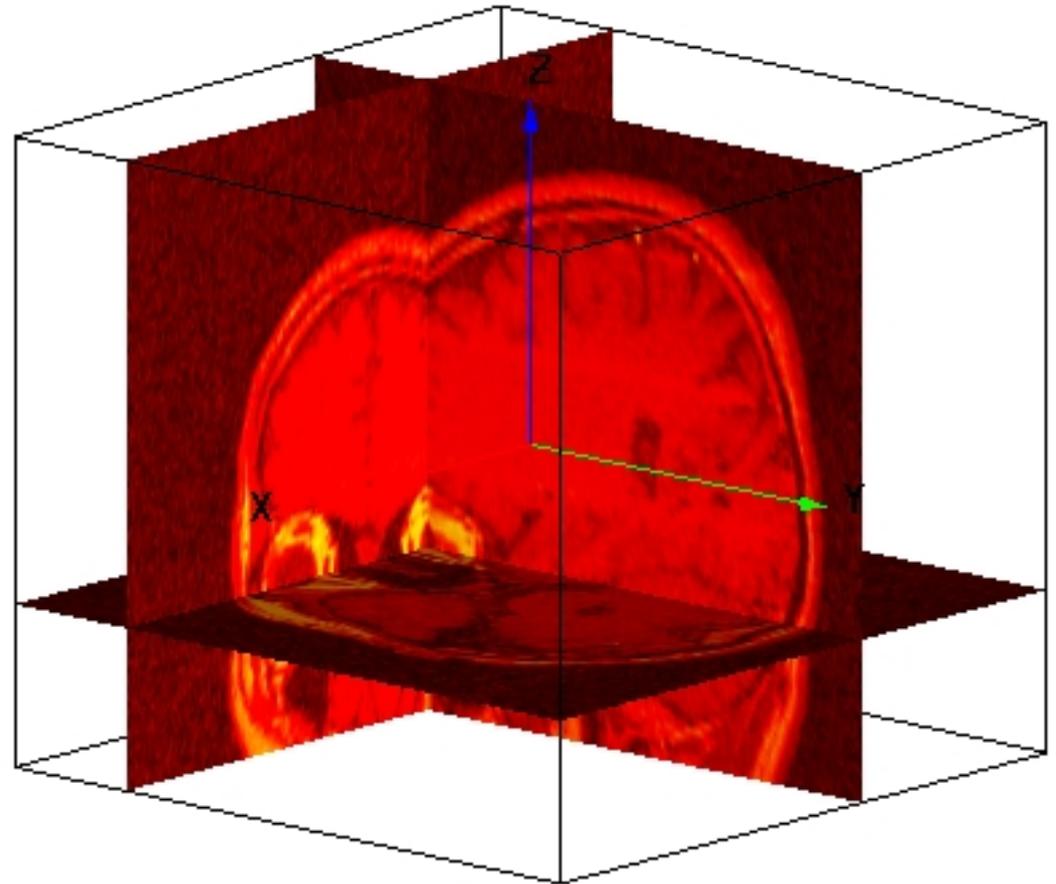
Introduction

Données raster:

Données échantillonnées sur une grille régulière.



2D

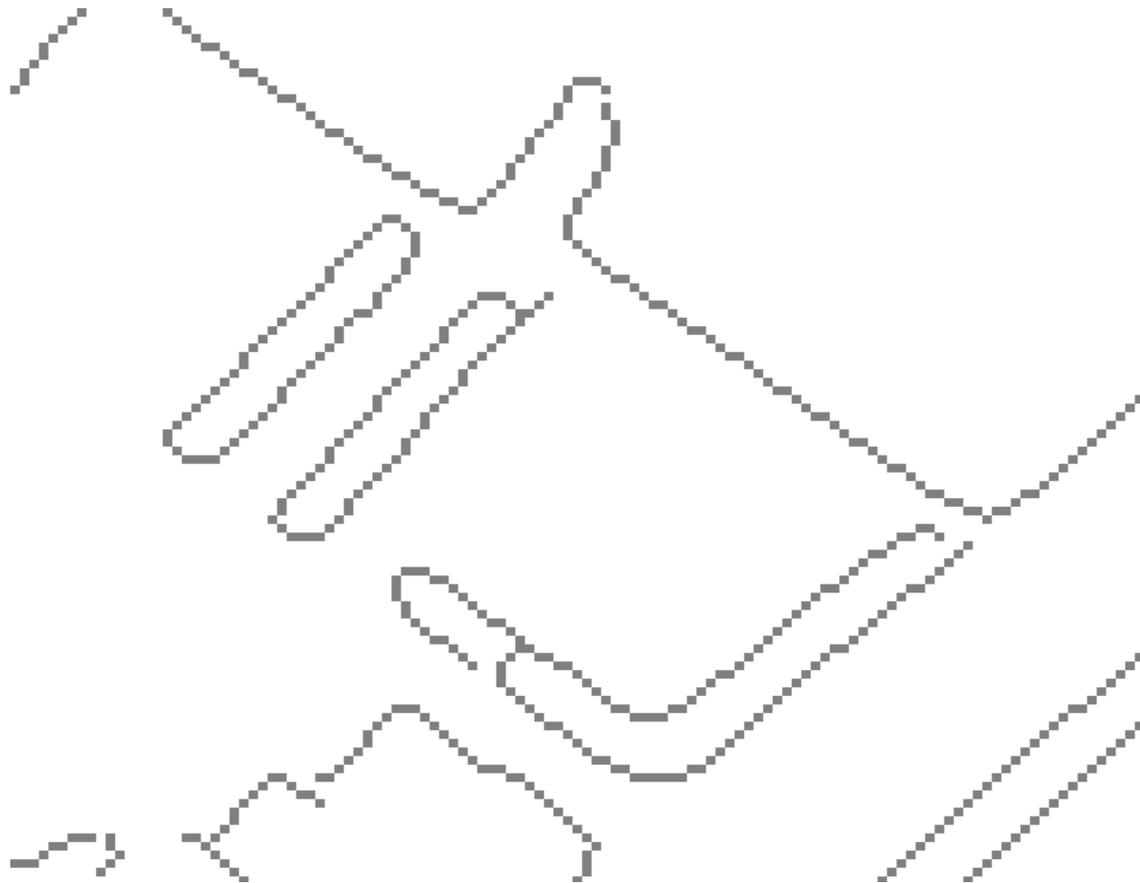


3D

Contour:

Plusieurs représentations:

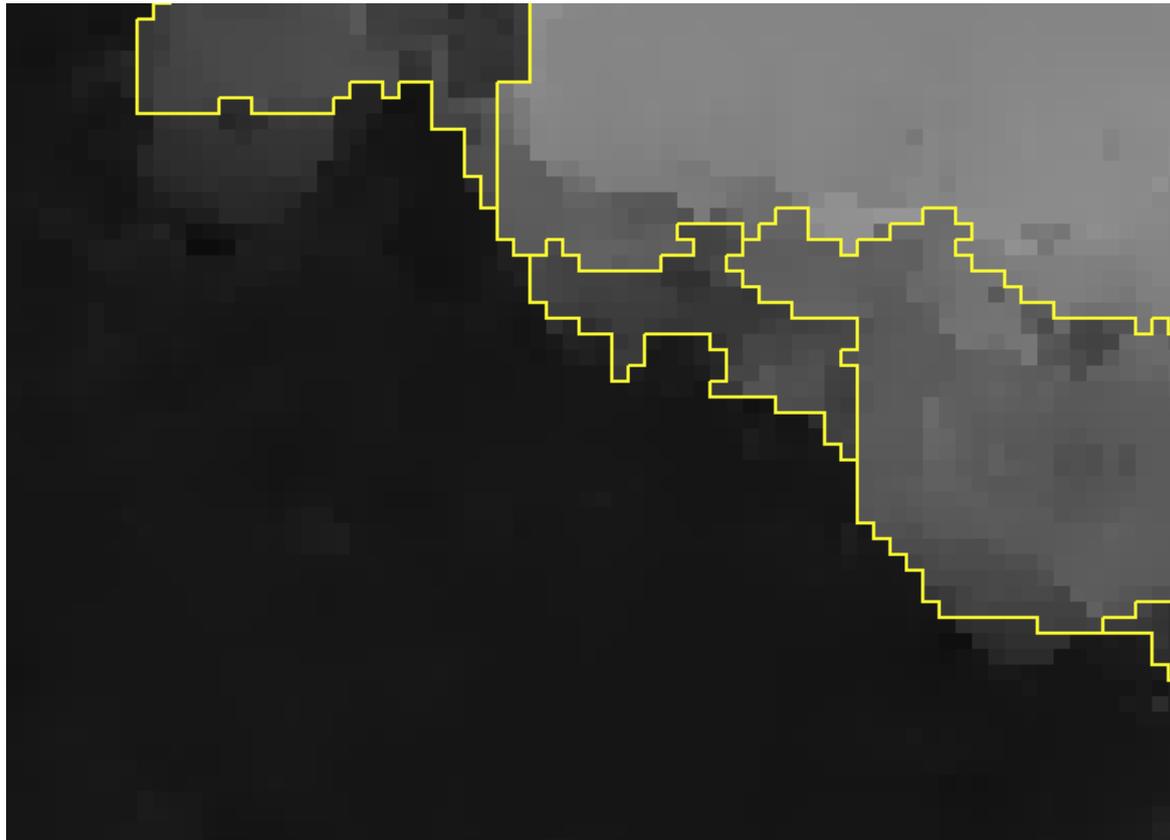
- Masque binaire (raster)



Contour:

Plusieurs représentations:

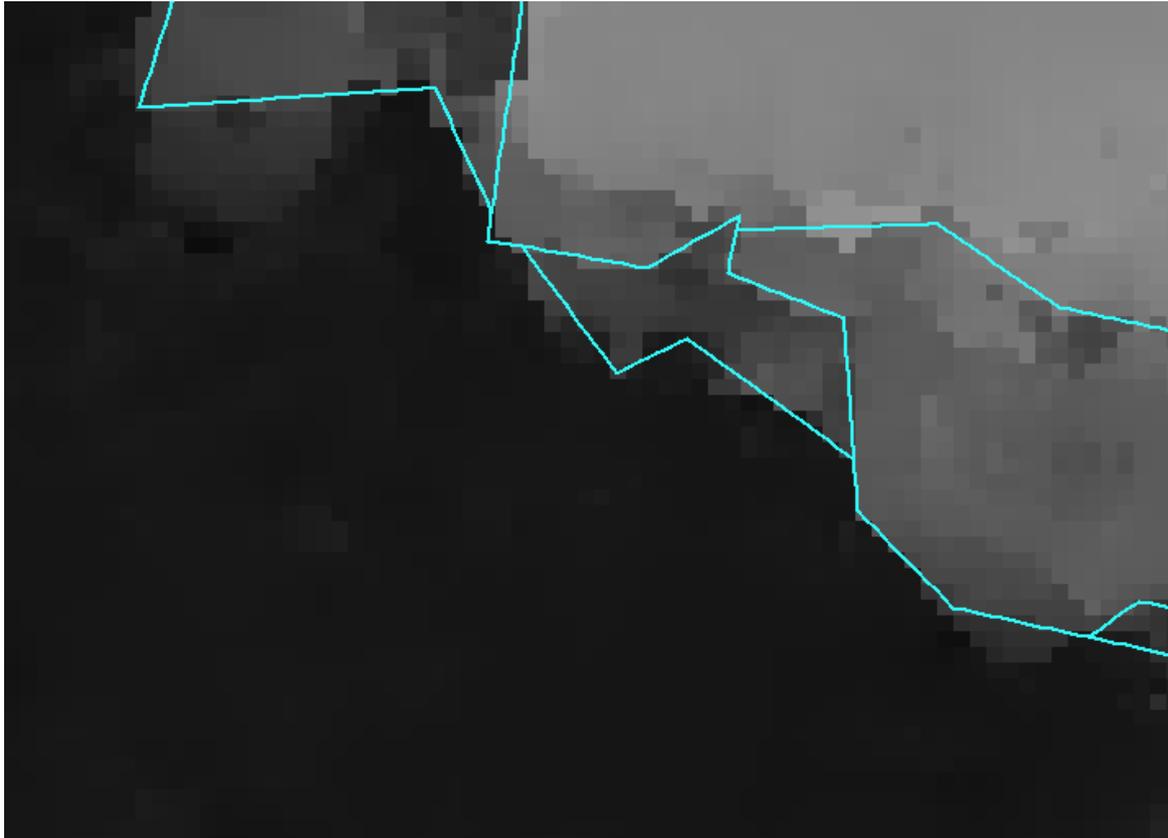
- Masque binaire (raster)
- Bords de pixels



Contour:

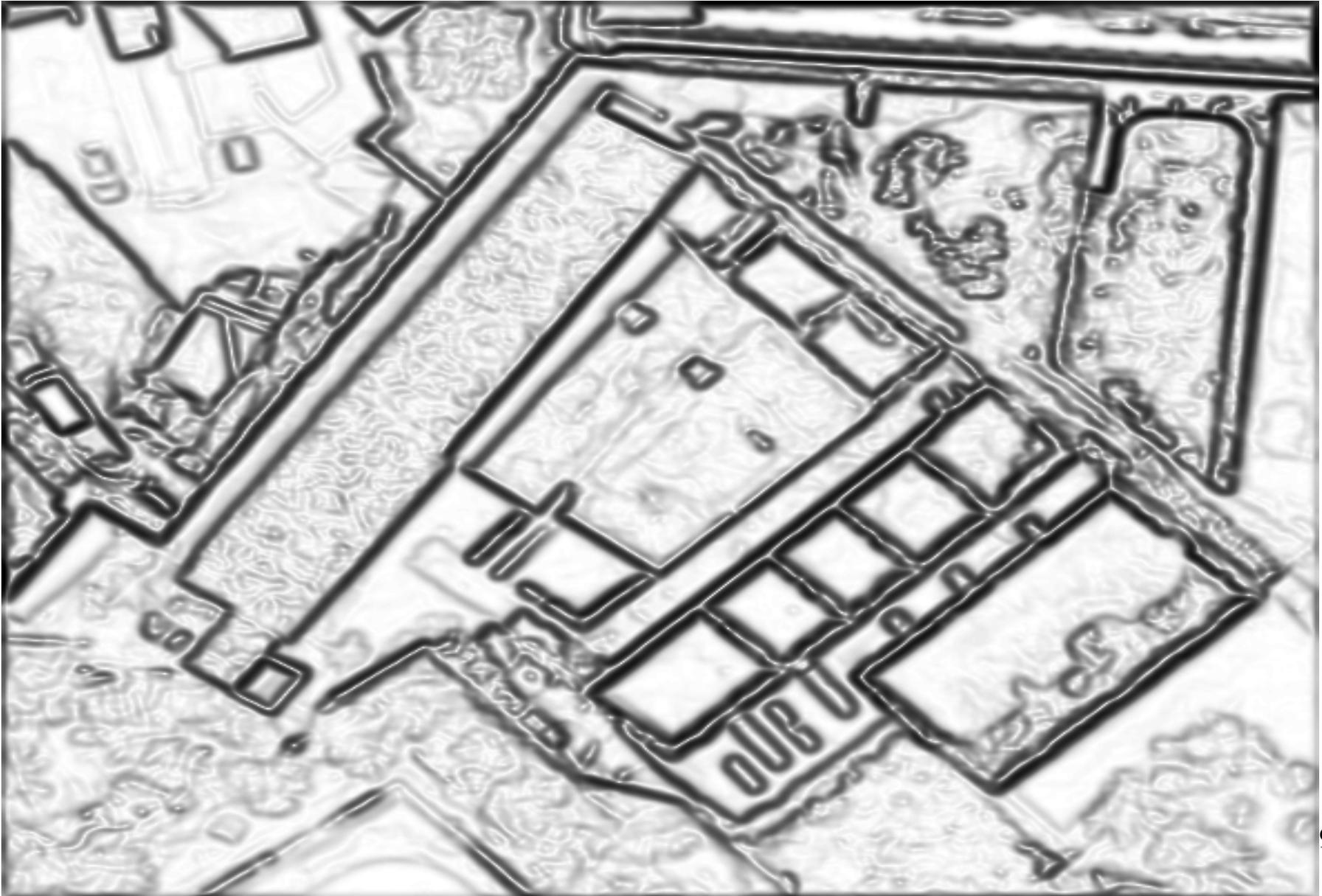
Plusieurs représentations:

- Masque binaire (raster)
- Bords de pixels
- Contours vectoriels (lignes brisées)



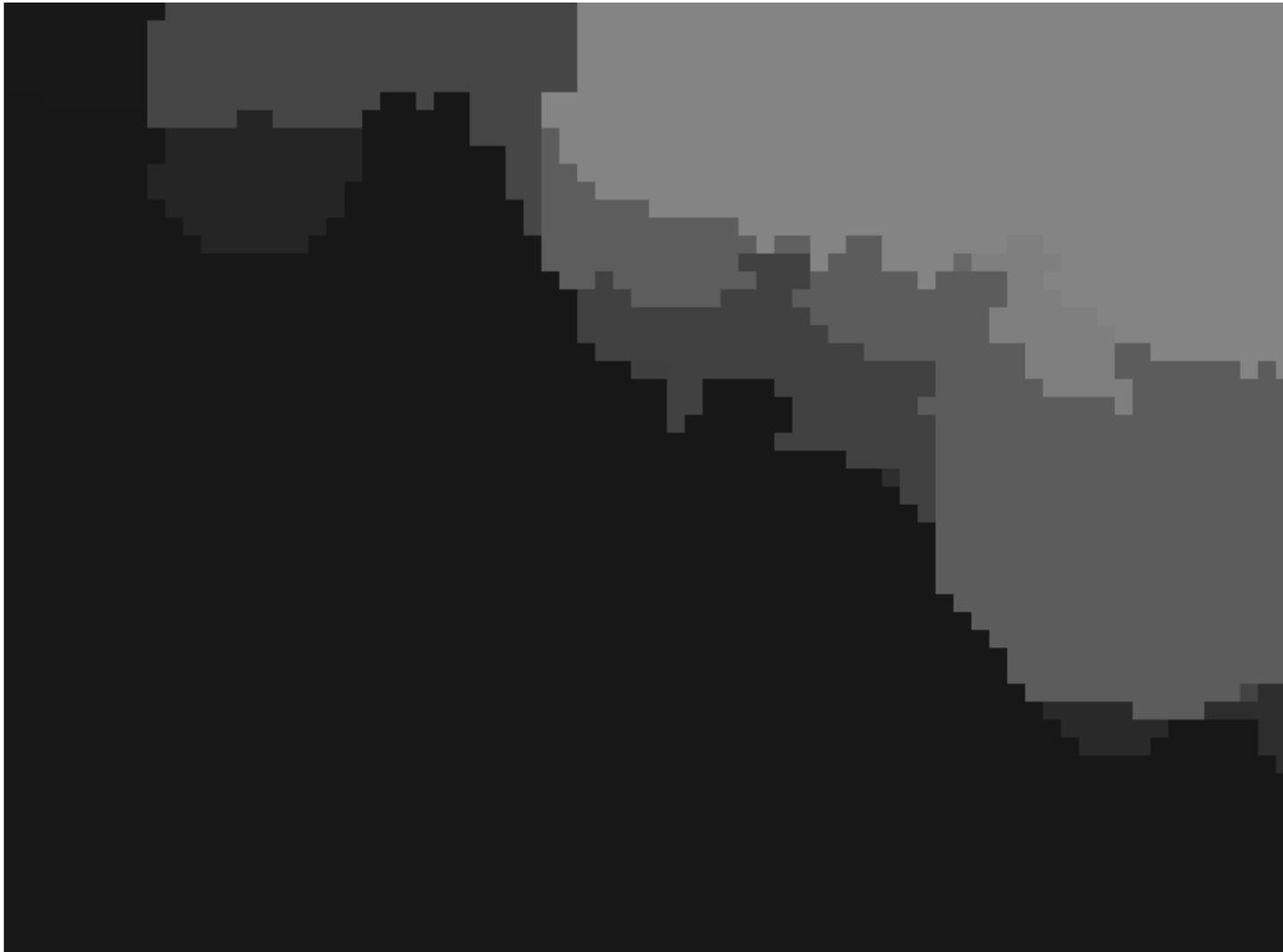
Introduction

Probabilité/densité de contour = contours flous



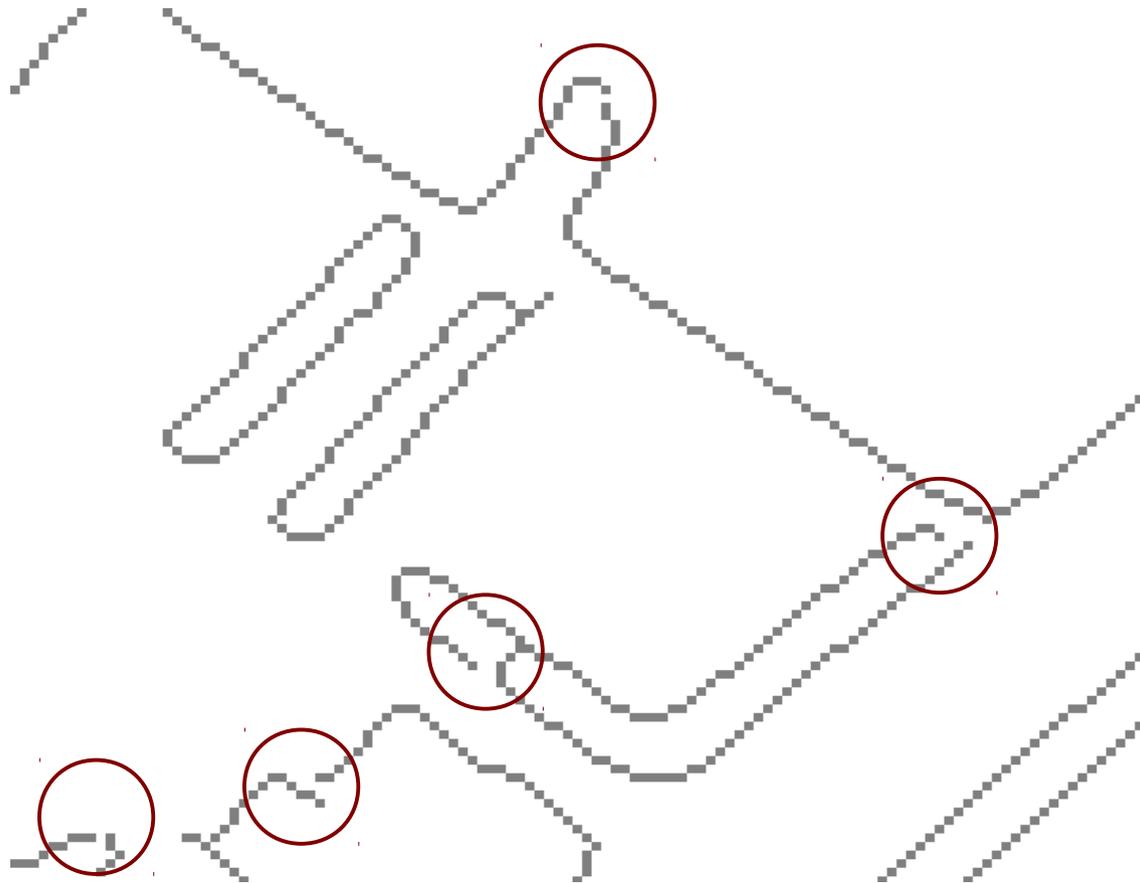
Contour vs segmentation:

- Une segmentation produit des contours



Contour vs segmentation:

- Des contours n'induisent pas une segmentation (problème de la fermeture des contours)



I – Le gradient

Qu'est-ce qu'un contour ?

Un endroit de l'image où le niveau de gris varie brutalement.

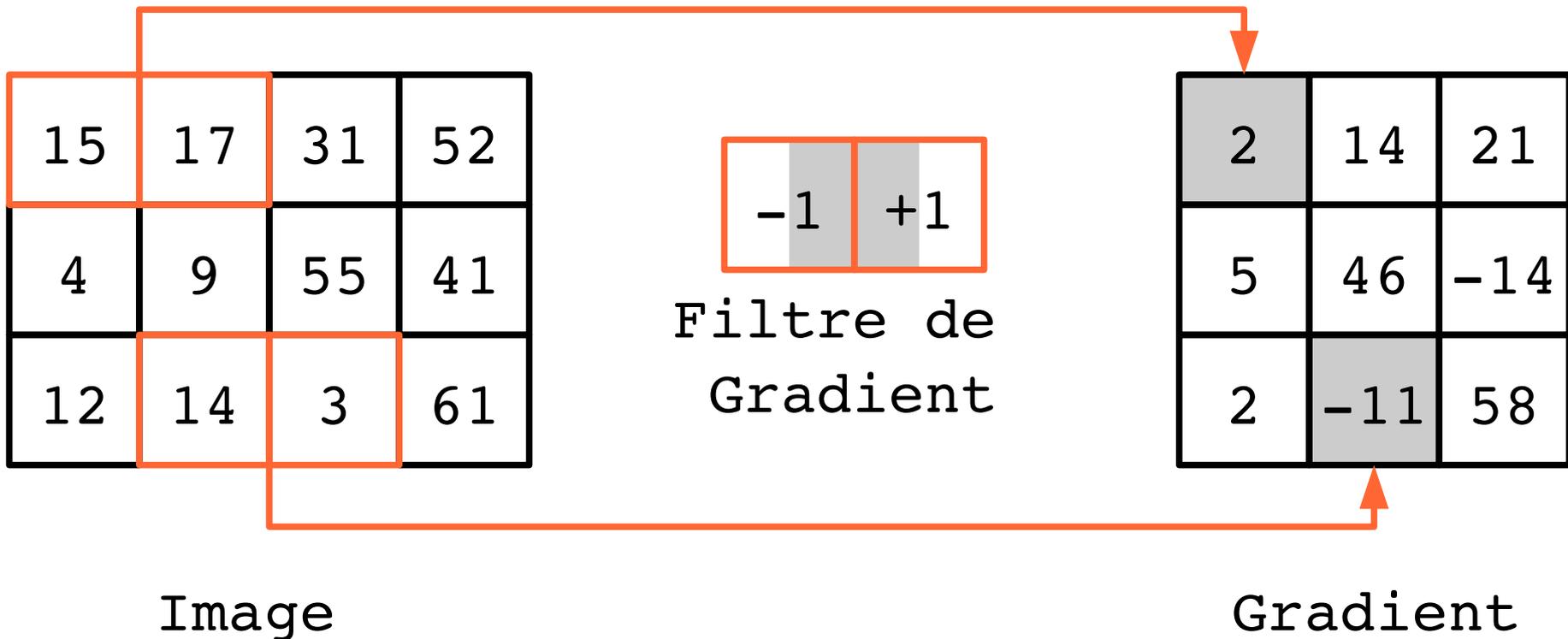
Le gradient quantifie cette variation.



Image

Intensité
de
contours

Calcul du gradient: filtres de convolution



Calcul du gradient: filtres de convolution

-1	+1
----	----

Gradient

0	+1
-1	0

Roberts

-1	0	+1
-1	0	+1
-1	0	+1

Prewitt

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Sobel

Les critères de Canny:

- Bonne détection $\frac{\int_0^\infty \psi(x)dx}{\sqrt{\int_{-\infty}^\infty \psi^2(x)dx}}$
- Bonne localisation $\frac{|\psi'(0)|}{\sqrt{\int_{-\infty}^\infty \psi'^2(x)dx}}$
- Réponse unique $\frac{|\psi'(0)|}{\sqrt{\int_{-\infty}^\infty \psi''^2(x)dx}} = k \frac{\int_{-\infty}^0 \psi(x)dx}{\sqrt{\int_{-\infty}^\infty \psi^2(x)dx}}$

Dérivée de Gaussienne:

- Canny montre qu'une dérivée de Gaussienne est proche de l'optimum:

$$\psi(x) = -x \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

- Il y a équivalence entre:
 - Convolution par une dérivée de gaussienne
 - Dériver la convolution par une gaussienne

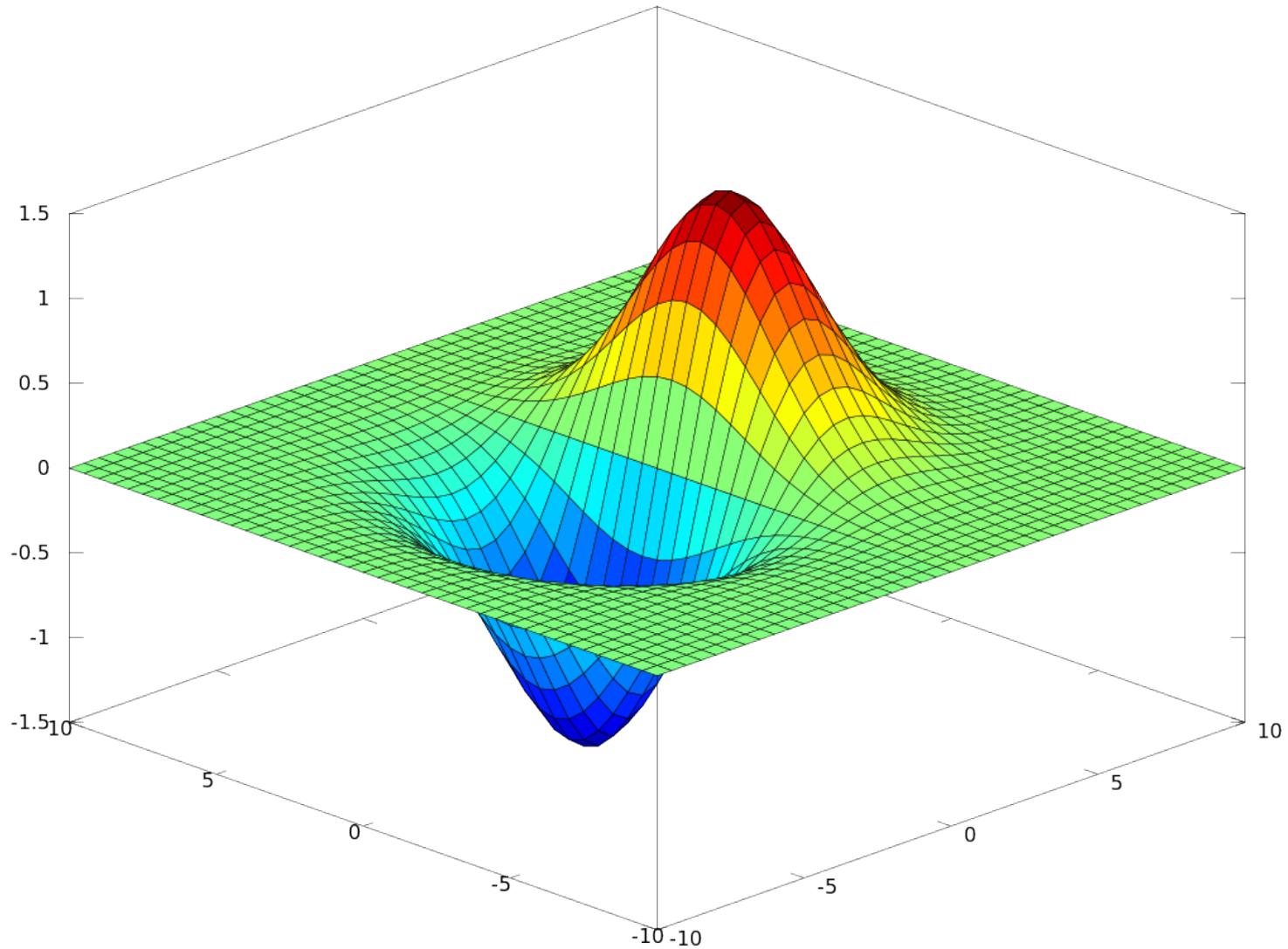
Filtere dérivatif et Gaussienne:

- Calculer un filtre dérivatif à une échelle donnée:
 - Filtrer l'image par une gaussienne:
l'écart type donne l'échelle d'analyse souhaitée

$$G(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

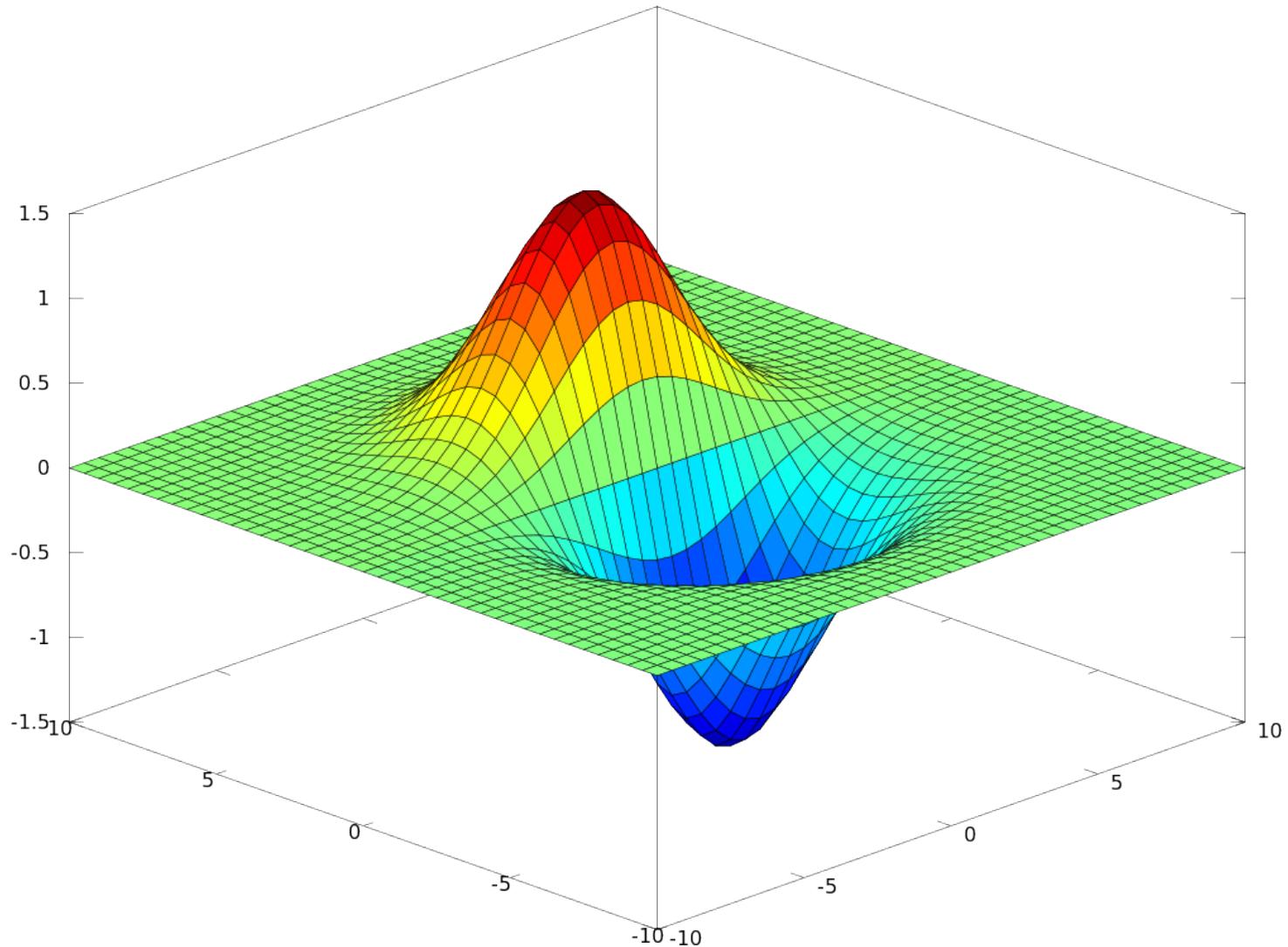
- Appliquer le filtre dérivatif au résultat
- Se généralise à n'importe quelle dimension

Application au gradient 2D



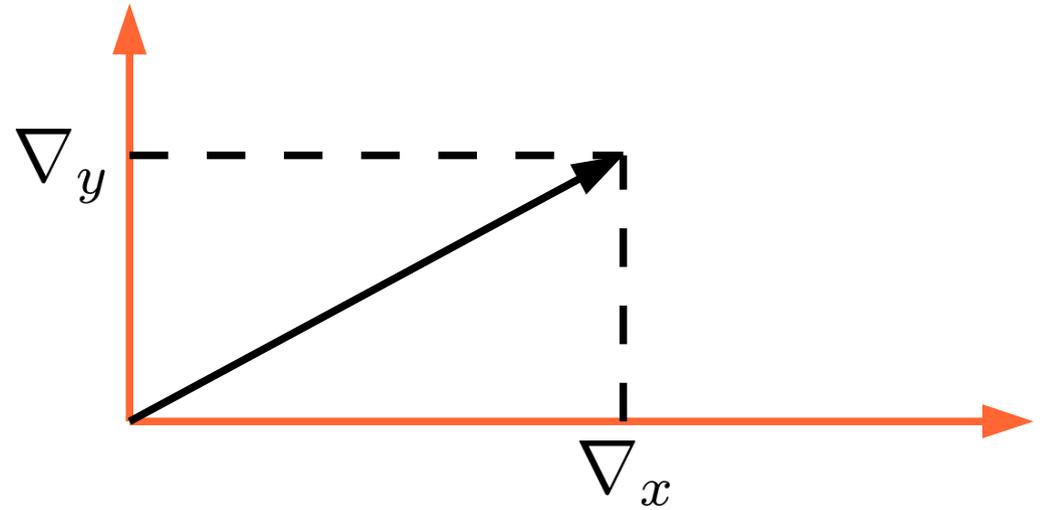
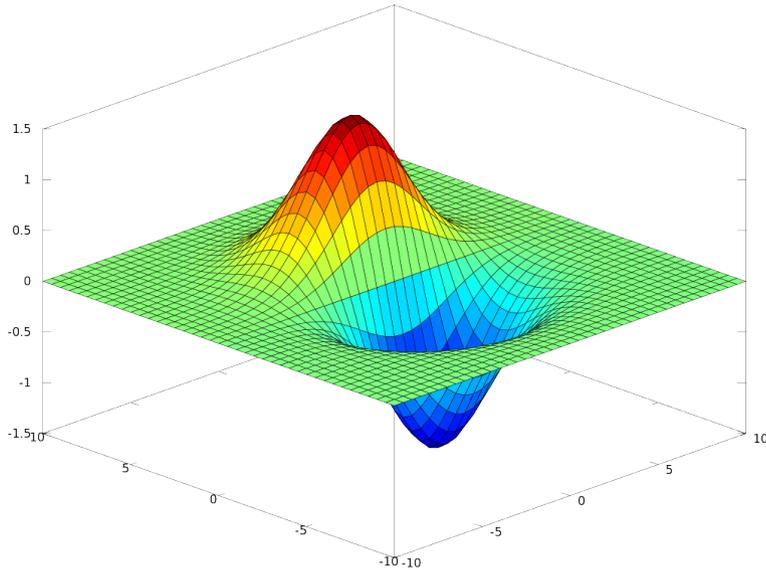
Gradient en X d'une gaussienne

Application au gradient 2D



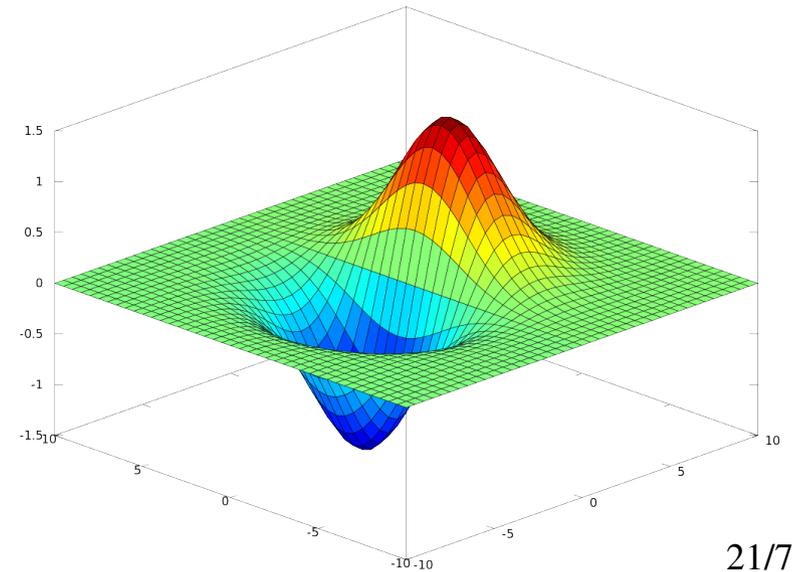
Gradient en Y d'une gaussienne

Calcul du gradient: direction et module



● Module:

$$\sqrt{\nabla_x^2 + \nabla_y^2}$$

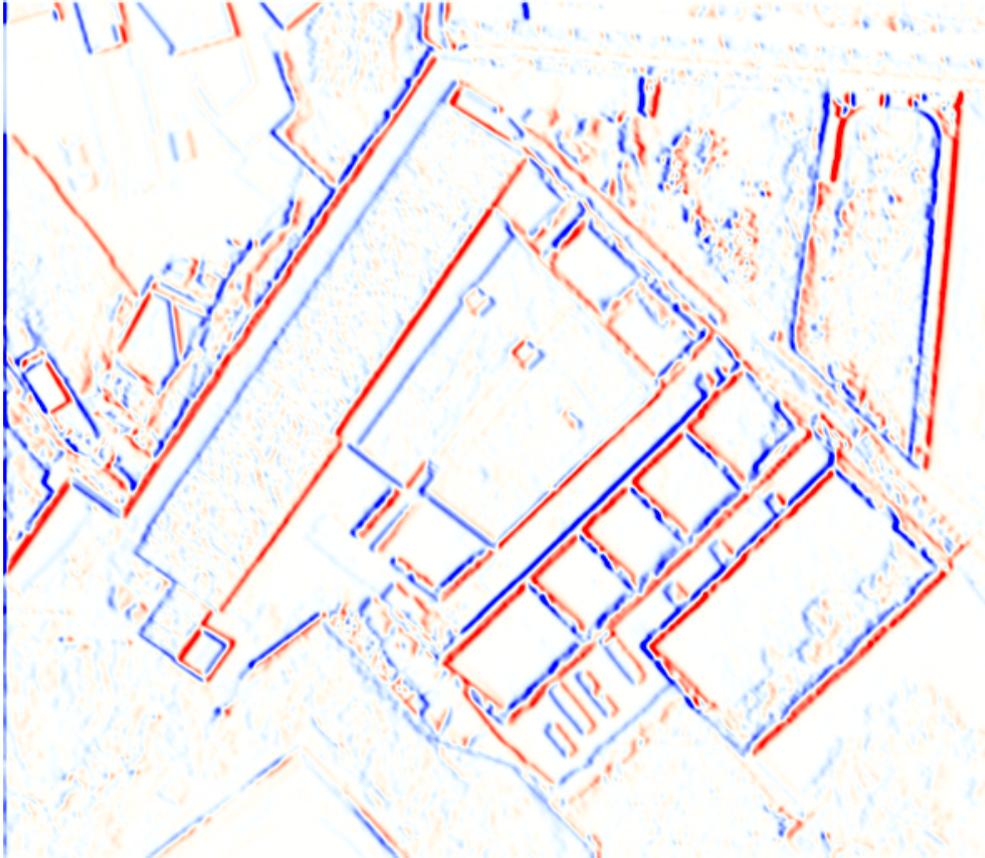


Calcul du gradient: exemples



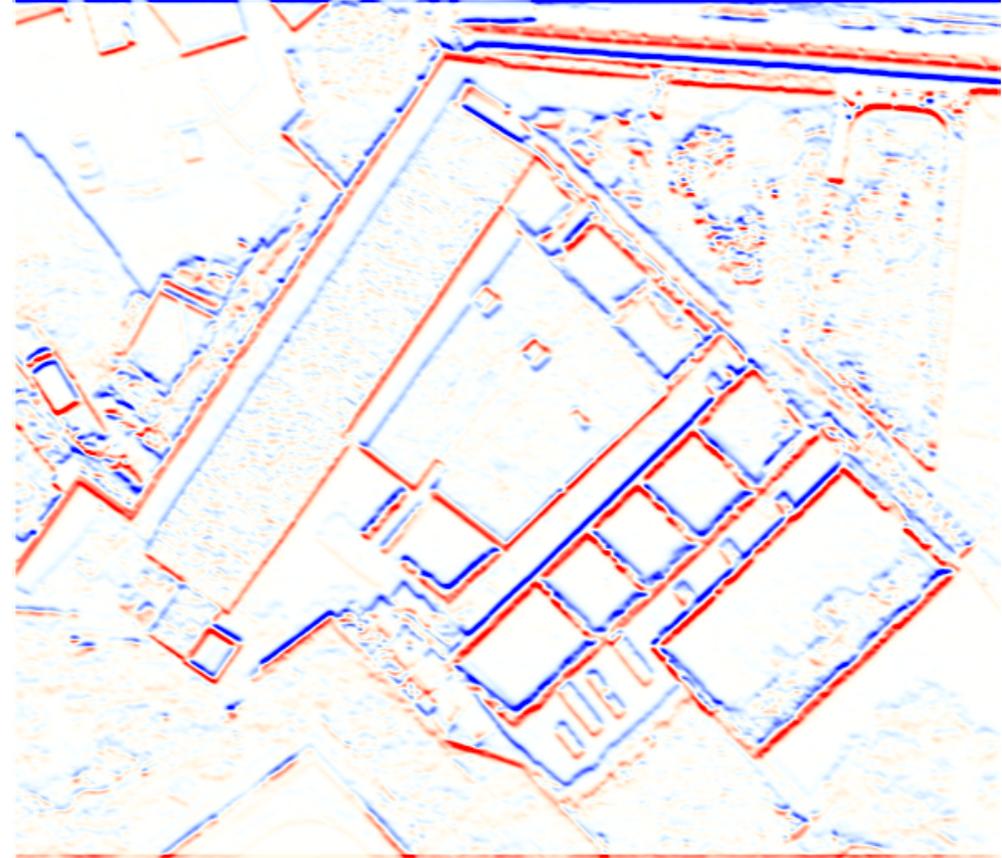
Image originale

Calcul du gradient: exemples



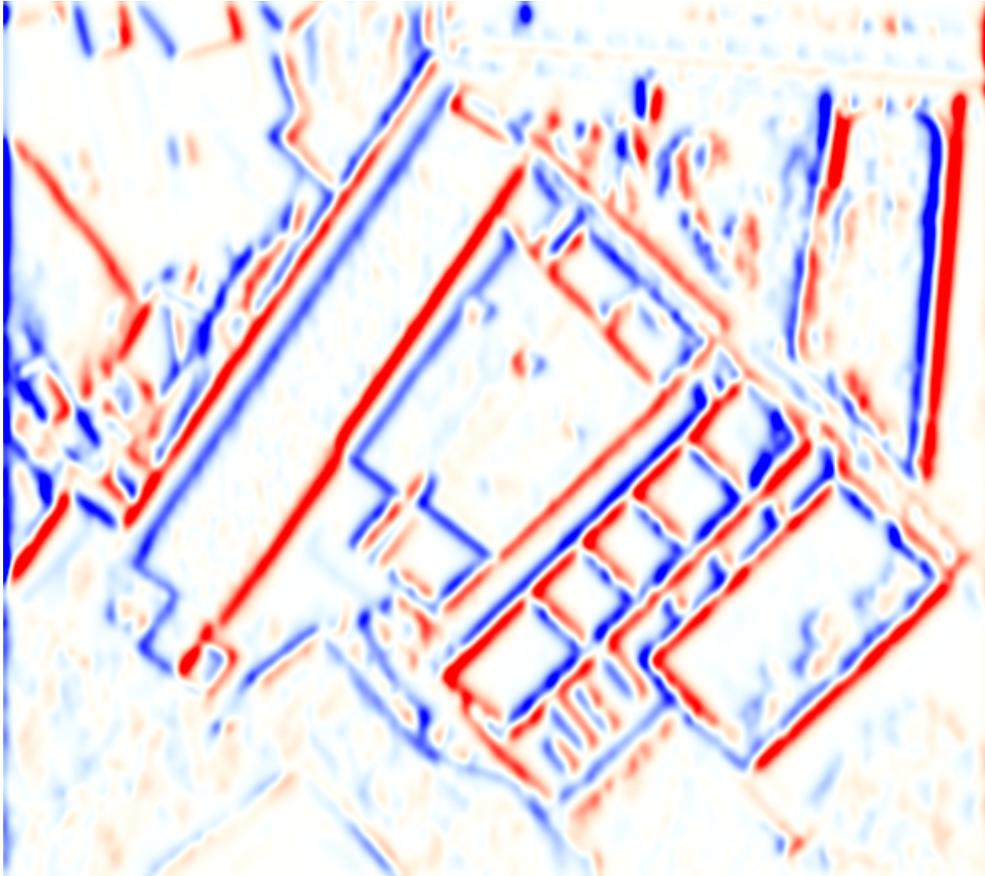
Gradient X

$$\sigma = 1px$$



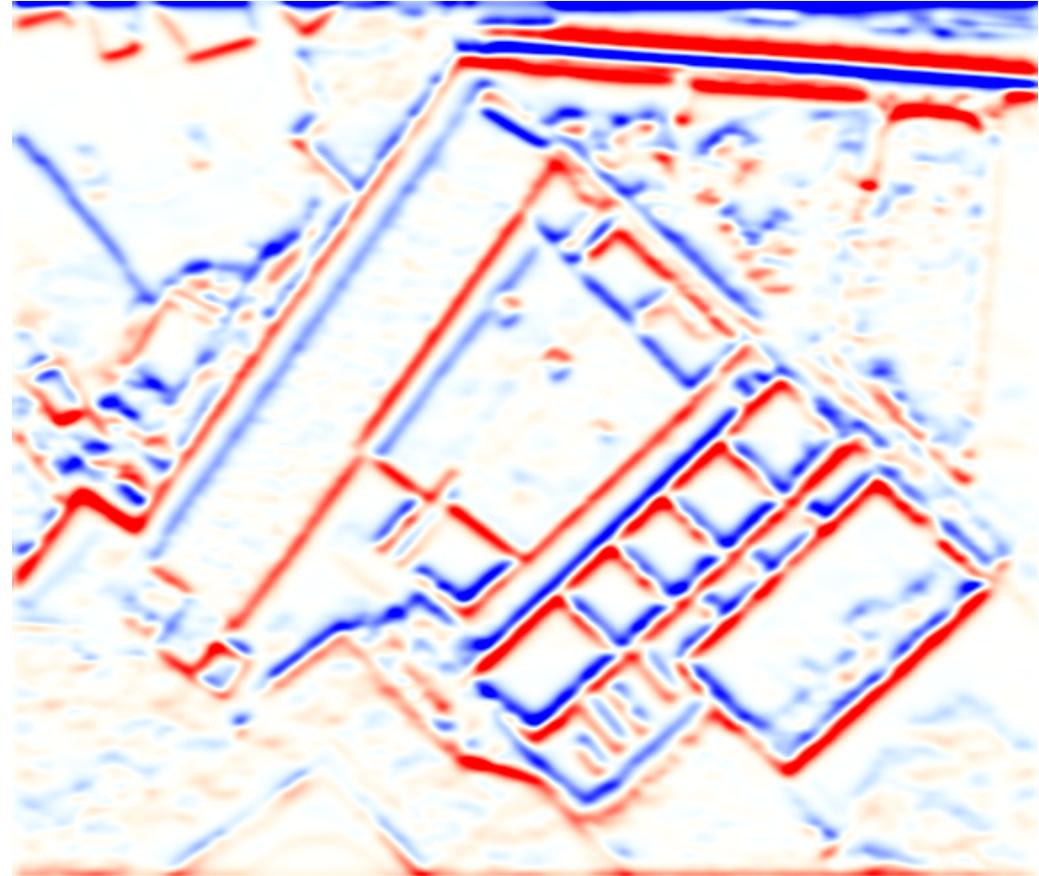
Gradient Y

Calcul du gradient: exemples



Gradient X

$$\sigma = 4px$$



Gradient Y

Module du gradient



Contours « flous »

Module du gradient



Image originale

Module du gradient



Contours « flous »

II – Contours raster

Problème de l'extraction de contours raster:

Décider quels pixels de l'image correspondent à des contours.

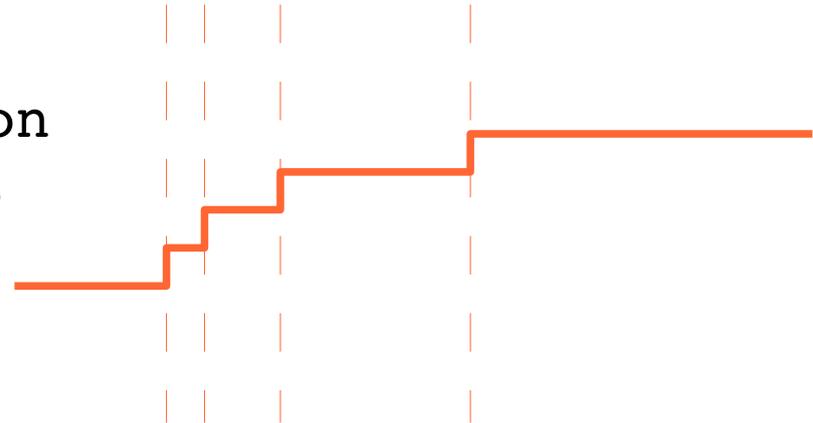


Contours flous

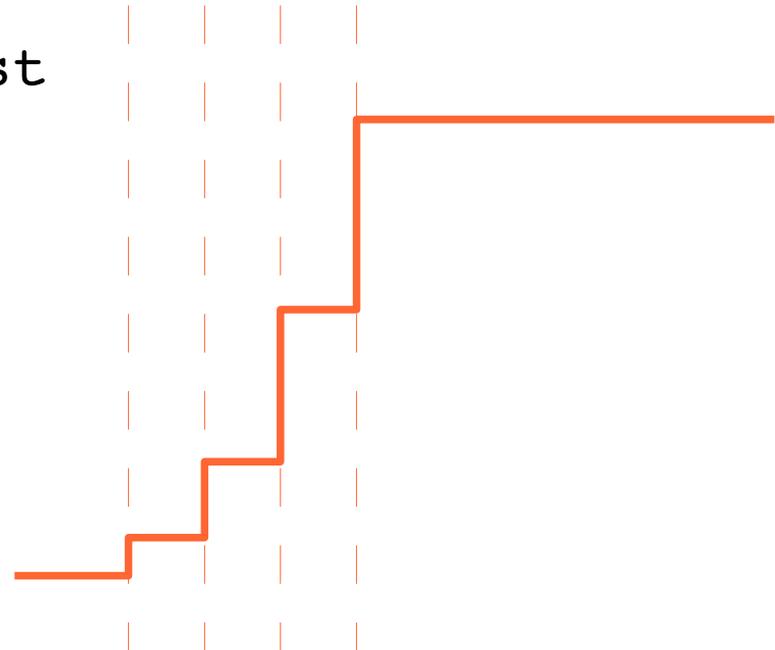
Points de
contours ?

2 Problèmes:

- Localisation des contours
 - Choisir une localisation unique dans les zones de transition



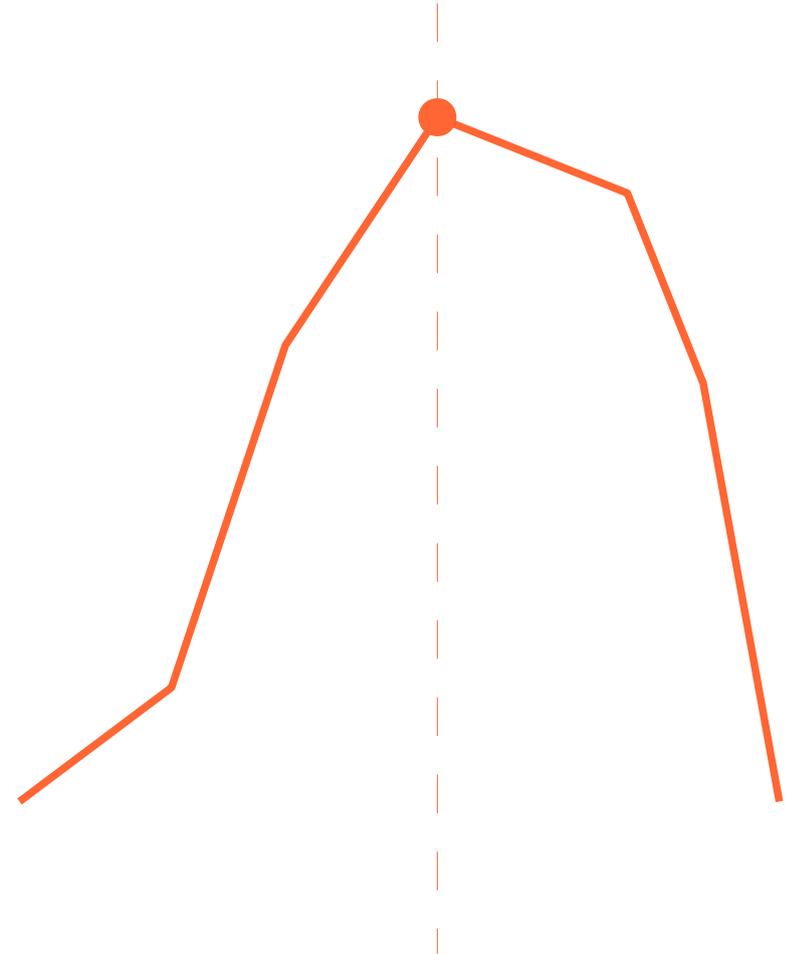
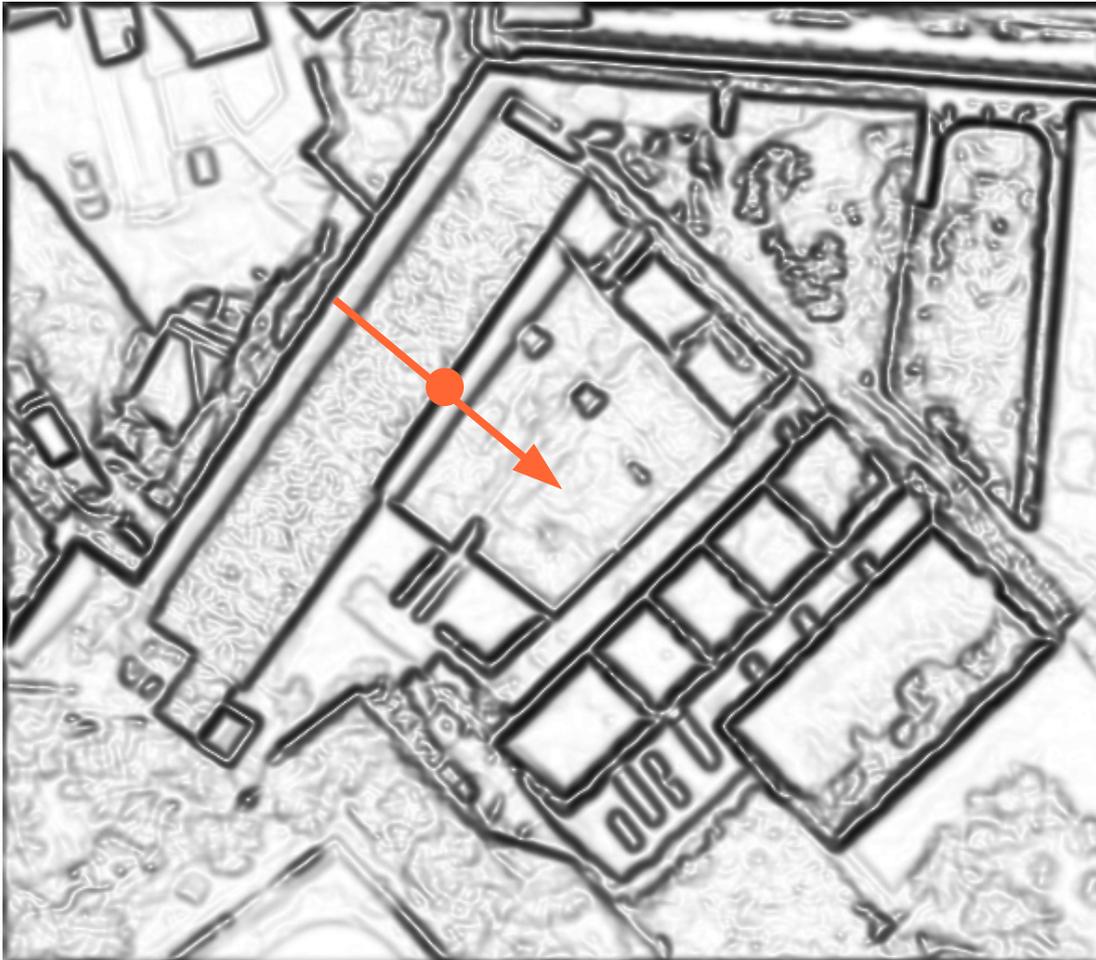
- Amplitude des contours:
 - Décider si le contour est significatif



Problème de localisation:

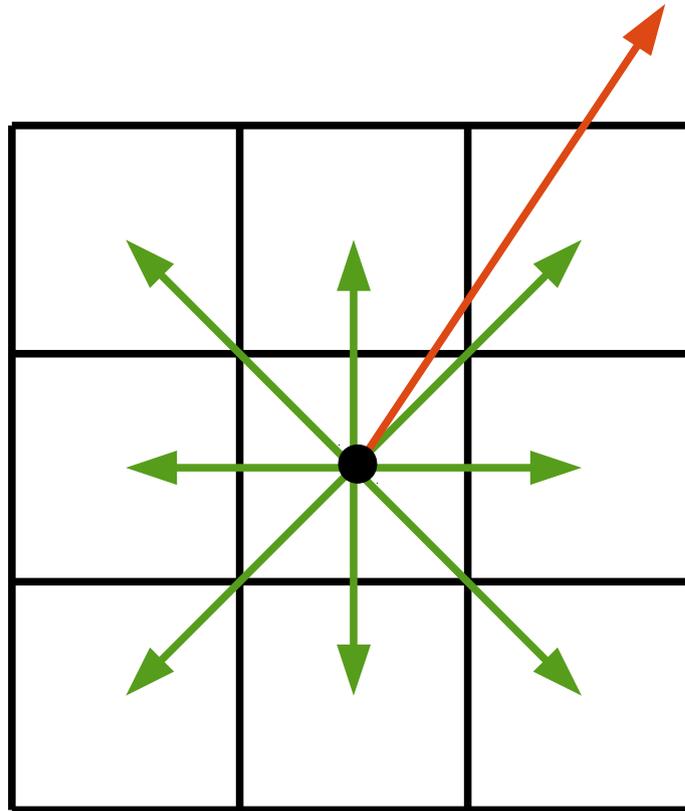
- Garder le maximum du gradient dans la direction du gradient, donnée par ses composantes x et y
- Le paramètre d'échelle du filtre permet de fusionner ou non les contours proches (échelle planimétrique)

Selection maximum dans la direction du gradient



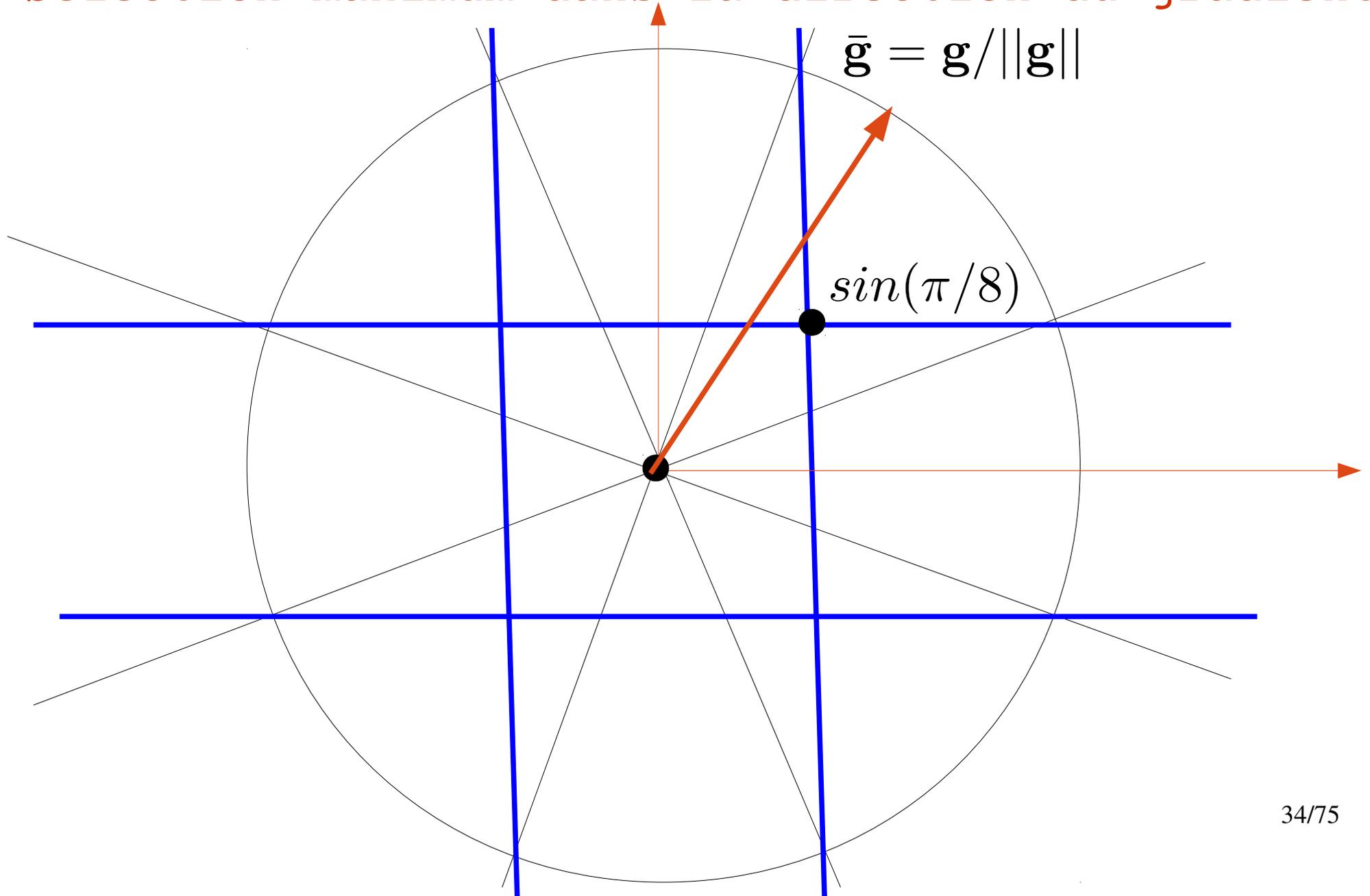
Selection maximum dans la direction du gradient:

- Condition : maximum ssi valeur du pixel $>$ ses voisins dans la direction du gradient



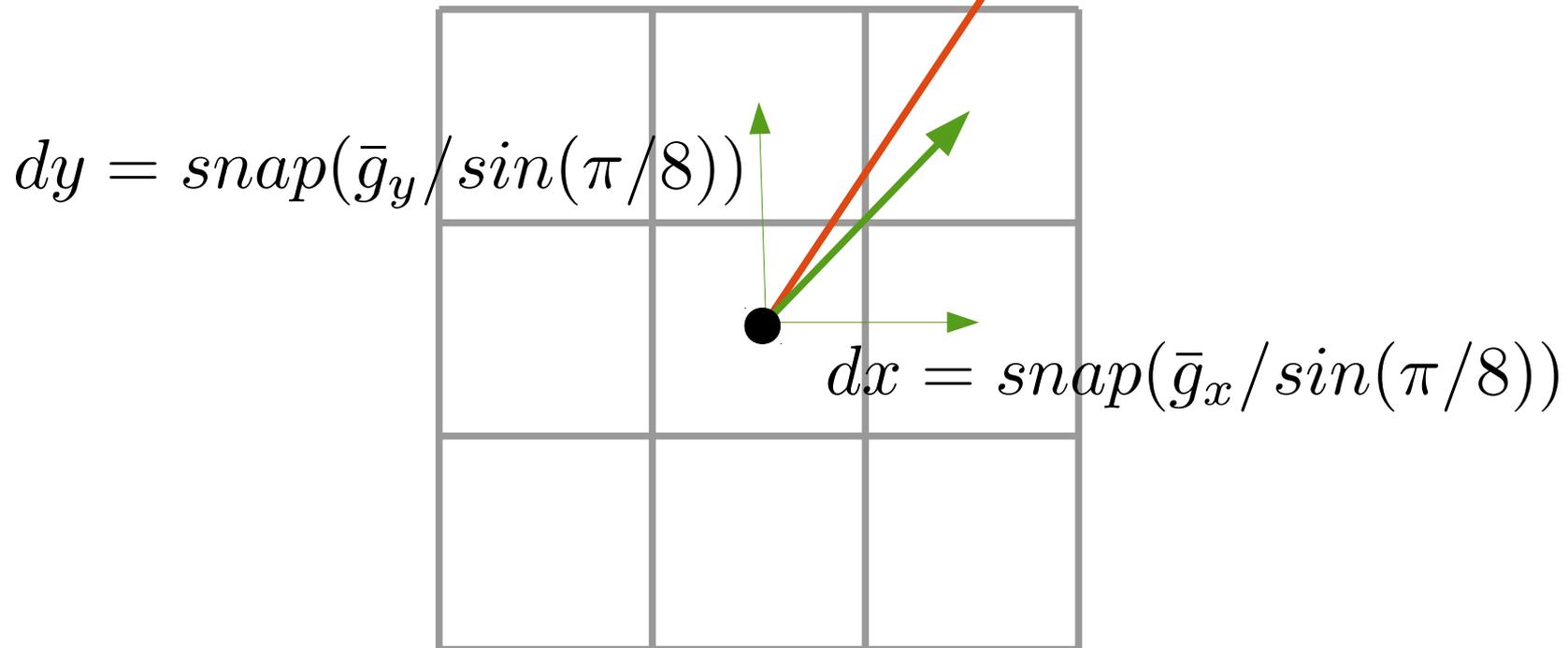
?

Selection maximum dans la direction du gradient



Selection maximum dans la direction du gradient

$$\text{snap}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

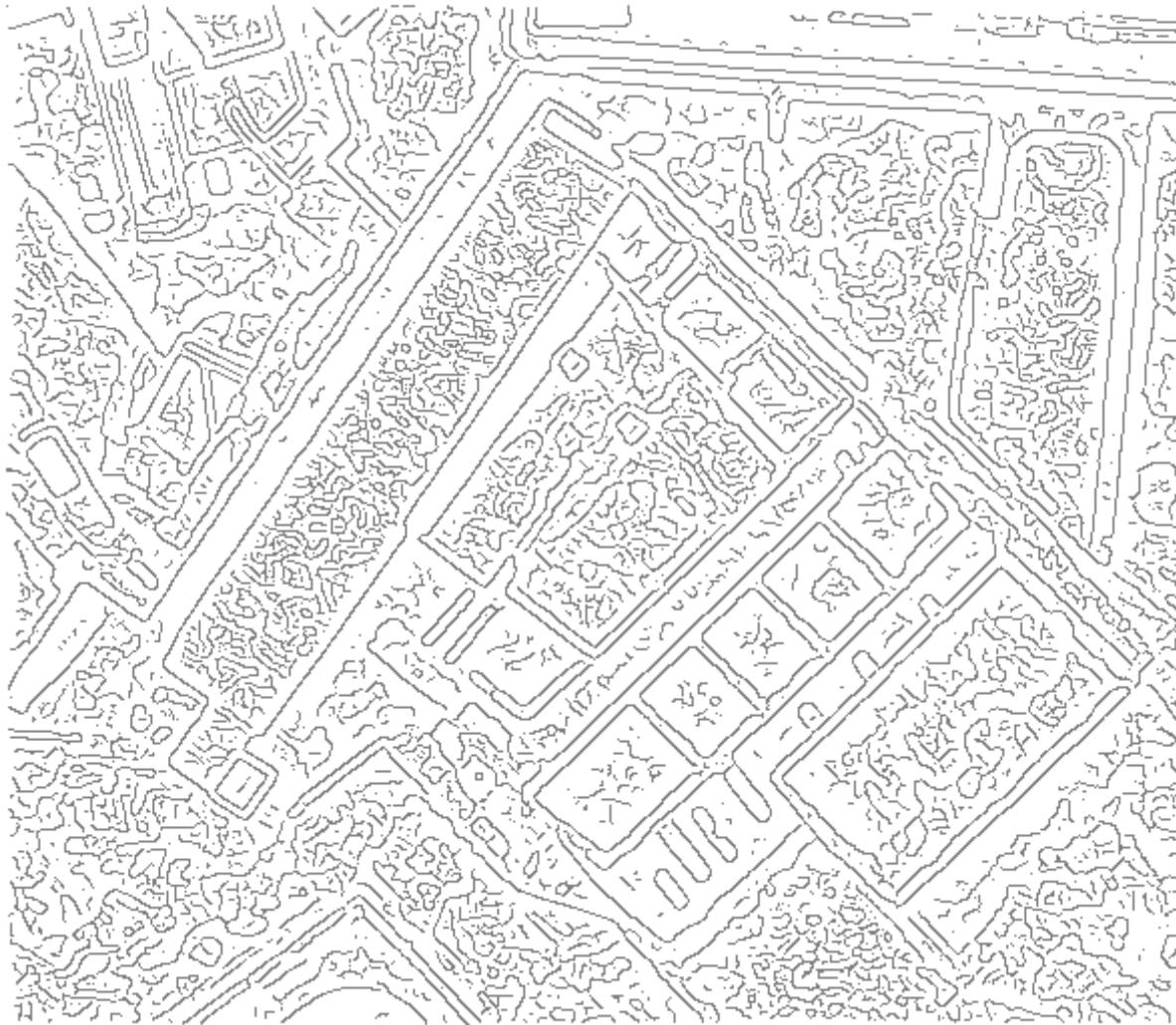


Selection maximum: résultat



Image originale

Selection maximum: résultat

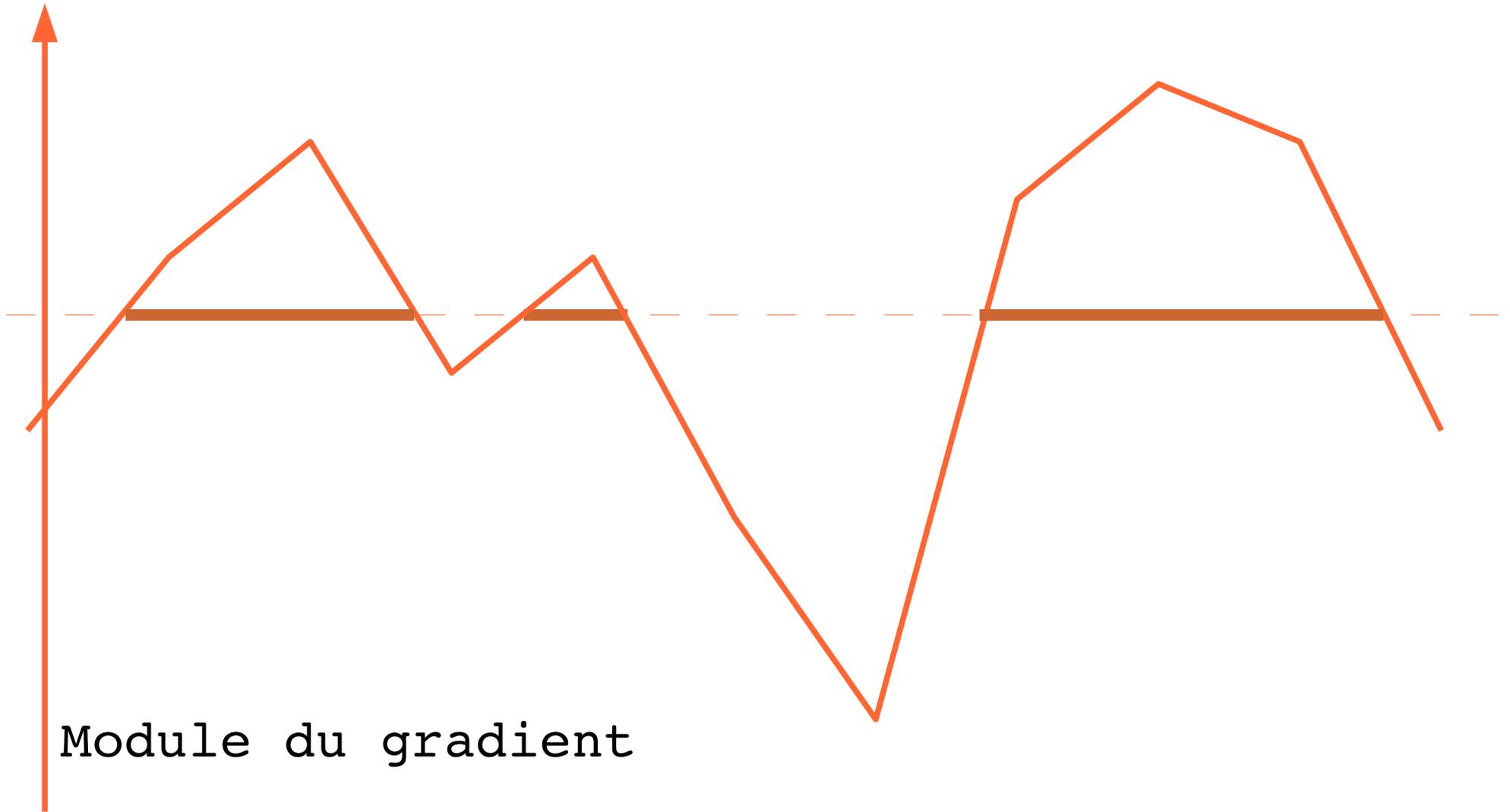


Maxima du gradient

Amplitude des contours:

- Seuillage simple sur l'amplitude du gradient:
 - On ne garde que les maximas supérieurs à un seuil
- Problème: pas de cohérence spatiale

Seuillage simple:

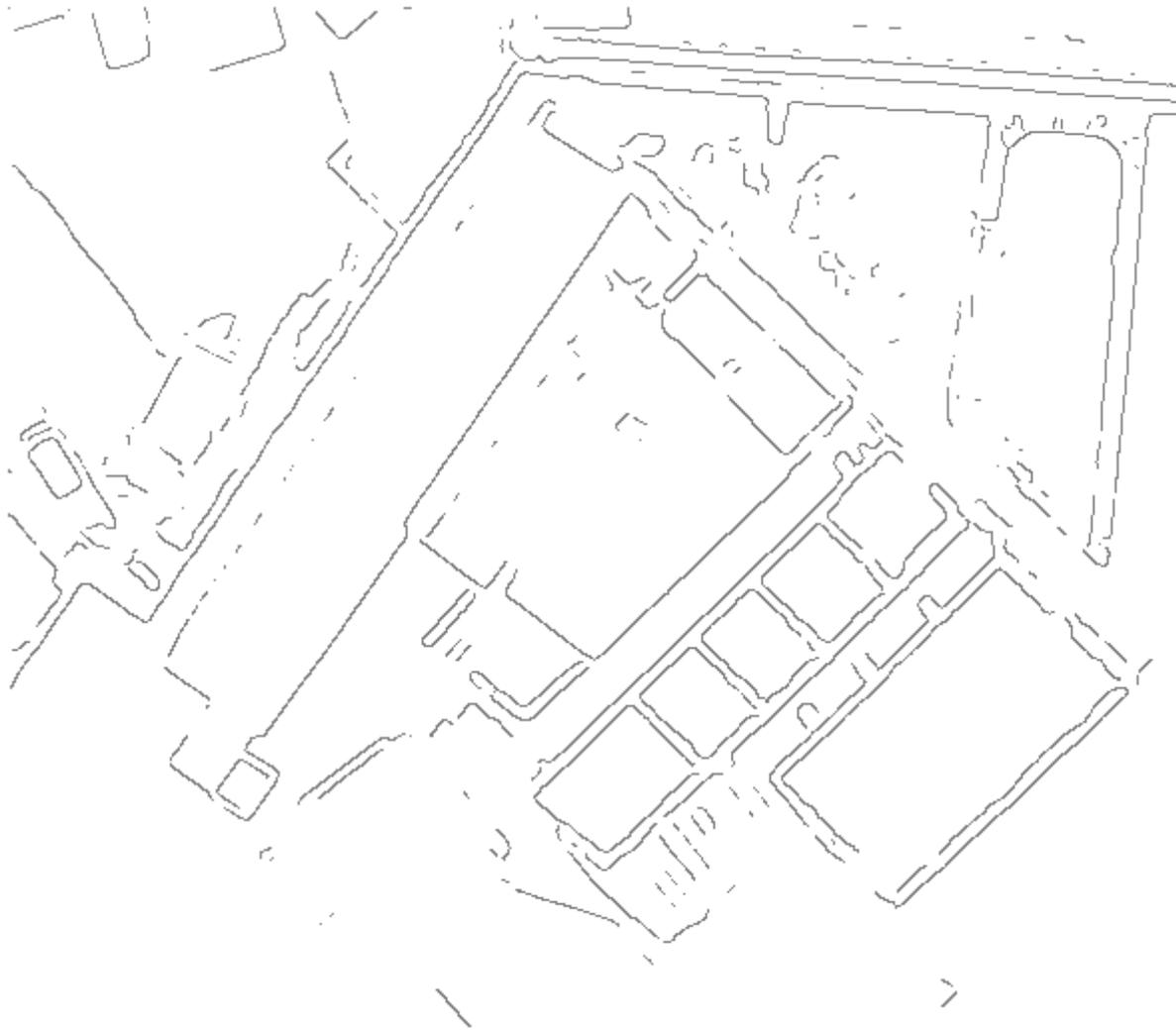


Seuillage simple: résultats



Image originale

Seuillage simple: résultats

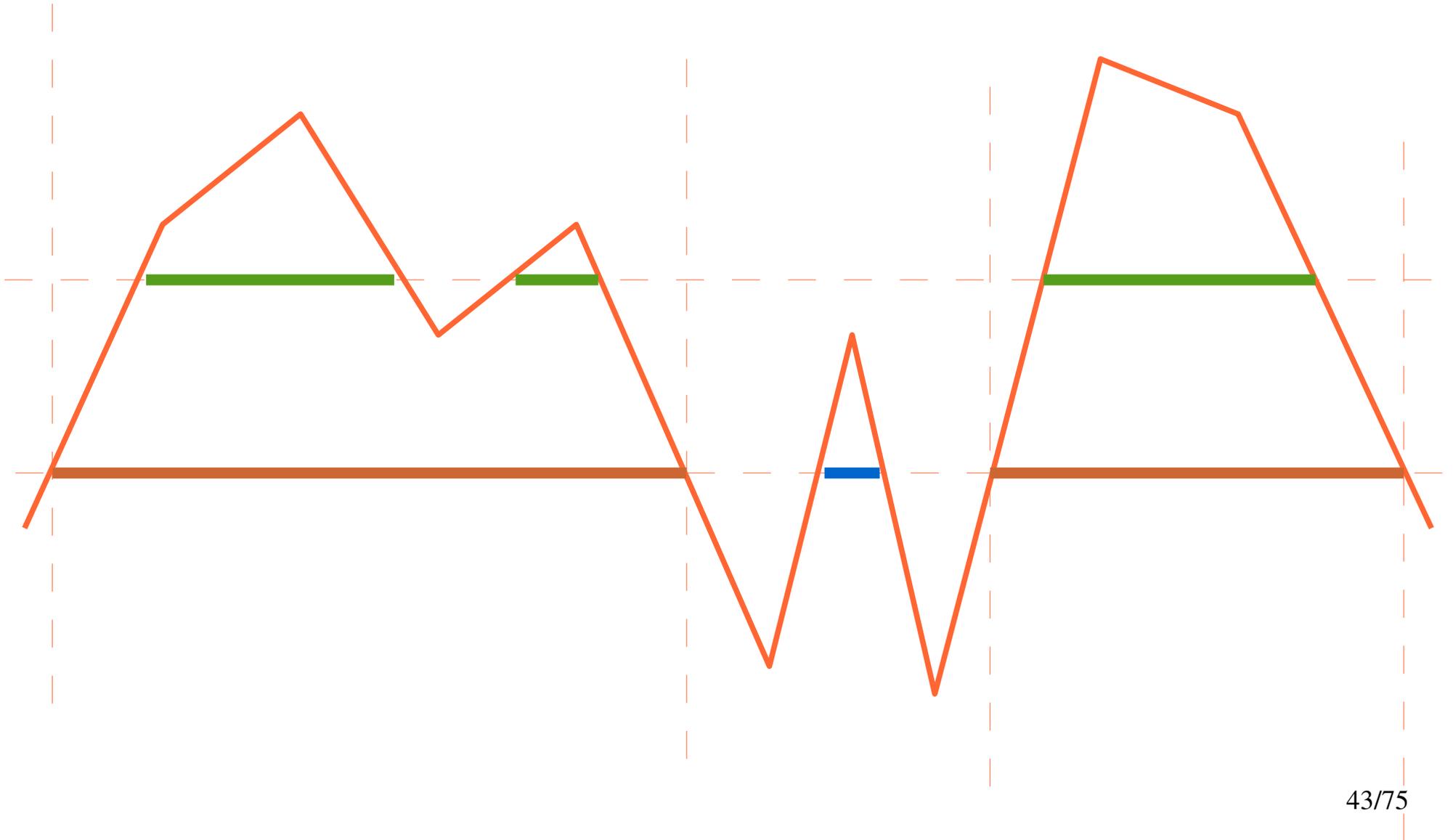


Seuillage simple

Cohérence des contours:

- On peut favoriser les pixels adjacents par un **seuillage par hystérésis**:
 - Seuillage des pixels par un seuil bas
 - Extraction des composantes connexes
 - On ne garde que les composantes connexes qui ont au moins un pixel supérieur au seuil haut

Seuillage par hysteresis:

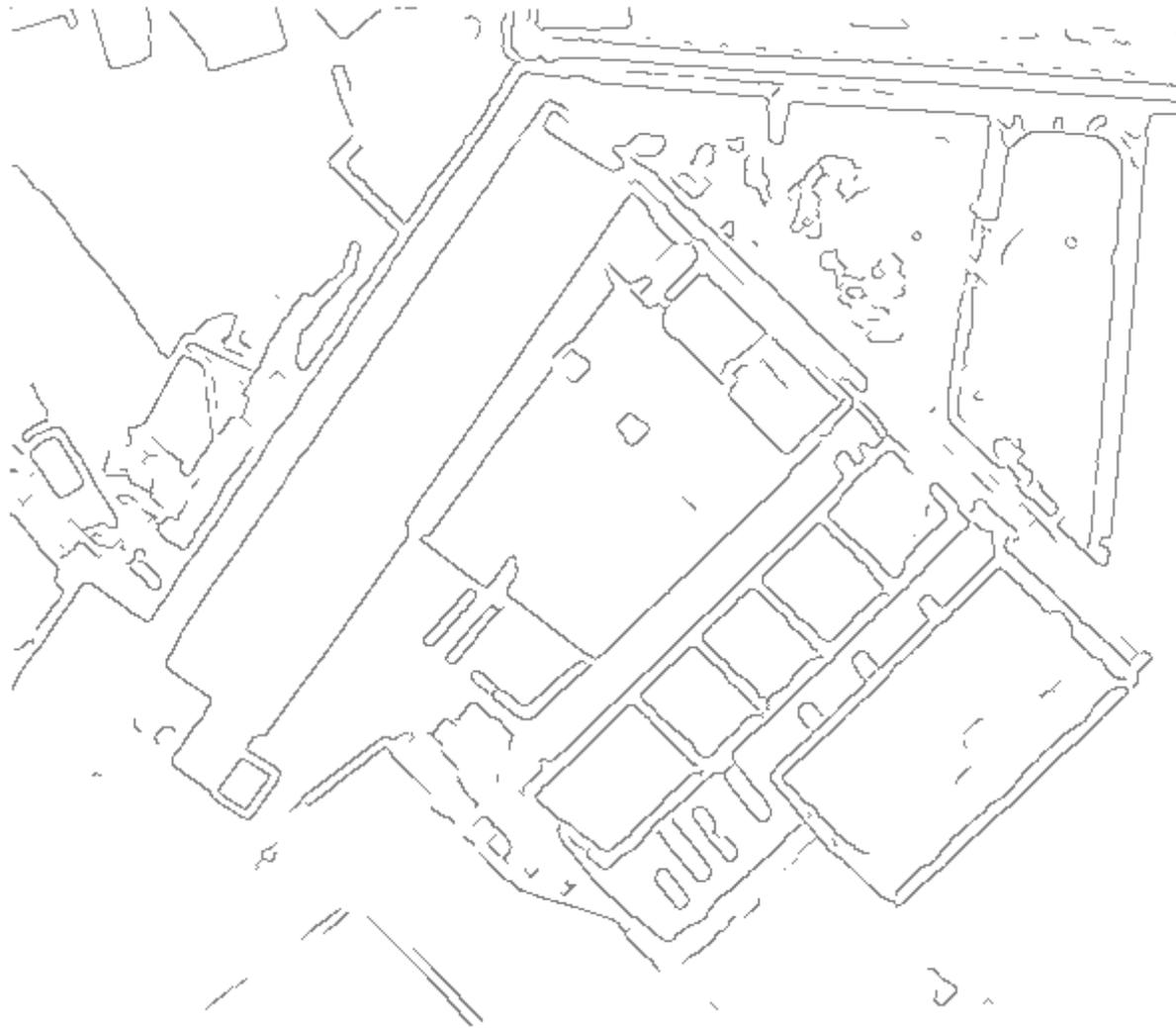


Seuillage par hysteresis: résultats



Image originale

Seuillage par hysteresis: résultats



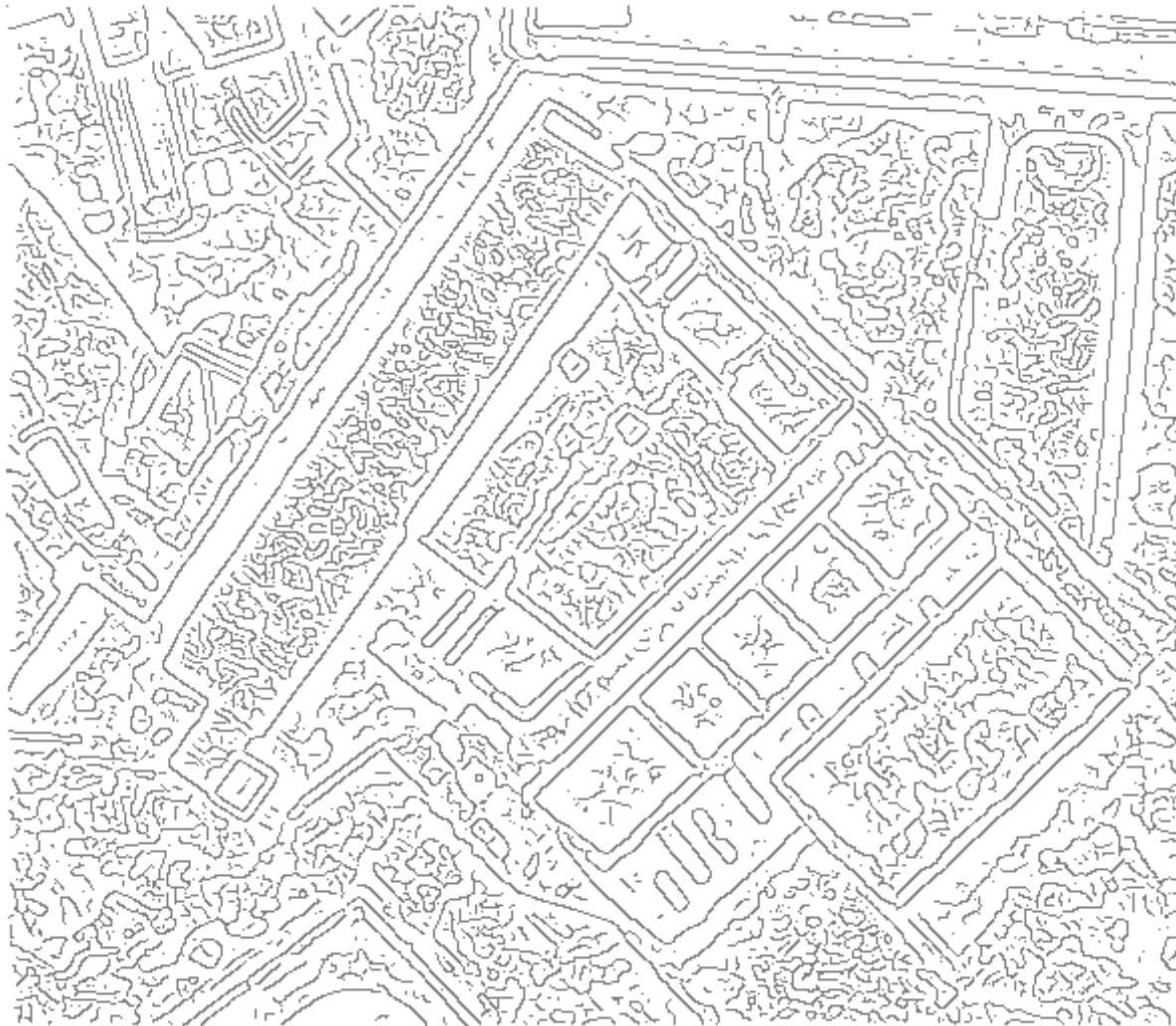
Seuillage hysteresis

Comparaison



Module du gradient

Comparaison



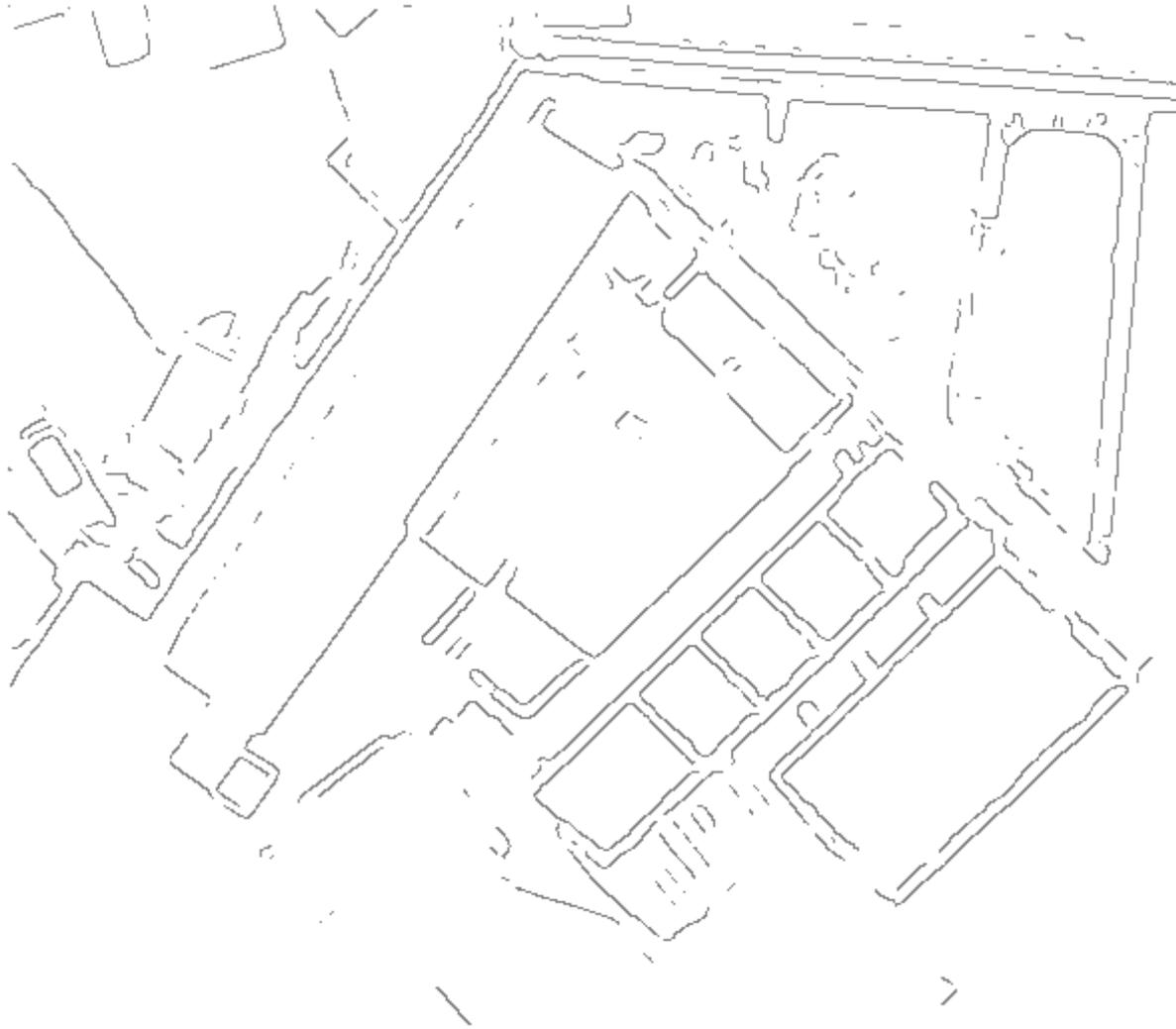
Maxima du gradient

Comparaison



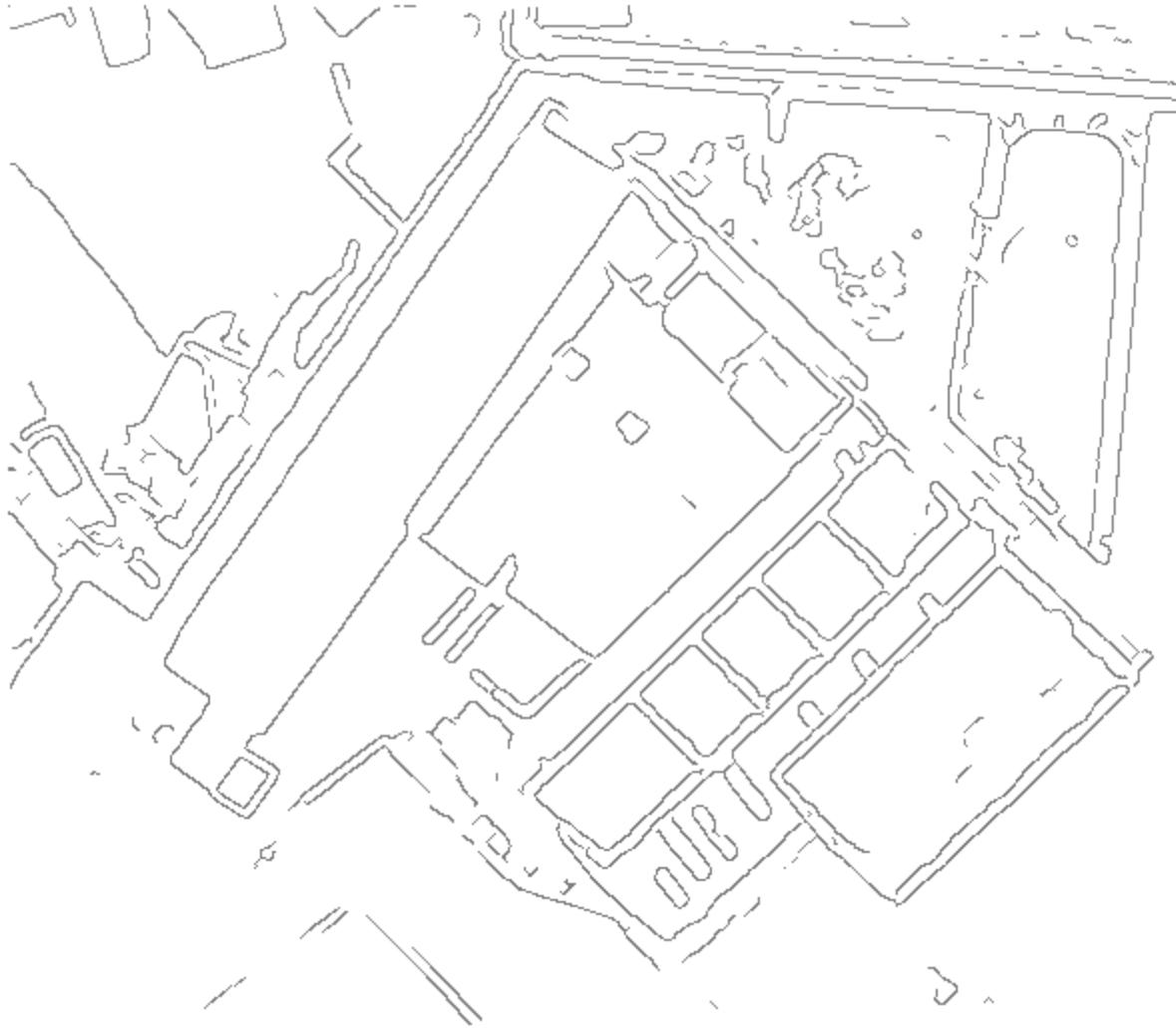
Seuillage simple, seuil=16

Comparaison



Seuillage simple, seuil=64

Comparaison

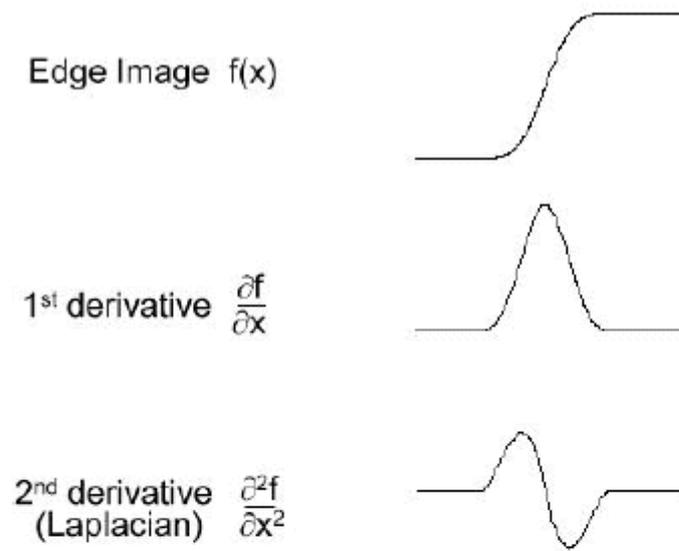


Seuillage hysteresis

III – Passage par 0 du Laplacien

Passage par 0 du Laplacien

- Idée en 1D :



Le Laplacien

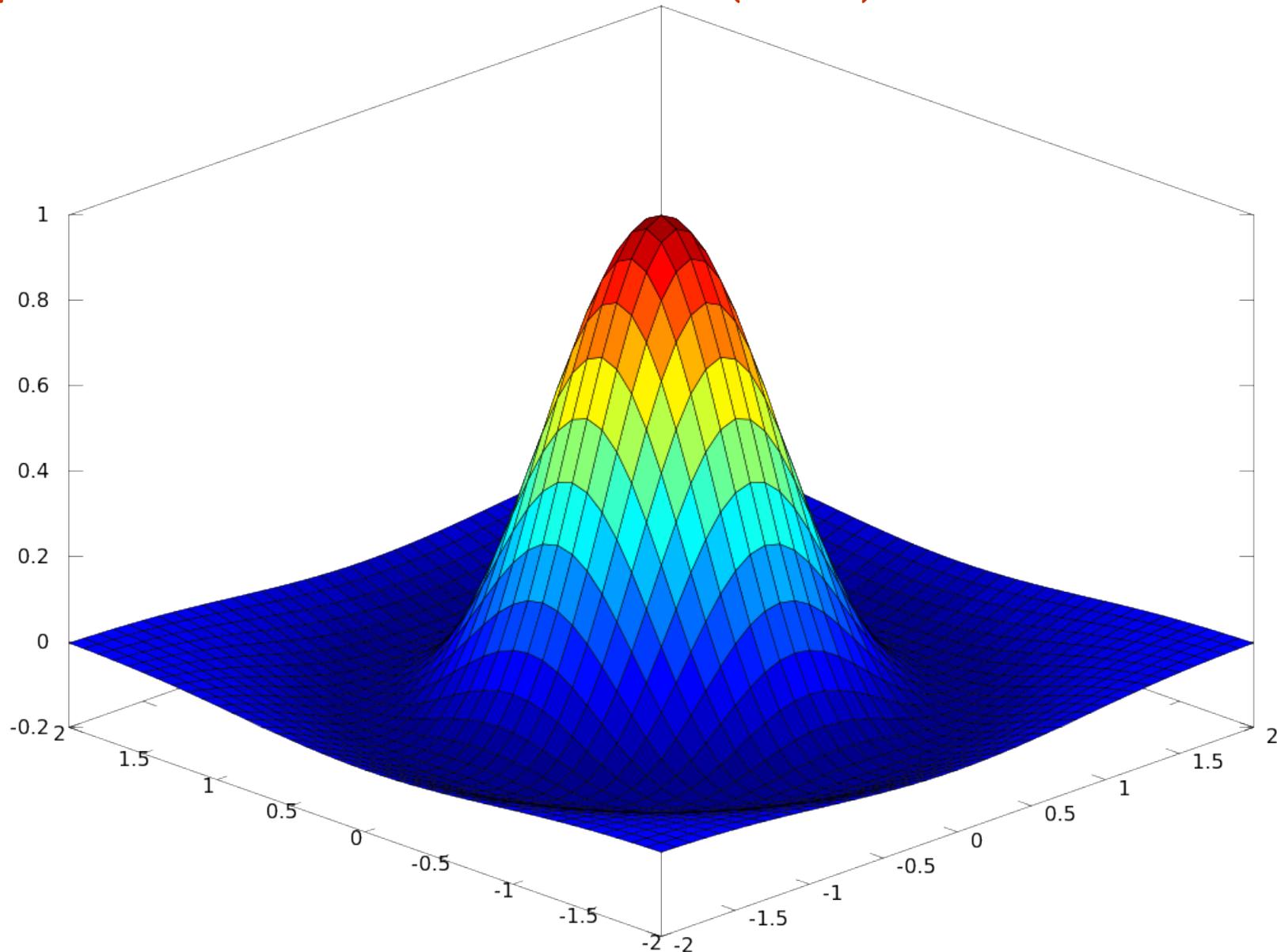
- Généralise la dérivée seconde en dimension > 1
- Défini comme la divergence du gradient :

$$\Delta f = \text{div}(\nabla f)$$

- Comme précédemment, on définit un filtre Laplacien en l'appliquant à une Gaussienne :

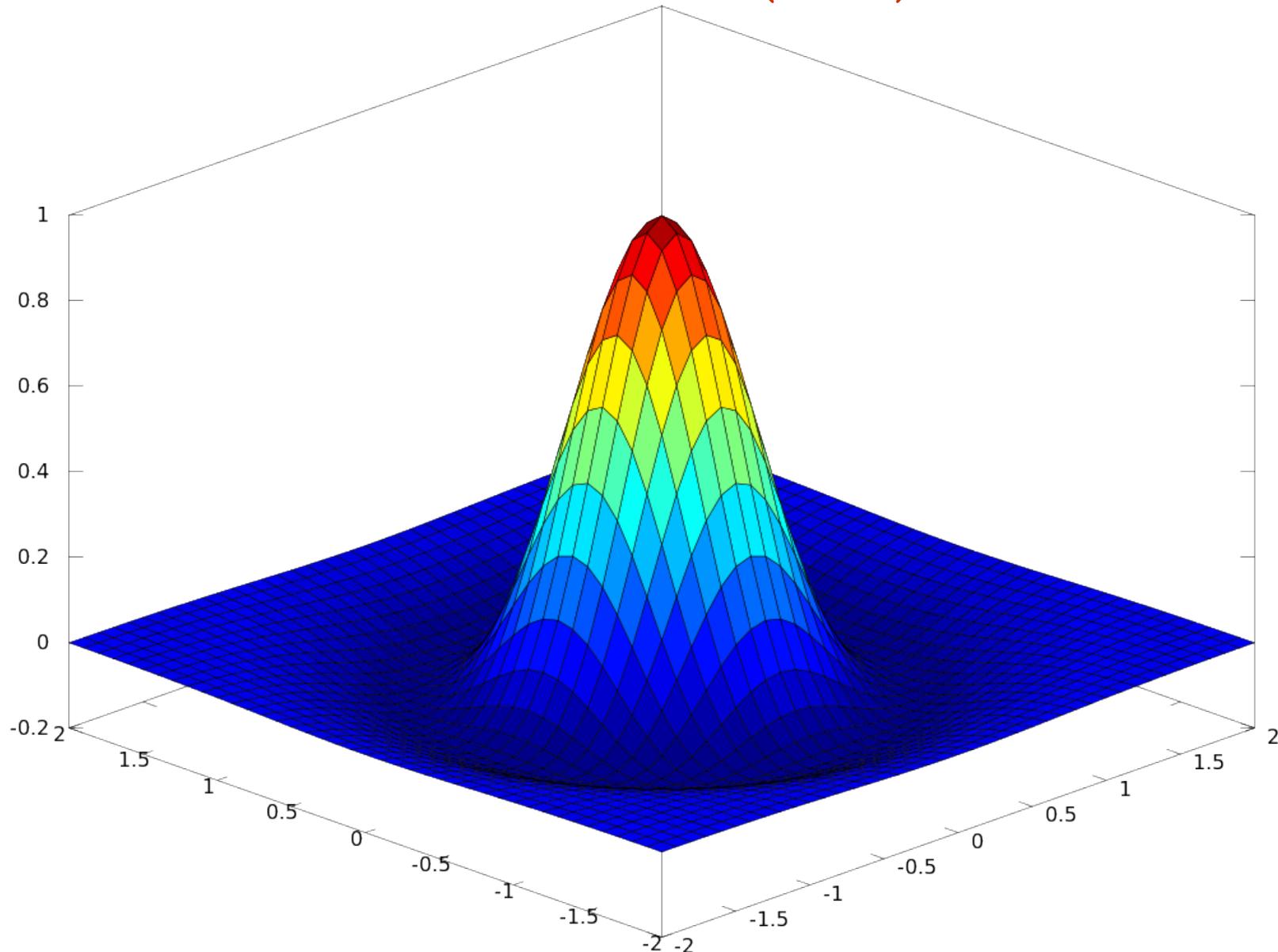
$$\Delta \exp\left(\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{\|\mathbf{x}\|^2 - n\sigma^2}{\sigma^4} \exp\left(\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Laplacien de Gaussienne (LoG)



● Similaire au fonctionnement de la rétine humaine

Différence de Gaussienne (DoG)



● Assez proche, souvent utilisé

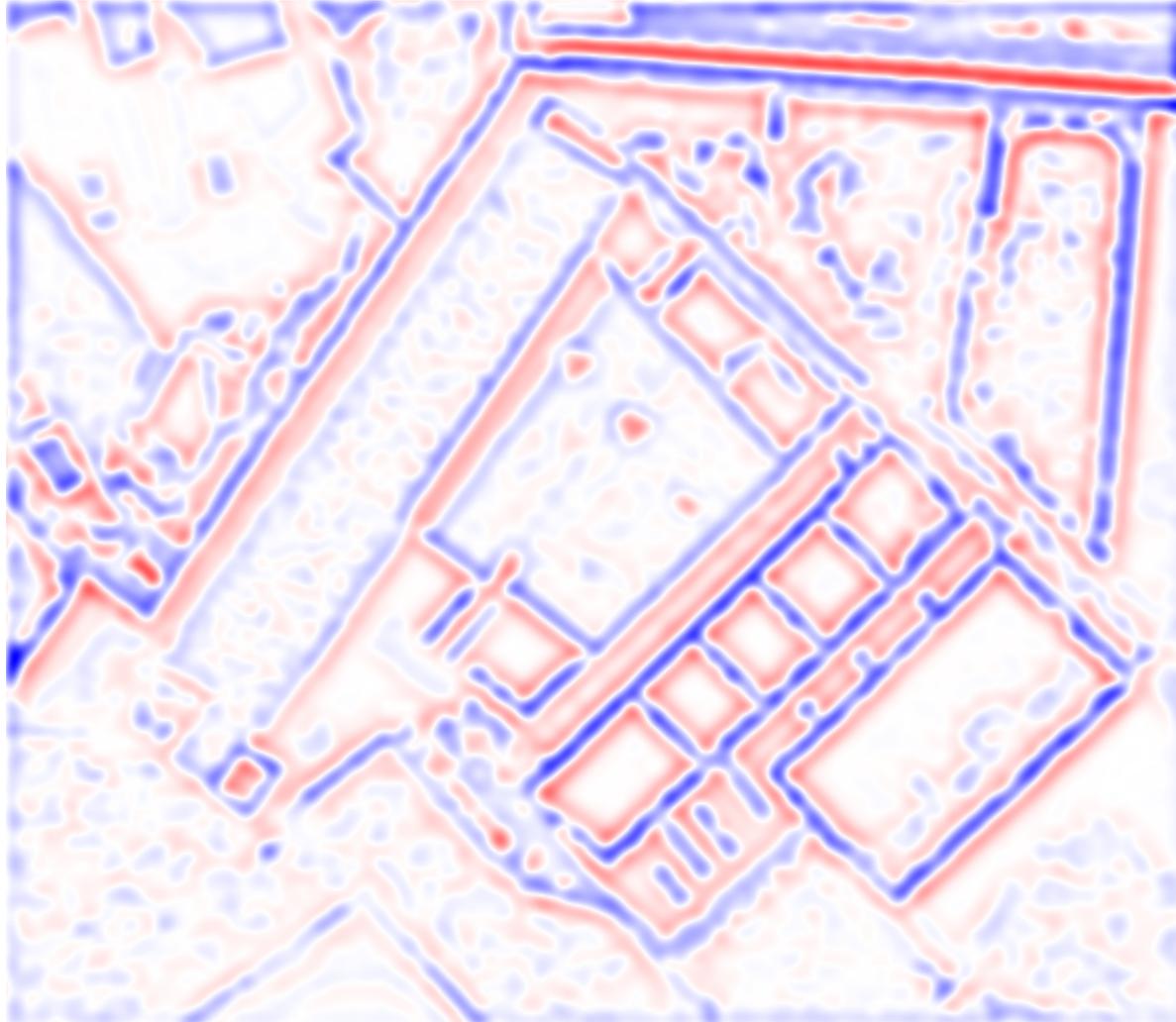
- Séparer les pixels pour lesquels le Laplacien est positif ou négatif :
 - Bipartition de l'image
 - Contours fermés
 - Contours entre les pixels
- Inconvénients :
 - Forte sensibilité au bruit
 - >utiliser un grand σ
 - Pas d'indication d'intensité du contour
 - >seuiller en fonction de la différence

Exemple



Image originale

Exemple



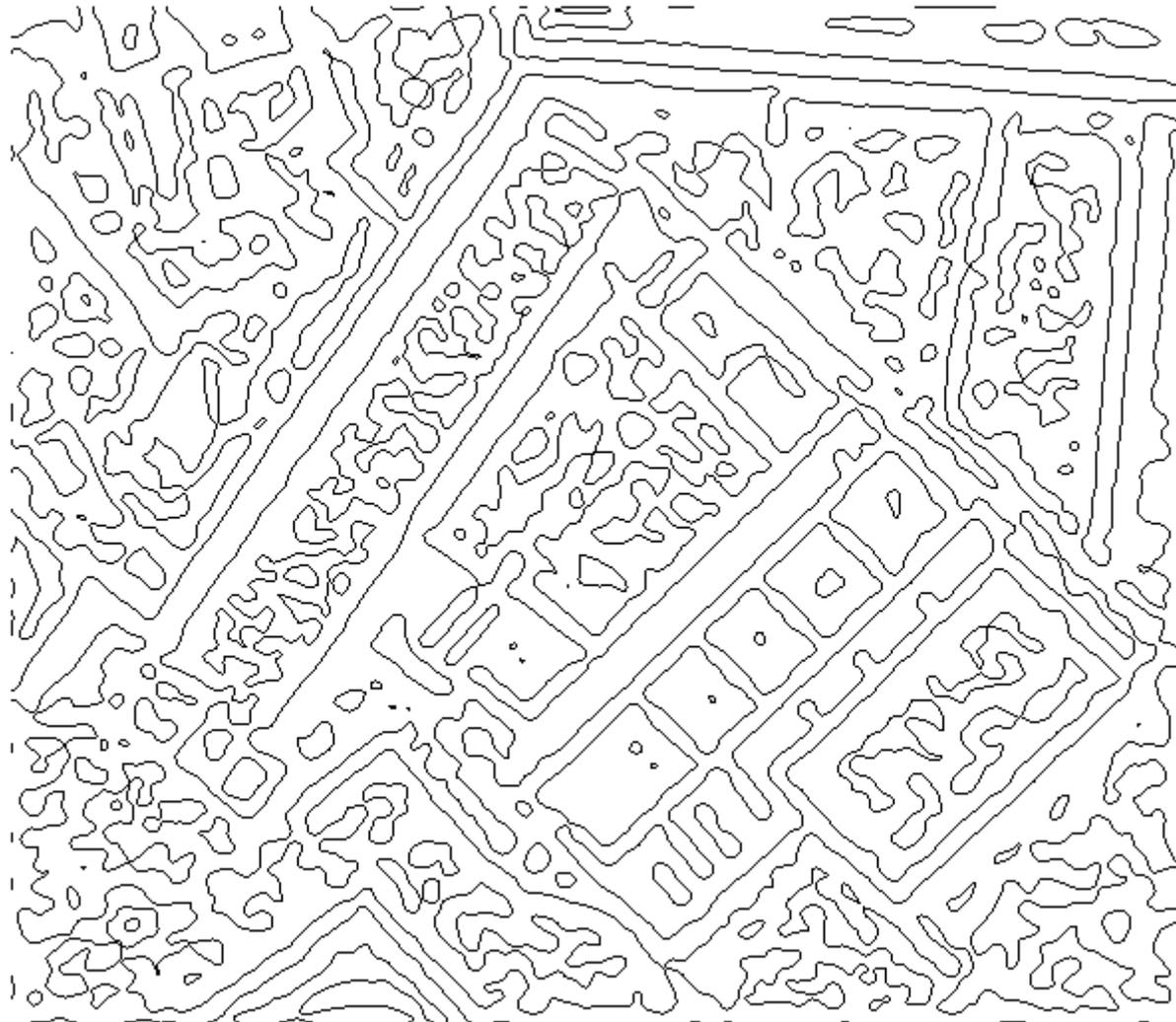
Laplacien

Exemple



Seuillage du laplacien

Exemple



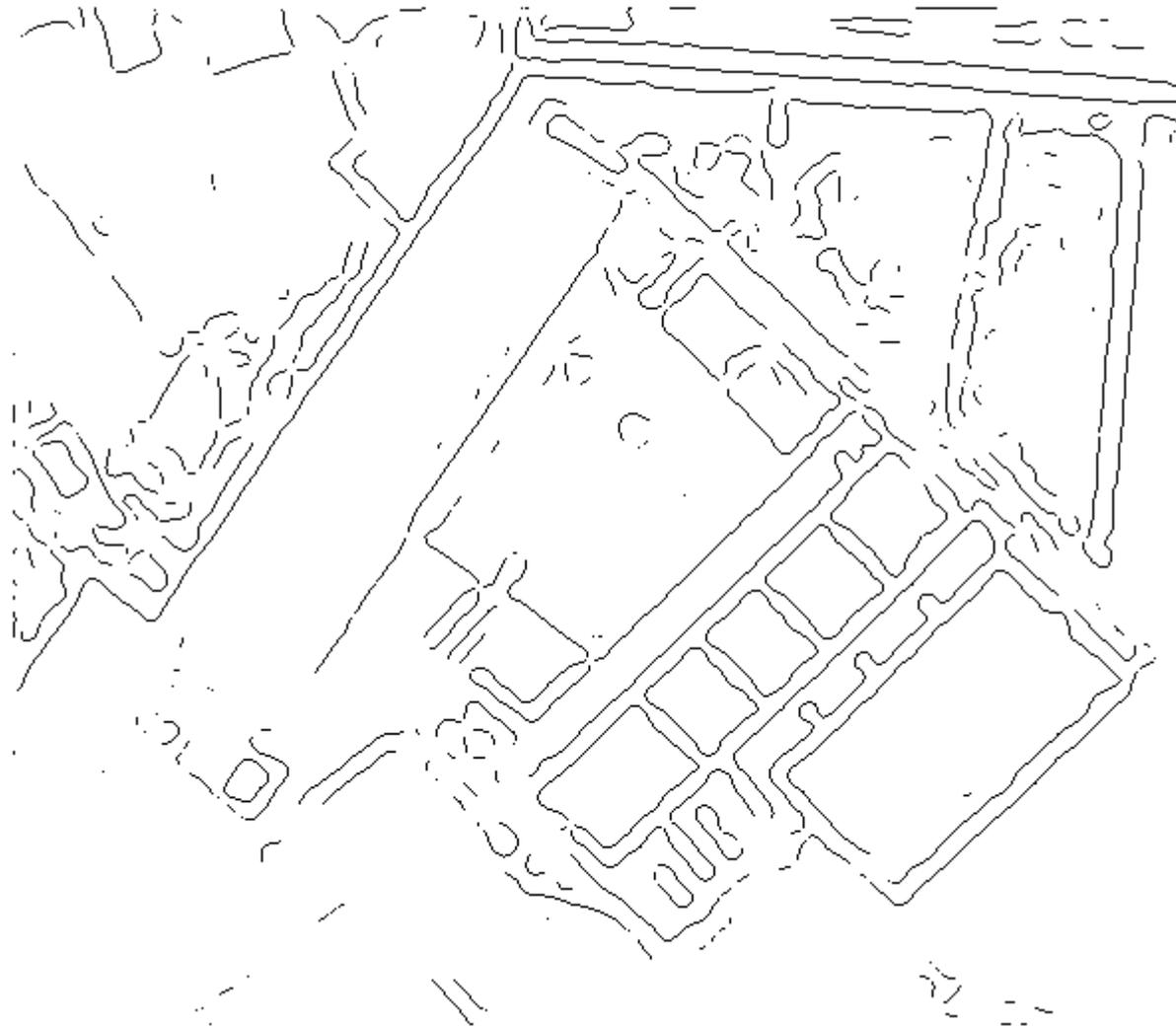
Passage par 0 du laplacien

Exemple



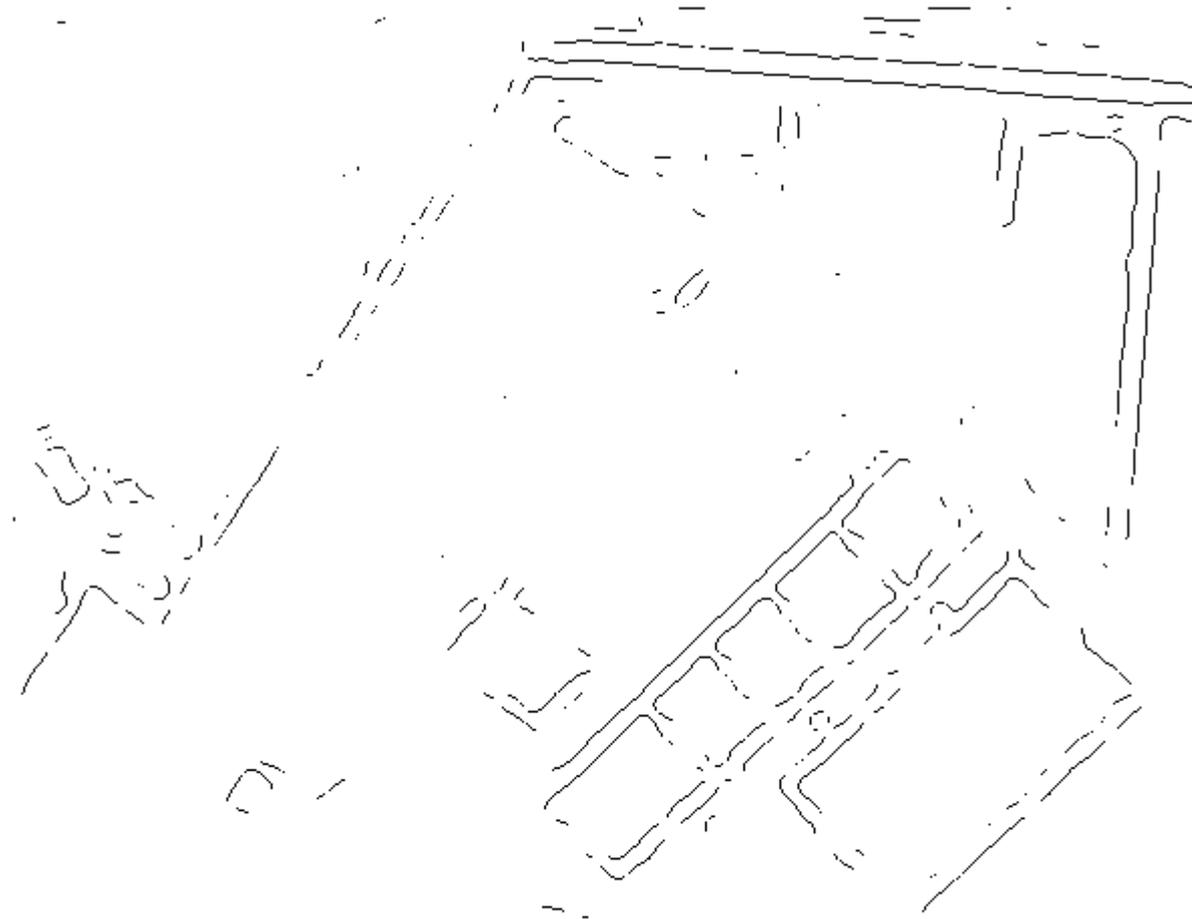
Seuil bas

Exemple



Seuil moyen

Exemple



Seuil haut

Exemple



Image originale

- Plus sensible au bruit
- Plus proche du système visuel humain
- On peut aussi utiliser un seuillage par hystérésis

IV – Autres approches

Contours actifs (snakes):

- Le contour est défini par une équation paramétrique

$$\mathbf{v}(s) = [x(s), y(s)]^t \quad s \in [0, 1]$$

- Initialisé par l'utilisateur (cercle par exemple)
- Le contour évolue pour minimiser une énergie :

$$\int_{s=0}^1 E_{interne}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{externe}(\mathbf{v}(s))$$

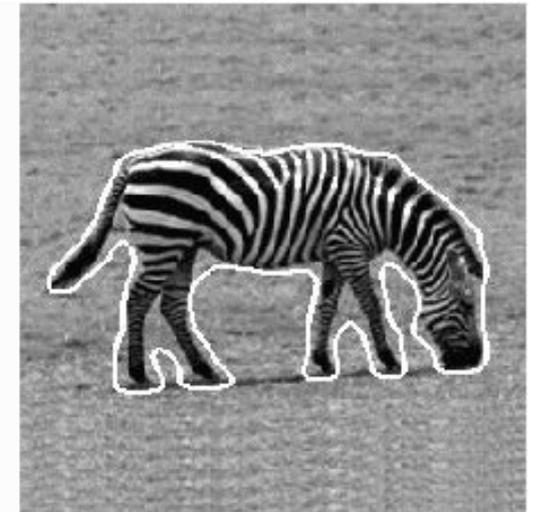
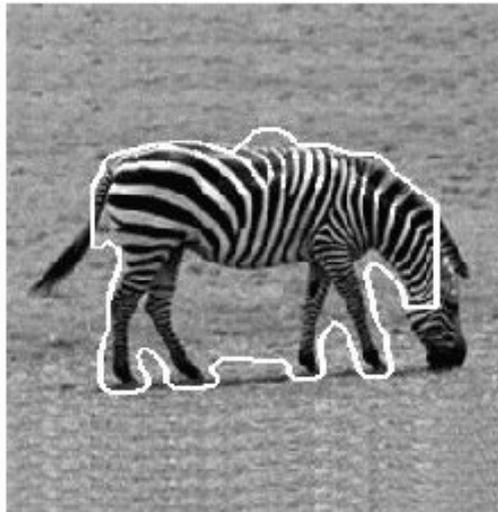
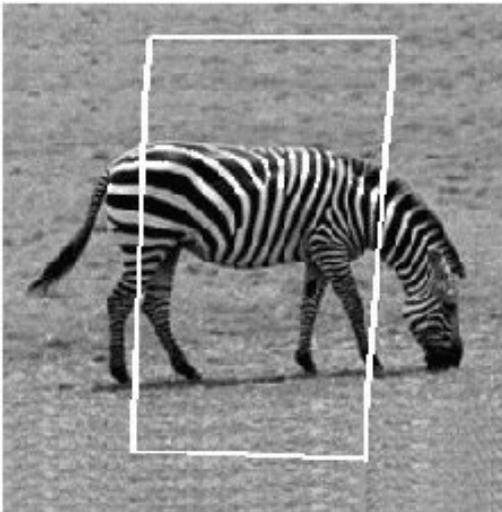
Contours actifs (snakes):

- Energie **interne** : régularité du contour
- Energie **image** (attache aux données) : le contour suit des zones de fort gradient
- Energie **externe** (optionnelle): le contour suit une forme prédéfinie (segmentation d'objet de forme connue par exemple)

$$\int_{s=0}^1 E_{interne}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{externe}(\mathbf{v}(s))$$

Contours actifs (snakes):

- Topologie du contour imposée : avantage ou inconvénient en fonction des a priori sur la scène
- Forte dépendance à l'initialisation : avantage ou inconvénient suivant qu'on beut une méthode automatique ou interactive



Level sets:

- Le contour est défini comme l'ensemble sur lequel une fonction est nulle :

$$f(x, y) \quad C = f^{-1}(0) = \{(x, y) | f(x, y) = 0\}$$

- Utilisé pour suivre dans les temps des contours dont la topologie peut changer

Mumford-Shah:

- Pose le problème d'extraction de contours sous la forme d'un problème d'optimisation

$$\min_u E_f(u, C) = \int_I (u - f)^2 + \lambda \int_{I/C} \|\nabla u\|^2 + \mu |C|$$

- On cherche une approximation u de l'image f la plus lisse possible sauf sur un ensemble de discontinuités C le plus petit possible
 - Sans attache aux données : $u = \text{cnst}$ $C = \emptyset$
 - Sans régularité : $u = f$ $C = \emptyset$
 - Sans longueur de contour : $u = f$ $C = I$

Mumford-Shah:

- Pose le problème d'extraction de contours sous la forme d'un problème d'optimisation

$$\min_u E_f(u, C) = \int_I (u - f)^2 + \lambda \int_{I/C} \|\nabla u\|^2 + \mu |C|$$

- Problème fortement non convexe, NP-difficile
- On cherche C par sa fonction caractéristique
- Quelques heuristiques pour trouver une solution approchée :
 - Gradué
 - Ambrosio-Tortorelli

Modèle constant par morceaux:

- Limite de Mumford-Shah quand $\lambda \rightarrow \infty$

$$\min_u E_f(u, C) = \int_I (u - f)^2 + \gamma \|\nabla u\|_0$$

- Force les contours à se fermer
- Problème de segmentation (cf cours segmentation)
- Résolution à base de graph cuts
- u est la moyenne de f sur chaque segment

Conclusion

Conclusion

- La notion de contour est fortement liée à celle de gradient
- L'extraction de contour nécessite donc de définir des opérateurs différentiels discret sur les images
- Une bonne façon de faire consiste à appliquer ces opérateurs à une gaussienne et à discrétiser le résultat
- Les contours raster peuvent être définis sur ou entre les pixels
- Problèmes extraction de contour/segmentation liés
- Contours vecteur non traités : c'est un problème d'extraction de structure