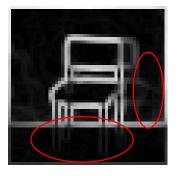
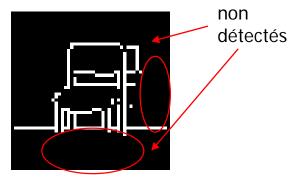
- Traitement pour accéder à des primitives de plus haut niveau
 - ♦ Pixels → Points de contours → ligne, bord → objet
- Nombreuses méthodes
 - <u>Méthodes dérivatives</u>, morphologiques, par EDP,...
- Plusieurs étapes pour la détection
 - Recherche des zones de fort contraste
 - Décision par seuillage : points « candidats au contours
 - Poursuite des contours (chaînage) : lignes de contours



Image



Zones de fort contraste



Lignes de contour



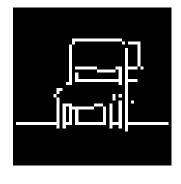
- Des zones de fort contraste aux lignes de contour
 - Enchaînement de traitements

Image simple









Lignes de contour

Image complexe

- Des zones de fort contraste aux lignes de contour
 - Enchaînement de traitements





points de contour



lignes de contour

Zones de fort contraste



Méthodes dérivatives

- Détection des Zones de Contraste 1D
 - Maximum du gradient (dérivée première)
 - Passage à zéro de la dérivée seconde
 - Équivalent au passage à zéro du Laplacien

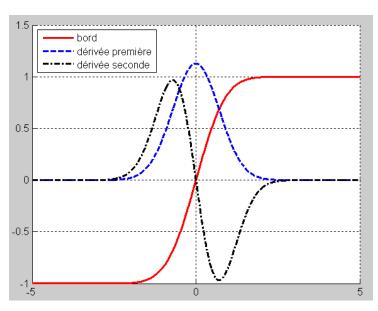


Illustration 1D, f(x)=bord; f'(x); f''(x)



- Détection des Zones de Contraste 2D
 - Norme du Gradient G(x,y)
 - \rightarrow Orientation du Gradient $\theta(x,y)$
 - \rightarrow Max du la norme G dans la direction θ
 - Passage à zéro de la dérivée seconde dans la direction θ
 - Passage à zéro du Laplacien
- Calcul des dérivées
 - Filtrage directe : Différences finies (Masque de convolution)
 - Filtrage récursif : Approche par filtrage optimal (cf. chap. X)

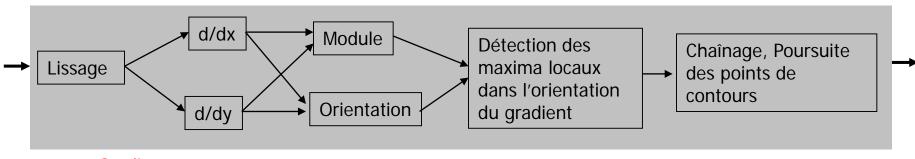
Méthodes dérivatives

- Font appel à un calcul de différence entre niveaux de gris sur des pixels voisins
- Donc :
 - Sensibles aux bruit
- Prétraitement des images
 - Réduction de bruit : lissage
 - Perte de précision dans la localisation des zones de contours
 - Compromis entre les 2 objectifs
 - Réduire le bruit
 - Garder une bonne localisation des contours
- Filtre de détection de contours
 - Combinaison entre
 - lissage pour réduire le bruit et gradients (différences) pour accéder au contraste

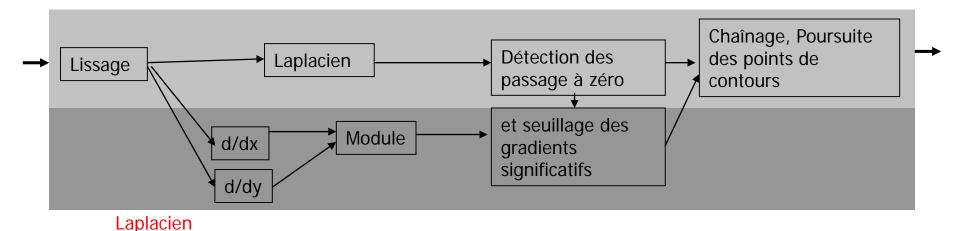


IX. Détection de contours IX.2 Principe général

Schéma fonctionnel d'une détection de contours



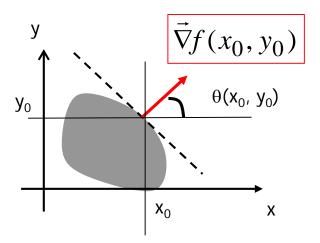
Gradient





Modèle continu

- Image f(x,y)
 - Dérivée première en x :
 - Dérivée première en y :
 - Vecteur Gradient :
 - Norme :
 - Orientation :



$$g_x(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x}$$

$$g_{y}(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$$

$$\vec{\nabla} f(x, y) = \vec{G}(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix}$$

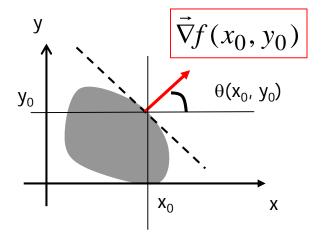
$$\left| \vec{\nabla} f(x, y) \right| = \left| \vec{G}(x, y) \right| = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

$$\theta(x, y) = arctg\left(\frac{g_y}{g_x}\right)$$



Modèle continu

- Image f(x,y)
 - Vecteur Gradient :
 - Norme : Amplitude du contraste
 - Orientation : orthogonale au contour
 - Composante G_x
 - Détection des lignes <u>verticales</u>
 - Composante G_y
 - Détection des lignes <u>horizontales</u>





Modèle continu

- Image f(x,y)
 - Dérivée seconde en x :
 - Dérivée seconde en y :
 - Laplacien :

$$g'_{x}(x, y) = \frac{\partial^{2} f(x, y)}{\partial x^{2}}$$

$$g'_{y}(x, y) = \frac{\partial^{2} f(x, y)}{\partial y^{2}}$$

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial f^{2}(x, y)}{\partial x^{2}} + \frac{\partial f^{2}(x, y)}{\partial y^{2}}$$



Modèle continu

Image f(x,y)

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial f^{2}(x, y)}{\partial x^{2}} + \frac{\partial f^{2}(x, y)}{\partial y^{2}}$$

- Opérateur Laplacien
 - > Linéaire : une convolution : un exemple de noyau
 - Opérateur non directionnel

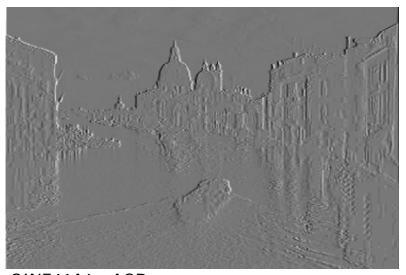
$$K_L = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- Opérateur : Norme du Gradient
 - Non linéaire : 2 convolutions, puissance de 2, racine de 2

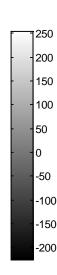
$$\left| \vec{\nabla} f(x, y) \right| = \sqrt{g_x^2(x, y) + g_y^2(x, y)}$$

- Calcul de la dérivée d'une image
 - Par définition : calcul local de différences de niveaux de gris entre le pixel courant et ses voisins
 - Fait ressortir le bruit (petites fluctuations non contrôlées) dans l'image f(x,y)
 - Illustration avec un opérateur gradient sur les lignes :
 - \Rightarrow Gx = [1 0 -1] (A appliquer convoluer- sur chaque ligne de l'image)

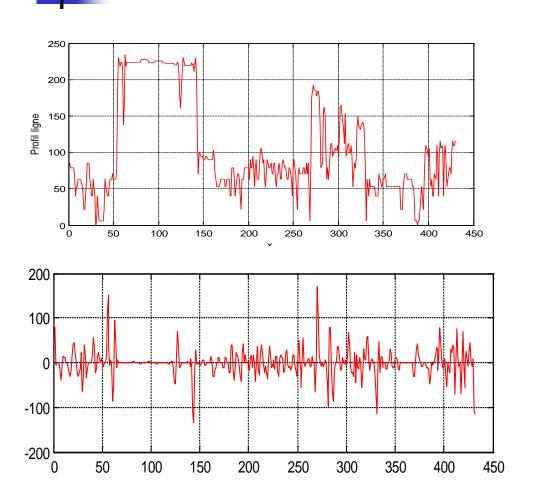


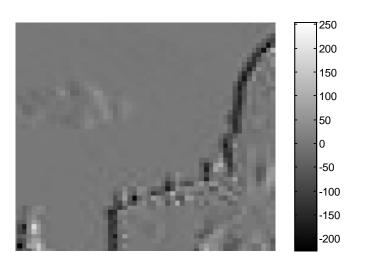


GINF41A6 - AGD



11





Un zoom sur l'image filtrée par Gx

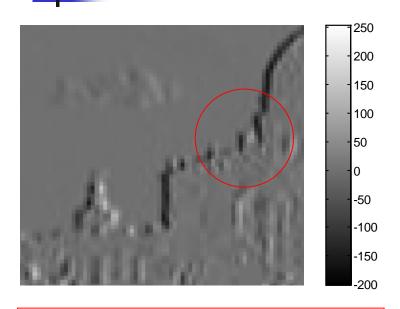
Résultat de Gx sur un profil ligne

GINF41A6 - AGD

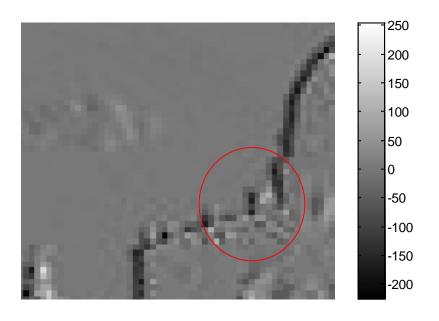


- Calcul de la dérivée d'une image
 - Idée : Lissage de l'image pour retirer le bruit puis faire la dérivée
 - Comment combiner « lissage » et « dérivée » qui ont des objectifs opposés ?
 - Le lissage atténue les différences de niveaux de gris entre pixels voisins
 - Le gradient (dérivée première) calcule la différence de niveaux de gris entre les pixels voisins selon une direction donnée
 - Réponse
 - > Faire le lissage dans la direction orthogonale du gradient
 - Rappel : L'opérateur « Gradient » est un opérateur directionnel





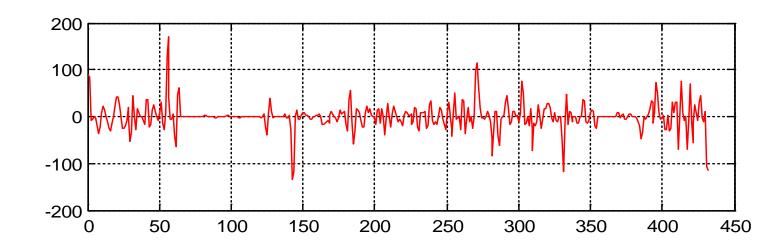
Un zoom sur l'image filtrée par un lissage en y, puis par Gx



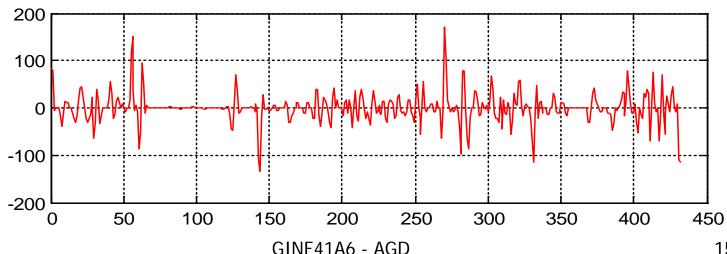
Un zoom sur l'image filtrée par Gx







Profil ligne après Lissage en y puis Gx



- Dérivée d'une image filtrée
 - Image f(x,y),
 - Prétraitement par filtrage (réduction de bruit : lissage)
 - Noyau de convolution de lissage : h(x,y)
 - > Image $f_i(x,y)$: Image après filtrage Passe-Bas de noyau h(x,y)
 - Gradient en x de l'image filtrée

$$f_l(x, y) = f(x, y) * h(x, y)$$

$$\frac{\partial f_l(x,y)}{\partial x} = \frac{\partial f(x,y) * h(x,y)}{\partial x} = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} * h(x,y) = \frac{\partial h(x,y)}{\partial x} * f(x,y)$$
$$= h_{dx}(x,y) * f(x,y)$$

Idem pour le gradient en y

$$\frac{\partial f_l(x, y)}{\partial y} = \frac{\partial h(x, y)}{\partial y} * f(x, y)$$

$$_{\text{GINF41A6 - AGD}} = h_{dy}(x, y) * f(x, y)$$
 16



- Dérivée d'une image filtrée
 - Image f(x,y) et image $f_i(x,y)$ après filtrage Passe-Bas
 - Comment combiner lissage et dérivée ?
 - Gradient en x : lissage en Y et dérivée en X
 - Noyau : h_{dx}

$$\frac{\partial f_l(x, y)}{\partial x} = \frac{\partial h(x, y)}{\partial x} * f(x, y) = h_{dx}(x, y) * f(x, y)$$

- Gradient en y : lissage en X et dérivée en Y
- Noyau : h_{dy}

$$\frac{\partial f_l(x, y)}{\partial y} = \frac{\partial h(x, y)}{\partial y} * f(x, y) = h_{dy}(x, y) * f(x, y)$$

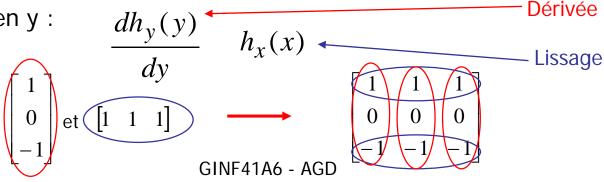


- Dérivée d'une image filtrée
 - Image f(x,y)
 - Prétraitement par lissage (réduction de bruit)
 - Noyau de convolution symétrique <u>séparable</u> h(x,y)
 - 2 Noyaux 1D : lissage 1D et gradient direction \(\pm \)
 - Gradient du noyau de convolution
 - Gradient en x :

$$\frac{dh_x(x)}{dx} \qquad h_y(y) \qquad \qquad \text{Lissage}$$

Gradient en y :

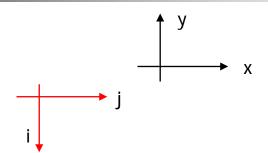
Exemple







- Rappel de notations
 - En continu
 - En discret



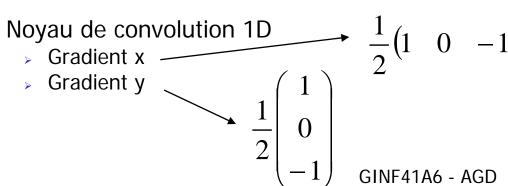
Approximation du gradient en numérique

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \approx \frac{\Delta I[i,j]}{\Delta j} = I[i,j+1] - I[i,j]$$
 Opérateur non symétrique (ROBERTS)

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \approx \frac{\Delta I[i,j]}{\Delta i} = \frac{1}{2} \left(I[i,j+1] - I[i,j-1] \right) \quad \text{Mieux} :$$

Opérateur symétrique

- Gradient y





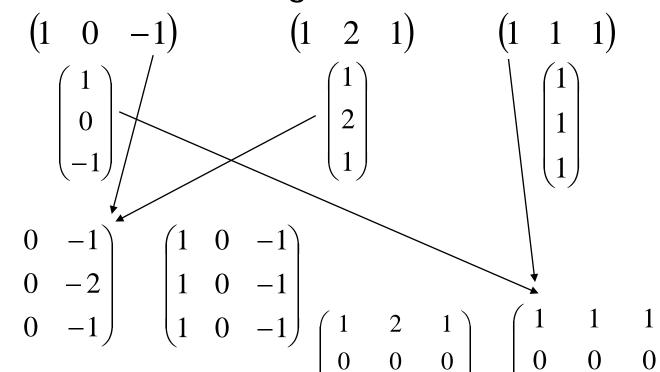
Opérateurs Dérivée et Lissage

En x (ligne)

En y (colonne)

Gradient en x lissé

Gradient en y lissé

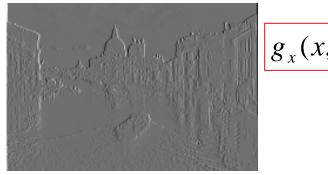


- Opérateurs Gradient
- Association lissage + dérivée dans les directions orthogonales
 - Différents noyaux en fonction de cette combinaison
 - Les plus utilisés sur 2 orientations

	Gx	Gy
PREWITT	$\frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	$\frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$
SOBEL	$\frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	$ \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} $
SCHARR	$ \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{pmatrix} $ GINF41A6	$\begin{bmatrix} \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{pmatrix}$

Illustration

Gradient x lissé



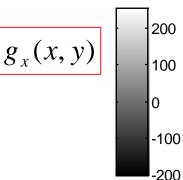
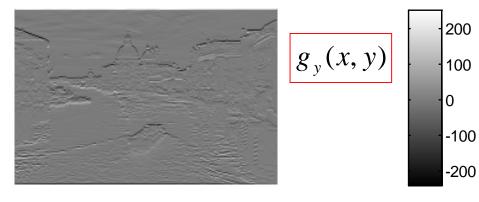


image originale

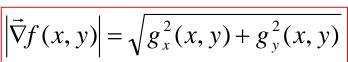


Gradient y lissé



Norme Gradient





250

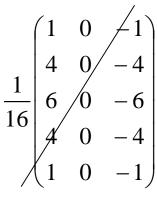
200

150

100

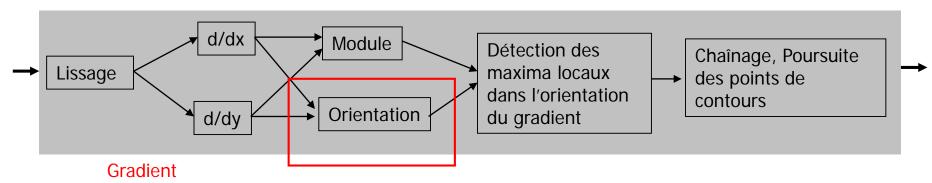
50

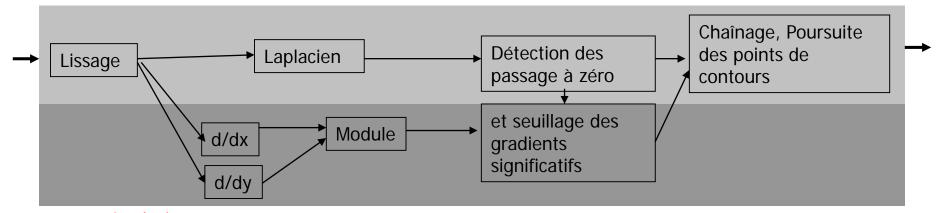
- Opérateurs Gradient
- Association lissage + différence
 - Les noyaux à différences finies les plus utilisés sont des noyaux 3×3
 - Détection à une échelle spatiale faible
 - Petites régions spatiales
 - Lissage à une échelle spatiale faible
 - Moyenne sur des petites régions -> Lissage du bruit plutôt HF
- Si plus de réduction de bruit
 - Lissage sur une fenêtre spatiale plus grande
 - Exemple en 1D : [1 4 6 4 1]/16
 - Si combinaison avec le même opérateur gradient [1 0 -1]
 - Différence d'échelle entre gradient et lissage
 - Pour remédier à cela : approche par filtrage optimal (chap. X)
 - Un seul paramètre de réglage : α
 - α paramètre d'échelle à la fois pour le lissage et pour la dérivation





Rappel du schéma fonctionnel





Laplacien

- Opérateur Gradient multidirectionnel
- 2 stratégies pour le calcul de l'orientation
 - Avec 2 mesures orthogonales de gradient
 - \triangleright Gradient en x, Gradient en y, calcul de θ

$$I_{x}[i,j] = g_{x} * I[i,j] \qquad I_{y}[i,j] = g_{y} * I[i,j] \qquad \theta[i,j] = arctg\left(\frac{I_{y}[i,j]}{I_{x}[i,j]}\right)$$

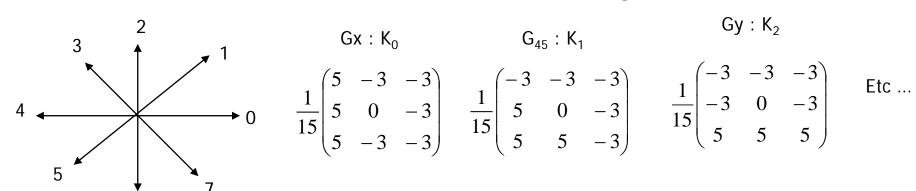
- Avec Gradients suivant des directions multiples
 - ▶ Gradient à l'orientation θ_k : $G_{\theta k}$, k=0 à N_{θ}
 - \checkmark Orientation : orientation du maximum des gradients $G_{\theta k}$
 - \checkmark Gradient : Valeur maximale entre les gradients $G_{\theta k}$

$$|G[i,j]| = \left[Max \left(G_{\theta k} [i,j] \right) \right]$$

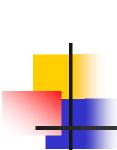
$$\theta[i,j] = Arg \left[Max \left(G_{\theta k} [i,j] \right) \right]$$

$$GINEALD(ACD)$$

- Opérateur Gradient multidirectionnel
- Exemple : Opérateurs de KIRSH
 - 8 orientations notées suivant le codage de Freeman



$$|G[i,j]| = \left[Max \left(G_{\theta_k} [i,j] \right) \right] \qquad \theta[i,j] = Arg \left[Max \left(G_{\theta_k} [i,j] \right) \right] \times 45^{\circ}$$



- Opérateurs Dérivée Seconde
- Approximation en numérique
 - Même approche que pour le gradient
 - Mais beaucoup plus sensible aux bruits que le Gradient

$$\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2} = \frac{\partial I_x(x,y)}{\partial x} \approx \left(-I[i,j+1] + 2I[i,j] - I[i,j-1]\right)$$

$$\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2} = \frac{\partial I_y(x,y)}{\partial y} \approx \left(-I[i+1,j] + 2I[i,j] - I[i-1,j]\right)$$



- Opérateurs Dérivée Seconde
- Approximation en numérique
 - Noyau de convolution 1D

$$-$$

- Dérivée seconde y
- Combinaison avec le lissage
 - Indispensable , car très sensible aux bruits

$$\frac{\partial^2 h(x,y)}{\partial x^2} \quad \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial^2 h(x,y)}{\partial y^2} \quad \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$



- Opérateurs Laplacien
- Approximation en numérique
 - Même approche que pour le gradient

$$\Delta I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2}$$

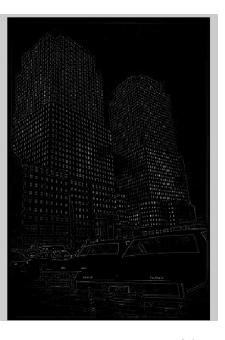
- Noyau de convolution 2D
- Toujours Combinaison avec le lissage

$$K_{L} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad K_{L} = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad K_{L} = \frac{1}{12} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & -12 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

- A partir des opérateurs aux différences finies pour calculer Gradient ou Laplacien
- Mais ce ne sont pas nécessairement des points de contour
 - On veut obtenir une carte binaire
 - C(i,j)=1 : pixel(i,j) est un contour ; C(i,j)=0 : pixel(i,j) n'est pas un contour



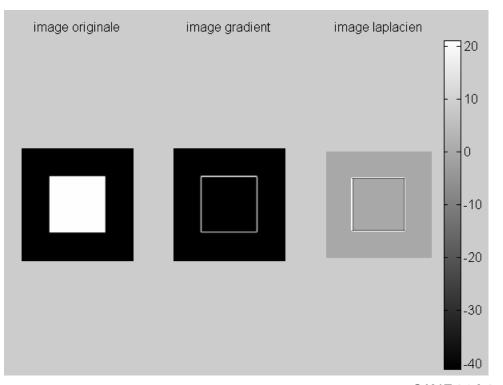


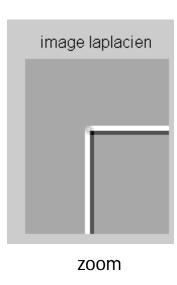


- A partir des images de Gradient et/ou de Laplacien
 - Mise en place de techniques de seuillage
 - Double seuillage ou seuillage par hystéresis
 - Obtention de points non structurés
 - Qualité médiocre pour les utiliser tels quels comme contour
 - bruités
 - épais
 - Interrompus
 - Pas nécessairement fermés
 - Passage des points détectés aux points de contours
 - Post-traitements plus ou moins complexes
 - Seuillage
 - Autres filtrages
 - Chaînage
 - ✓



- A partir des opérateurs aux différences finies pour calculer Gradient ou Laplacien
- Dans le cas idéal : sans bruit
 - Post-traitement inutile

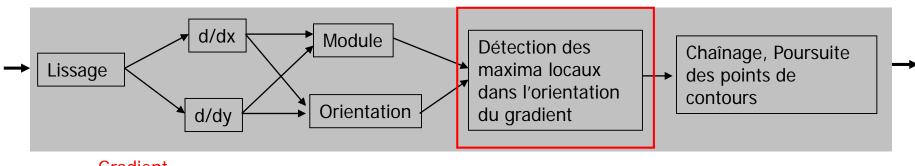




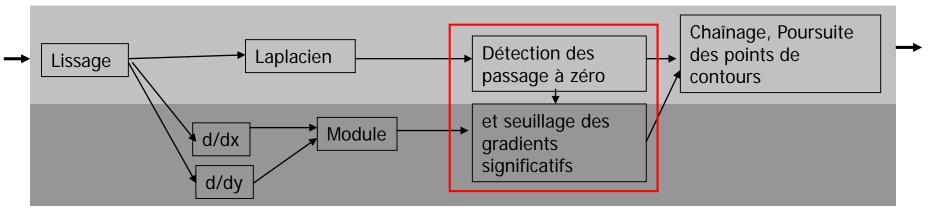
IX. Détection de contours



Rappel du schéma fonctionnel



Gradient



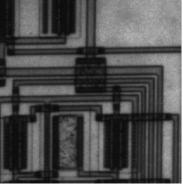
Laplacien

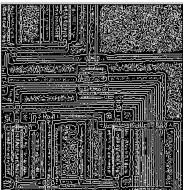


- Gradient
 - Maxima locaux dans la direction du gradient
- Laplacien
 - Passage à zéro du Laplacien
 - Pas de calcul d'orientation
- Rappel : sensibilité aux bruits
- Amélioration de la robustesse par seuillage
 - Contours significatifs

On obtient un ensemble non structuré de points de contour

Puis chaînage des points de contour





Points de contour candidats

- Gradient
 - Maxima locaux dans la direction du gradient

 $M[i_0, j_0]$: pixel courant de coordonnées $[i_0, j_0]$

M1 : voisin « arrière » dans la direction du gradient de M

M2 : voisin « avant » dans la direction du gradient de M

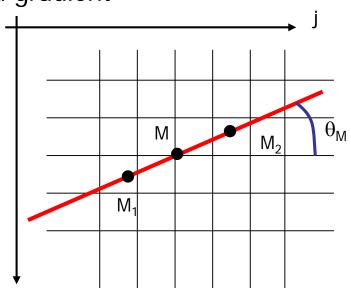
Coordonnées des voisins "avant" et "arrière"

 θ_{M} : Orientation du gradient en M

d : Paramètre à fixer (norme de la distance aux premiers voisins) , typiquement 1 ou 2

$$M1[i_1, j_1] : i_1 = i_0 - d.sin(\theta_M) ; j_1 = j_0 + d.cos(\theta_M)$$

$$M2[i_2, j_2] : i_2 = i_0 + d.sin(\theta_M) ; j_2 = j_0 - d.cos(\theta_M)$$



M1 et M2 ne sont pas nécessairement sur la grille

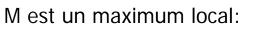


- Points de contour candidats
 - Gradient
 - Maxima locaux dans la direction du gradient

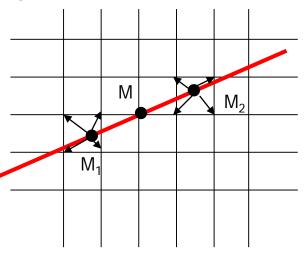
M: pixel courant

M1 : voisin « arrière » dans la direction du gradient de M

M2 : voisin « avant » dans la direction du gradient de M



 $|G(M)| > |G(M_1)| \text{ et } |G(M)| > |G(M_2)|$



Difficulté:

M1 et M2 ne sont pas nécessairement sur la grille

→ Calculer leur gradient par interpolation linéaire ou affectation au point le plus proche



- Points de contour candidats
 - Gradient
 - Maxima locaux dans la direction du gradient
 - Solution approchée
 - Quantification de la valeur de l'orientation avec par exemple, les masques de KIRSH

$$\theta[i, j] = Arg \left[Max \left(I_{\theta k} [i, j] \right) \right]$$

Les points M1 et M2 sont sur la grille, car les orientations possibles sont : 0°, 45°, 90° et 135°

- Points de contour candidats
 - Gradient
 - Maxima locaux dans la direction du gradient
 - Seuillage des maxima significatifs
 - Méthode par seuil à hystérésis = double seuillage
 - Seuil haut, Seuil bas

```
|Grad(pc)| ≥ seuil_haut → pc pixel courant est point de contour (PC)

|Grad(pc)| < seuil_bas → pc pixel courant n'est pas un point de contour (NPC)

seuil_bas ≤|Grad(pc)| < seuil_haut → pc pixel courant est un point de contour

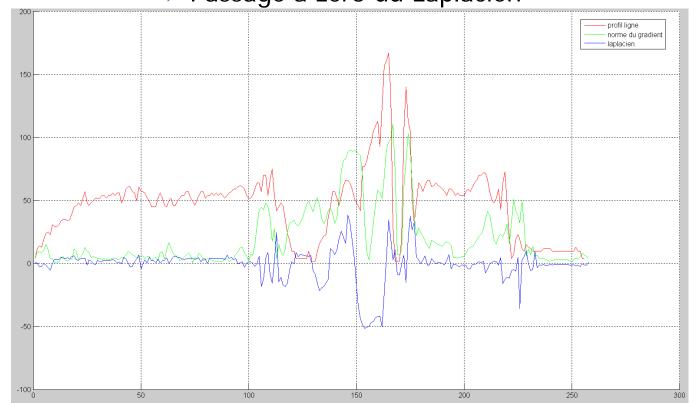
possible (PCP)
```

- Réaffectation des points de contour possible par propagation
 - Technique de chaînage



- Points de contour candidats
 - Laplacien

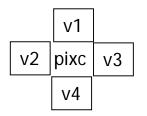
Passage à zéro du Laplacien



En théorie : bonne précision spatiale de détection

En pratique : effet du bruit et détection de petites régions non significatives

- Points de contour candidats
 - Laplacien
 - Détection du Passage à zéro du Laplacien
 - Masque de voisinage à 4 premiers voisins



lvi : valeur du Laplacien aux points vi

pc pixel courant est point de contour si

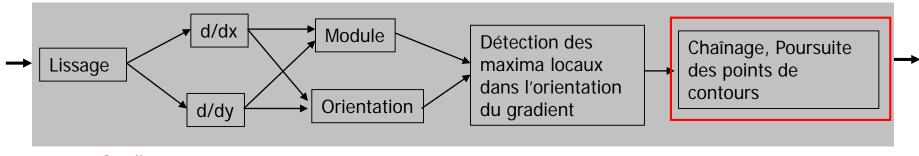
ou

Signe(lv1) #Signe(lv4) et |lv1.lv4| > 0 et |lv1-lv4| > seuil

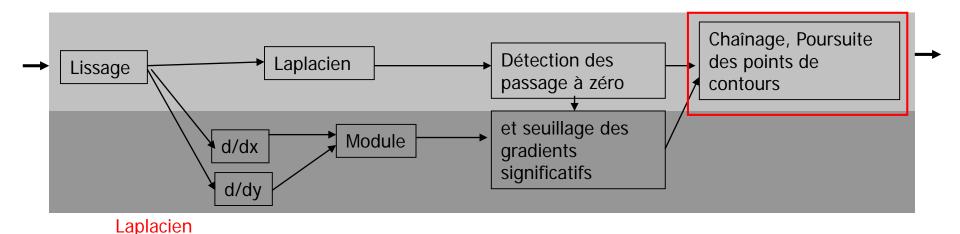


IX. Détection de contoursIX.6 Chaînage des points de contour

Rappel du schéma fonctionnel



Gradient

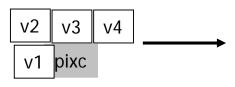


IX. Détection de contoursIX.6 Chaînage des points de contour

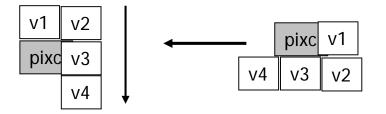
- Ün exemple d'algorithme de chaînage
 - Double seuillage :
 - Pixel : soit PC, NPC, PCP
 - 4 balayages successifs
 - Chaque masque définit un voisinage
 - A chaque masque est associé un sens de balayage

Pour passer d'un sens de balayage à un autre : flip horizontal et flip vertical

du masque



Pour chaque balayage



Si pixc est PCP, alors

si ∃ pix ∈ Voisin(pixc) / pix est PC alors pixc est PC

Sinon pixc reste dans la même catégorie

v4

v3 bixc

v1