Reconnaissance des formes

Prof. Jean-Philippe THIRAN

Cours 3: Contours actifs

Dr. Xavier BRESSON
Xavier.Bresson@epfl.ch

Contours actifs

- Contours actifs?

  Les contours actifs représentent un modèle de segmentation d'images de +en+ populaire en traitement d'images pour des raisons théoriques et numériques.

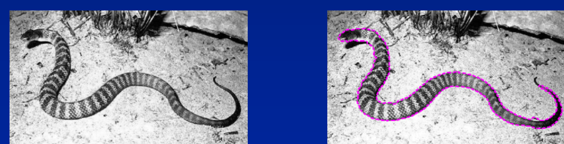
- Segmentation d'images?

  (Rappel) La segmentation d'images consiste à déterminer les régions sémantiquement importantes, càd les objets, en calculant les régions ''homogènes'' et les contours de ces régions.

Illustrations de la segmentation d'image

- Extraire les régions homogènes dans l'image

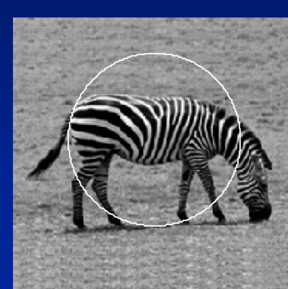
- Extraire les contours des objets dans l'image



Modèle des contours actifs/serpents

- Le modèle des contours actifs dit serpents extrait les contours des objets dans les images.
  - *Il est basé sur le calcul des variations.*
  - *Le contour actif évolue comme un « serpent ».*

Images 2-D

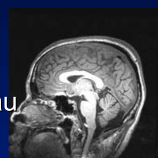


Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

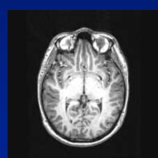
Autre résultat

5

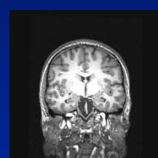
IRM - Cerveau



sagittal



axial



coronal

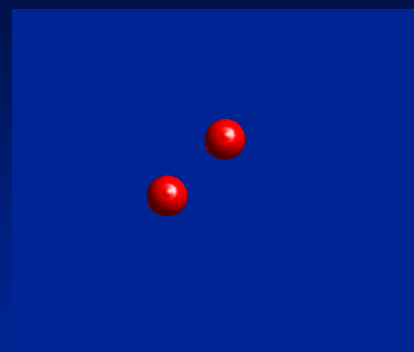
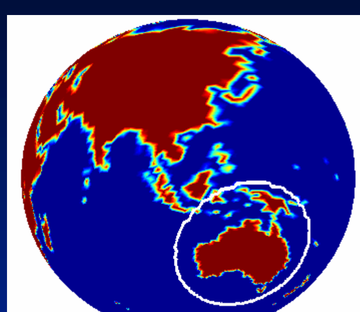


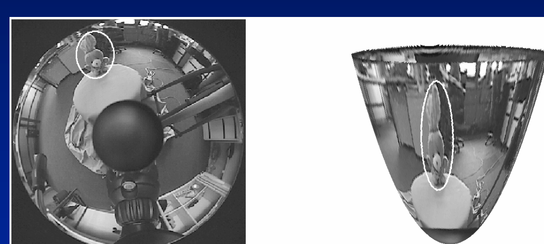
Image 3-D

Autre résultat

6



Images omni-directionnelles



Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Calcul des variations

7

- Le calcul des variations est la branche des mathématiques qui généralisent le calcul de la ''dérivée''. Il détermine la fonction u qui trouve les valeurs extrémales (minimum/maximum) des intégrales de la forme:

$$F(u) = \int f(x, u(x), u_x(x))dx$$

- Une fonction u qui satisfait l'équation différentielle, dit d'Euler-Lagrange,

$$\left(\frac{\partial}{\partial u} - \frac{d}{dx}\frac{\partial}{\partial u_x}\right) f(u, u_x) = 0$$

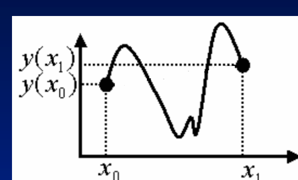
correspond à un extremum de F(u).

Exemple d'application

8

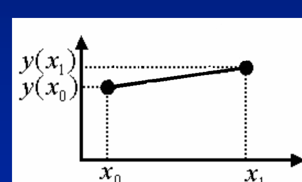
- Determiner la forme de la courbe (x,y(x)) avec la plus petite longueur:

$$L(y) = \int_{x_0}^{x_1} \sqrt{1 + y_x^2}dx,$$
$$\text{given } y(x_0), y(x_1).$$



- Solution:

$$\frac{y_{xx}}{(1+y_x^2)^{3/2}} = 0$$
$$\rightarrow y_x = a \rightarrow y = ax + b \; !$$



1^{er} modèle de contours actifs

- Modèle de serpent de Kass-Witkin-Terzopoulos, 1987.
  Ce modèle déforme une courbe C vers les contours des objets en minimisant la fonctionnelle énergétique suivante:

$$F(C) = \underbrace{\frac{\alpha}{2}\int_0^1 |C_p|^2 dp + \frac{\beta}{2}\int_0^1 |C_{pp}|^2 dp}_{\text{Régularité de la courbe C}} + \lambda \underbrace{\int_0^1 g^2(I(C))dp}_{\text{Attraction vers les contours des objets}}$$

$g = 0$

$g = 1$

I $\qquad$ $g(I(C)) = \frac{1}{1+|\nabla I(C)|^2}$

Calcul des variations

- On applique le calcul des variations pour déterminer la courbe C qui minimise l'énergie des contours actifs:

$$F(C) = \int_0^1 \underbrace{\left(\frac{\alpha}{2}|C_p|^2 + \frac{\beta}{2}|C_{pp}|^2 + \lambda g^2(I(C))\right)}_{f(C, C_p, C_{pp})} dp$$

$$\Downarrow$$

$$\left(\frac{\partial}{\partial C} - \frac{d}{dp}\frac{\partial}{\partial C_p} - \frac{d^2}{dp^2}\frac{\partial}{\partial C_{pp}}\right) f(C, C_p, C_{pp}) = 0$$

$$\Downarrow$$

Eq. d'Euler-Lagrange: $-\alpha C_{pp} - \beta C_{pppp} + \lambda \nabla g^2(I(C)) = 0$

Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Exemple

- Avantage: calculs numériques rapides.

qques secondes!

- Inconvénients:
  - *le résultat final de la segmentation dépend de la paramétrisation de la courbe C(p),* ⟹ Contours actifs géodésiques
  - *Cette approche ne permet pas de gérer les changements de topologie.* ⟹ Approche des courbes de niveau

2nd modèle de contours actifs

- Modèle des contours actifs géodésiques de Caselles-Kimmel-Sapiro et Kichenassamy-etal, 1995.

  Ce modèle est invariant par changement de paramétrisation de la courbe, càd, l'énergie et la géométrie de la courbe sont invariants par changement de paramètrisation:

$$F(C(p)) = F(C(q)), \forall f : q = f(p), f' > 0$$

  Comme le 1er modèle des contours actifs, ce modèle place une courbe C sur les contours des objets se trouvant dans l'image en minimisant la fonctionnelle énergétique suivante:

$$F(C) = \int_0^1 g(I(C))|C_p|dp$$

Calcul des variations

- On applique le calcul des variations pour déterminer la courbe C qui minimise l'énergie des contours actifs:

$$F(C) = \int_0^1 \underbrace{g(I(C))|C_p|}_{f(C,C_p)} dp$$

$$\Downarrow$$

$$\left(\frac{\partial}{\partial C} - \frac{d}{dp}\frac{\partial}{\partial C_p}\right) f(C, C_p) = 0$$

$$\Downarrow$$

Eq. d'Euler-Lagrange: $\big((\nabla g.N) - g\kappa\big)N = 0$

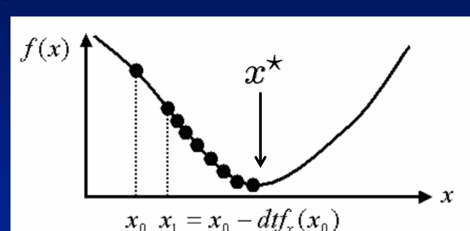
courbure de C normale de C

Méthode de descente du gradient

- On résout l'équation d'Euler-Lagrange précédente avec la méthode de descente du gradient:

  Si on souhaite connaître le x qui minimise la fonction f(x) càd le x tel que fx(x)=0 alors on introduit un temps artificiel t et on résout l'équation suivante par itération:

$$\frac{dx}{dt} = -f_x(x)$$



jusqu'à atteindre le minimum/maximum de f où l'on a

$$\frac{dx}{dt} = 0 = -f_x(x^\star) \rightarrow f_x(x^\star) = 0 \text{ Euler-Lagrange}$$

Application aux contours actifs

- On applique la méthode de descente du gradient aux contours actifs:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial C}$$

et la variation de l'énergie F par rapport au contour C est donnée par le calcul des variations et l'équation d'Euler-Lagrange:

$$\frac{\partial F}{\partial C} = \big((\nabla g.N) - g\kappa\big)N$$

ce qui donne:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \big(g\kappa - (\nabla g.N)\big)N$$

Equation d'évolution des contours actifs géodésiques

Méthode des courbes de niveau

- On résout le problème de changement de topologie avec la méthode des courbes de niveau de Osher-Sethian, 1988.

  Il existe deux représentations mathématiques des courbes:
  - *la représentation paramétrique, dîte explicite:*

    $C \equiv C(p) = (x(p), y(p)), p$ une paramétrisation arbitraire
  - *la représentation implicite*

    $C \equiv \{(x,y) : \phi(x,y) = 0\}$

- Exemple: le cercle de rayon R

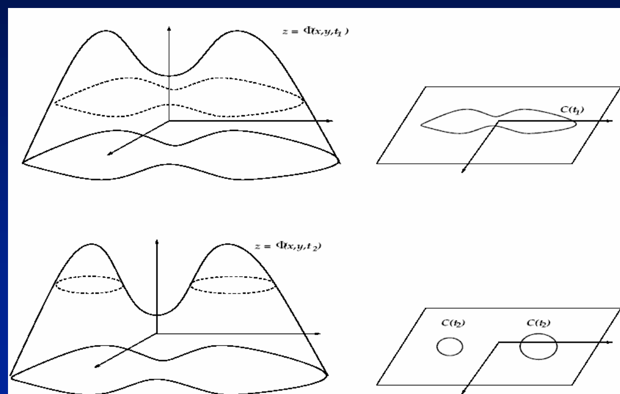
représentation paramétrique: $C \equiv C(p) = (x(p) = R\cos p, y(p) = R\sin p), p \in (0, 2\pi)$

représentation implicite: $C \equiv \{(x,y) : \phi(x,y) = 0 = x^2 + y^2 - R^2\}$

Evolution des contours actifs avec la méthode des courbes de niveaux (1) 17

- Le contour C(t) est donc représenter de manière implicite:

$$C(t) = \{(x, y) : \phi(x, y, t) = 0\}$$



Evolution des contours actifs avec la méthode des courbes de niveaux (2) 18

- L'évolution de la courbe C est donnée par l'évolution de la courbe de niveau 0 tel que:

$$C_t = VN \rightarrow \phi_t = V|\nabla\phi|$$

Dans le cas des contours actifs géodésiques:

$$C_t = \big(\underbrace{g\kappa - (\nabla g.N)}_{V}\big)N$$

$$\Downarrow \quad \begin{aligned} N &= -\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \\ \kappa &= \nabla.\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) \end{aligned}$$

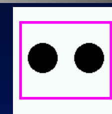
$$\phi_t = \big(g\kappa - (\nabla g.N)\big)|\nabla\phi| = g\nabla.\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)|\nabla\phi| + \nabla g.\nabla\phi$$

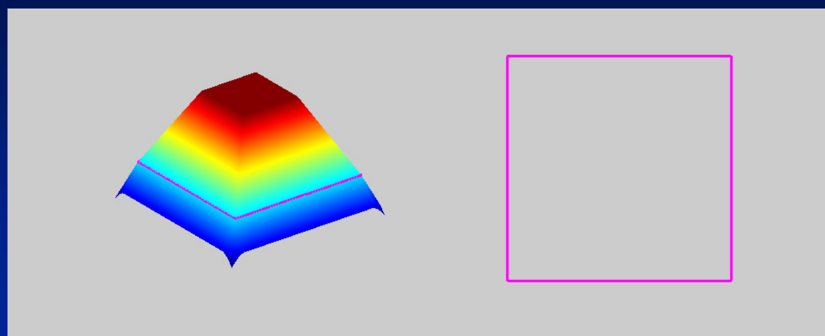
ITS EPFL
Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne
EPFL ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

Résultats (1)

19

- Evolution de la courbe C(t) et de la fonction de courbes de niveau associée Φ(t):





$\phi(t)$ $\qquad\qquad$ $C(t)$

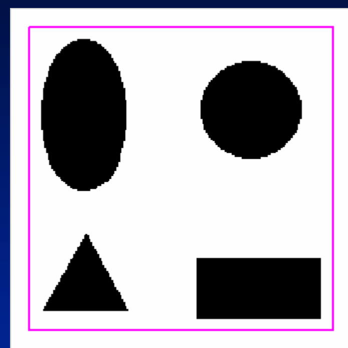
Résultats (2)

20

- 1er modèle des contours actifs:

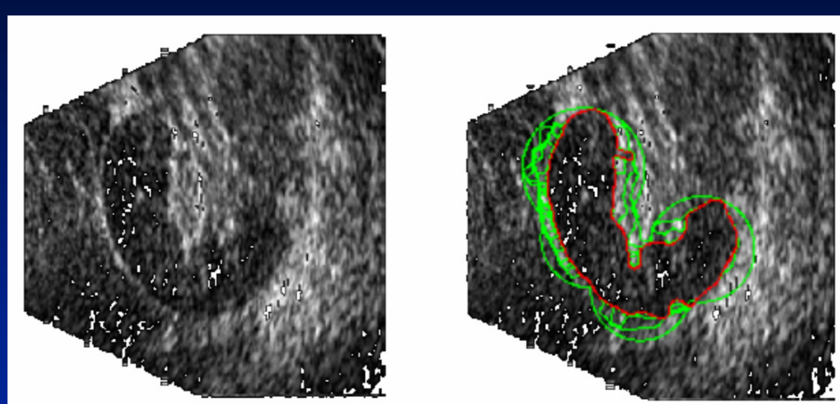
- 2ème modèle des contours actifs (CAG):

Résultats (3)

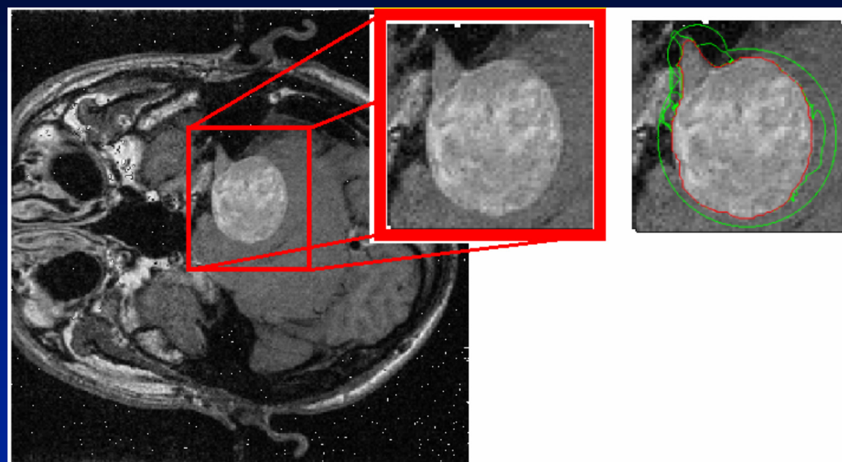


$C(t)$

Résultats (4)



Résultats (5)



Récapitulatif du modèle des contours actifs géodésiques (1)

- Le modèle des contours actifs déforme une courbe C dans l'image pour atteindre les bords des objets significatifs.
  - *1er modèle:* $F(C) = \int_0^1 \left(\frac{\alpha}{2}|C_p|^2 + \frac{\beta}{2}|C_{pp}|^2 + \lambda g^2(I(C))\right)dp$
    Av: - calculs numériques rapides
    Inc: - le résultat final dépend de la paramétrisation
    - problème des changements de topologie
  - *2ème modèle: contours actifs géodésiques*

$$\begin{cases} F(C) = \int g(I(C))|C_p|dp \\ C_t = \left(g\kappa - (\nabla g.N)\right)N \\ \phi_t = g\nabla.\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)|\nabla\phi| + \nabla g.\nabla\phi \end{cases}$$

Récapitulatif du modèle des contours actifs géodésiques (2)

25

- *Contours actifs géodésiques*

Av: - indépendant de la paramétrisation
- changement de topologie automatique grâce à la méthode des courbes de niveau
- les solutions sont bien définies mathématiquement (théorie des solutions visqueuses, Crandall-Ishii-Lions, 1992)

Inc: - calculs numériques plus lents
- la solution finale dépend de la condition initiale -> problème des minima locaux dans la fonctionnelle énergétique (pour les deux modèles)
- le contour actif détecte seulement les bords des objets dans les images, on souhaiterait aussi trouver les régions homogènes. (Rappel: TP segmentation d'images)

$\Longrightarrow$ Fonctionnelle de Mumford-Shah

Contours actifs basés sur le modèle de Mumford-Shah

26

- Le modèle de Mumford-Shah, 1985, a pour but de partitionner une image en régions homogènes dont les frontières sont lisses.

$$F(C,I) = \underbrace{\int_\Omega (I-I_0)^2 dxdy}_{\text{Fidélité par rapport à l'image originale}} + \beta \underbrace{\int_{\Omega-C} |\nabla I|^2 dxdy}_{\text{Régularité de l'image des régions homogènes}} + \nu \underbrace{\int_C ds}_{\text{Régularité des contours (longueur des contours)}}$$

contours entre les régions homogènes

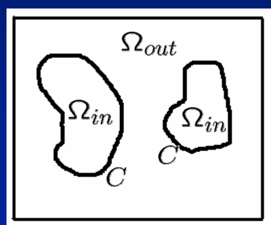
image des régions homogènes

I_0 I C

Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Modèle de Mumford-Shah simplifié

- Hypothèses: - les régions homogènes ont des intensités constantes égales à la moyenne des intensités dans l'image originale
  - l'image est composée de deux phases, càd deux ensembles de régions homogènes $\Omega_{in}, \Omega_{out}$ dont C est la frontière entre les deux régions



deux phases

$\Downarrow$

Modèle des contours actifs sans bords de Chan-Vese, 2001.

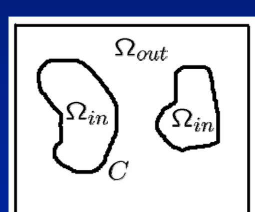
Modèle des contours actifs sans bords

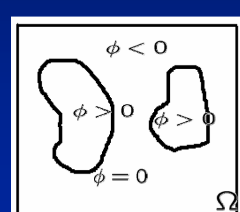
- On cherche le contour C et les valeurs de μin,μout qui minimisent la fonctionnelle énergétique suivante:

$$F(C,\mu_{in},\mu_{out}) = \int_{\Omega_{in}} (\mu_{in} - I_0)^2 dxdy + \int_{\Omega_{out}} (\mu_{out} - I_0)^2 dxdy + \nu \int_C ds$$

- On utilise une fonction de courbes de niveau pour réaliser les changements de topologie automatiquement:

$$F(\phi,\mu_{in},\mu_{out}) = \int_{\Omega} (\mu_{in} - I_0)^2 H(\phi(x,y)) dxdy + \int_{\Omega} (\mu_{out} - I_0)^2 (1 - H(\phi)) dxdy + \nu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dxdy$$





Calcul des variations

- On cherche le Φ qui minimise la fonctionnelle F:

$$F(\phi) = \int_\Omega \underbrace{\left((\mu_{in} - I_0)^2 H(\phi) + (\mu_{out} - I_0)^2 (1 - H(\phi)) + \nu\delta(\phi)|\nabla\phi|\right)}_{f(\phi,\nabla\phi)} dxdy$$

$$\Downarrow$$

$$\left(\frac{\partial}{\partial\phi} - \nabla.\frac{\partial}{\partial\nabla\phi}\right) f(\phi,\nabla\phi) = 0$$

$$\Downarrow$$

$$\delta(\phi)\left((\mu_{in} - I_0)^2 - (\mu_{out} - I_0)^2 - \nu\nabla.\left(\frac{\nabla\phi}{\nabla\phi}\right)\right) = 0$$ Eq d'Euler-Lagrange

$$\Downarrow$$

$$\phi_t = \delta(\phi)\left(\nu\nabla.\left(\frac{\nabla\phi}{\nabla\phi}\right) - (\mu_{in} - I_0)^2 + (\mu_{out} - I_0)^2\right)$$ Eq d'évolution

Minimisation de F

- On minimise ensuite F par rapport à μ_{in}, μ_{out}

$$F(\mu_{in}) = \int_\Omega \left((\mu_{in} - I_0)^2 H(\phi) + (\mu_{out} - I_0)^2 (1 - H(\phi)) + \nu\delta(\phi)|\nabla\phi|\right) dxdy$$

$$\Downarrow$$

$$\frac{\partial F}{\partial\mu_{in}} = 0 = \frac{\partial}{\partial\mu_{in}} \int_\Omega (\mu_{in} - I_0)^2 H(\phi) dxdy$$

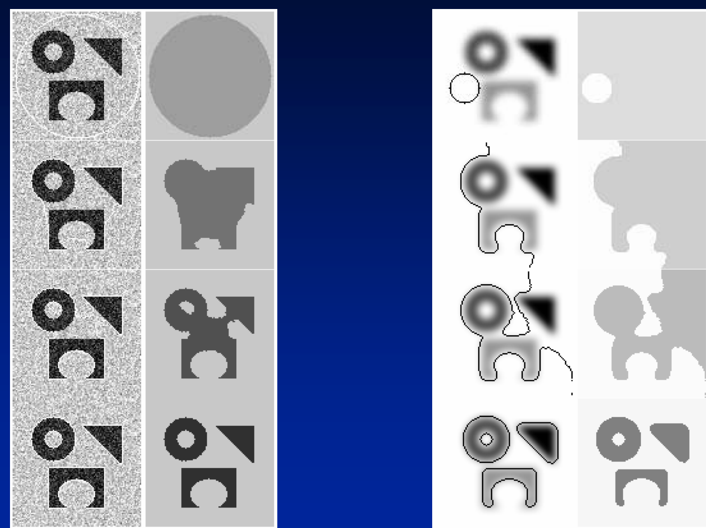
$$\Downarrow$$

$$\mu_{in} = \frac{\int_\Omega I_0 H(\phi) dxdy}{\int_\Omega H(\phi) dxdy}$$

$$\mu_{out} = \frac{\int_\Omega I_0 (1 - H(\phi)) dxdy}{\int_\Omega (1 - H(\phi)) dxdy}$$

Résultats (1)

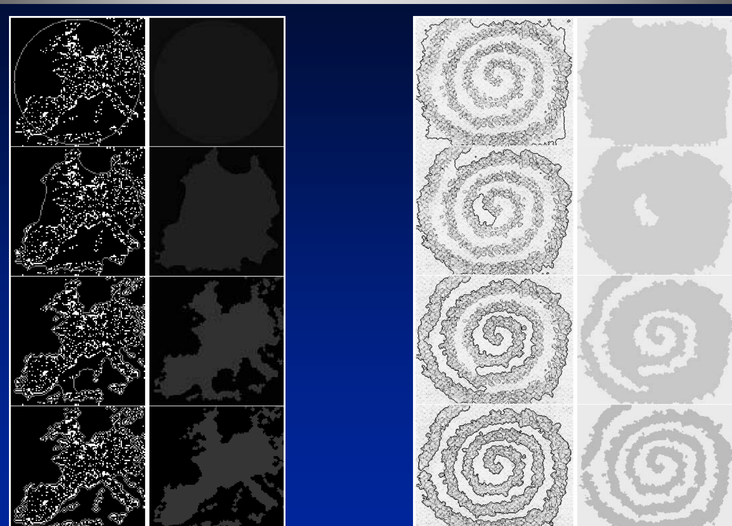
31



Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Résultats (2)

32



Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Récapitulatif des contours actifs sans bords

- Modèle des contours actifs sans bords:

$$\begin{cases} \phi_t = \delta(\phi)\Big(\nu\nabla.\big(\frac{\nabla\phi}{\nabla\phi}\big) - (\mu_{in} - I_0)^2 + (\mu_{out} - I_0)^2\Big) \\ \mu_{in} = \frac{\int_\Omega I_0 H(\phi)dxdy}{\int_\Omega H(\phi)dxdy} \qquad \mu_{out} = \frac{\int_\Omega I_0(1-H(\phi))dxdy}{\int_\Omega (1-H(\phi))dxdy} \end{cases}$$

Av: - modèle de segmentation plus rapide que les CAG
- segmentation plus robuste en présence de bruit
- ce modèle détecte des régions homogènes qui ne possèdent pas de bords très nets

Inc: - 2 phases $\Longrightarrow$ Généralisation possible
- les régions homogènes ne sont pas toujours décrites par des intensités moyennes $\Longrightarrow$ Modèle de MS original

Le modèle de Mumford-Shah original avec *2 phases*

$$F(C,I) = \int_\Omega (I - I_0)^2 dxdy + \beta \int_{\Omega - C} |\nabla I|^2 dxdy + \nu \int_C ds$$

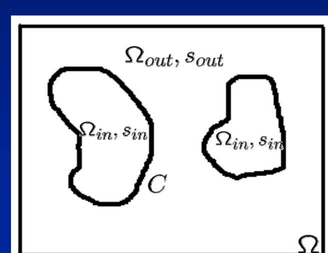
$$\Downarrow$$

$$F(C,\mu_{in},\mu_{out}) = \int_{\Omega_{in}} (\mu_{in} - I_0)^2 dxdy + \int_{\Omega_{out}} (\mu_{out} - I_0)^2 dxdy + \nu \int_C ds$$

$$\Downarrow$$

$$\begin{aligned} F(C,s_{in},s_{out}) = & \int_{\Omega_{in}} (s_{in} - I_0)^2 dxdy + \beta \int_{\Omega_{in}} |\nabla s_{in}|^2 dxdy \\ & + \int_{\Omega_{out}} (s_{out} - I_0)^2 dxdy + \beta \int_{\Omega_{out}} |\nabla s_{out}|^2 dxdy \\ & + \nu \int_C ds \end{aligned}$$

deux phases



Minimisation de F (1)

35

- On introduit une fonction de courbes de niveau pour réaliser les changements de topologie automatiquement:

$$F(\phi, s_{in}, s_{out}) = \int_\Omega \Big(((s_{in} - I_0)^2 + \beta|\nabla s_{in}|^2) H(\phi) \underbrace{+((s_{out} - I_0)^2 + \beta|\nabla s_{out}|^2)(1 - H(\phi)) + \nu\delta(\phi)|\nabla\phi| \Big) dxdy}_{f(\phi, \nabla\phi)}$$

$$\Downarrow$$

$$\Big(\frac{\partial}{\partial\phi} - \nabla.\frac{\partial}{\partial\nabla\phi}\Big) f(\phi, \nabla\phi) = 0$$ Eq d'Euler-Lagrange

$$\Downarrow$$

$$\phi_t = \delta(\phi)\Big(\nu\nabla.\Big(\frac{\nabla\phi}{\nabla\phi}\Big) - (s_{in} - I_0)^2 - \beta|\nabla s_{in}|^2 + (s_{out} - I_0)^2 + \beta|\nabla s_{out}|^2\Big)$$

Eq d'évolution

Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Minimisation de F (2)

36

$$F(\phi, s_{in}, s_{out}) = \int_\Omega \Big(((s_{in} - I_0)^2 + \beta|\nabla s_{in}|^2) H(\phi) \underbrace{+((s_{out} - I_0)^2 + \beta|\nabla s_{out}|^2)(1 - H(\phi)) + \nu\delta(\phi)|\nabla\phi| \Big) dxdy}_{f(s_{in}, \nabla s_{in})}$$

$$\Downarrow$$

$$\Big(\frac{\partial}{\partial s_{in}} - \nabla.\frac{\partial}{\partial\nabla s_{in}}\Big) f(s_{in}, \nabla s_{in}) = 0$$ Eq d'Euler-Lagrange

$$\Downarrow \quad \nabla.\nabla = \nabla^2 = \Delta$$

$$s_{in} - I_0 = \beta\Delta s_{in}$$

$$s_{out} - I_0 = \beta\Delta s_{out}$$

Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Filtrage Gaussien

$$\begin{cases} s_{in} - I_0 = \beta \Delta s_{in} \\ s_{out} - I_0 = \beta \Delta s_{out} \end{cases}$$

- Les équations précédentes sont liées au processus de débruitage d'image, appelé filtrage/lissage gaussien ou bien diffusion linéaire:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \Delta I, \;\; I(t=0) = I_0$$

$$I = I_0 * G(t), G(t) = \frac{1}{4t} e^{-\frac{x^2+y^2}{4t}}, \text{ est solution de } \frac{\partial I}{\partial t} = \Delta I.$$

I_0

$I(t_1)$

Résultat

$$\begin{cases} \phi_t = \delta(\phi)\left(\nu \nabla . \left(\frac{\nabla \phi}{\nabla \phi}\right) - (s_{in} - I_0)^2 - \beta |\nabla s_{in}|^2 + (s_{out} - I_0)^2 + \beta |\nabla s_{out}|^2\right) \\ s_{in} - I_0 = \beta \Delta s_{in} \\ s_{out} - I_0 = \beta \Delta s_{out} \end{cases}$$

Récapitulatif des contours actifs basés sur Mumford-Shah 39

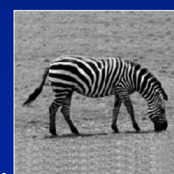
- Modèle des contours actifs basés sur le modèle de Mumford-Shah:

Av: - modèle de segmentation parfaitement adaptée aux images dîtes lisses par morceaux:

Inc: - 2 phases ⟹ Généralisation possible

- les image naturelles ne sont pas toutes lisses par morceaux, comme par exemple les textures:

⟹ Décrire les régions ''homogènes'' à partir de l'histogramme des régions et la théorie d'information de Shannon, 1948.



Contour actifs basés sur la théorie d'information (1) 40

- On cherche à partitionner l'image entre 2 phases qui maximisent la quantité d'information au sens de Shannon, 1948.
- La quantité d'information est définie par l'entropie d'une variable aléatoire X:

$$E(X) = \int p(x) \log p(x) dx$$

où p(x) est la densité de probabilité associé à X.

- Le problème consiste à trouver 2 régions Ωin,Ωout qui minimisent l'entropie, Jehan-Bésson-Herbulot-etal-04, tel que:

$$\begin{aligned} F(\Omega_{in}, \Omega_{out}) &= E(\Omega_{in}) + E(\Omega_{out}) \\ &= \int_{\Omega_{in}} p_{in}(x,y) \log p_{in} dxdy + \int_{\Omega_{out}} p_{out}(x,y) \log p_{out} dxdy \end{aligned}$$

Contours actifs basés sur la théorie d'information (2)

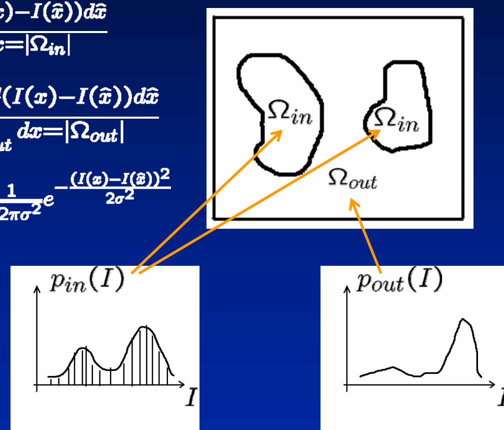
41

- Les fonctions de densité de probabilité pin,pout correspondent à l'estimation non-paramétrique des régions Ωin,Ωout:

$$p_{in}(x, y \equiv x) = \frac{\int_{\Omega_{in}} G(I(x)-I(\hat{x}))d\hat{x}}{\int_{\Omega_{in}} dx = |\Omega_{in}|}$$

$$p_{out}(x, y \equiv x) = \frac{\int_{\Omega_{out}} G(I(x)-I(\hat{x}))d\hat{x}}{\int_{\Omega_{out}} dx = |\Omega_{out}|}$$

$$G(I(x) - I(\hat{x})) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(I(x)-I(\hat{x}))^2}{2\sigma^2}}$$



Contours actifs basés sur la théorie d'information (3)

42

- On introduit la fonction de courbes de niveau:

$$p_{in}(\phi) = \frac{\int_{\Omega} G(I(x)-I(\hat{x}))H(\phi(\hat{x}))d\hat{x}}{\int_{\Omega} H(\phi(x))dx}$$

$$p_{out}(\phi) = \frac{\int_{\Omega} G(I(x)-I(\hat{x}))(1-H(\phi(\hat{x})))d\hat{x}}{\int_{\Omega}(1-H(\phi(x)))dx}$$

$$F(\phi) = \int_{\Omega} \underbrace{\Big(p_{in}(\phi)\log p_{in} + p_{out}(\phi)\log p_{out} + \nu\delta(\phi)|\nabla\phi|\Big)}_{f(\phi,\nabla\phi)} dxdy$$

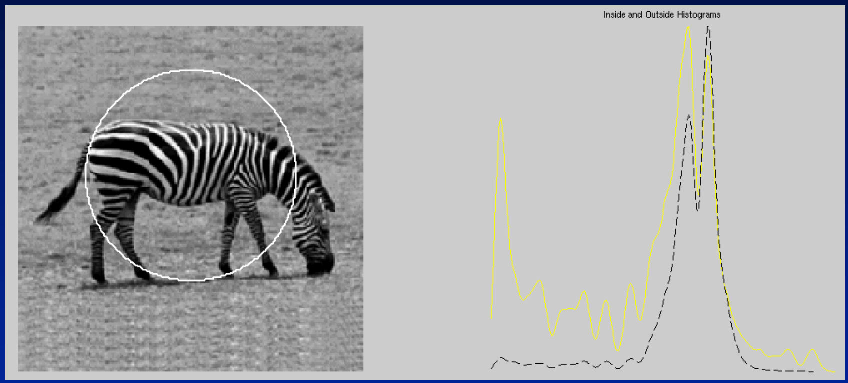
$\Downarrow$ Eq d'évolution

$$\phi_t = \delta(\phi)\Big(\nu\nabla.\big(\tfrac{\nabla\phi}{\nabla\phi}\big) + p_{in}(\log p_{in} + 1) + \tfrac{1}{|\Omega_{in}|}(E(\Omega_{in}) - 1 + \textstyle\int_{\Omega_{in}} G\log p_{in}dx)$$
$$-p_{out}(\log p_{out} + 1) - \tfrac{1}{|\Omega_{out}|}(E(\Omega_{out}) - 1 + \textstyle\int_{\Omega_{out}} G\log p_{out}dx)\Big)$$

Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

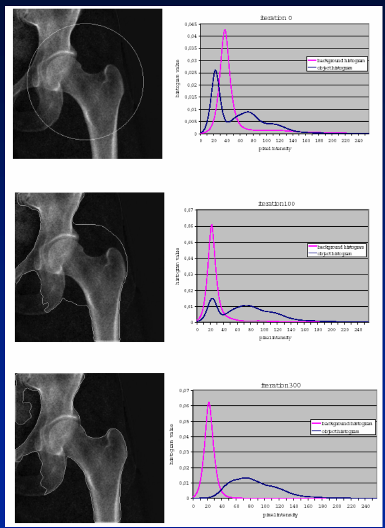
Résultats (1)

43



Résultats (2)

44



Récapitulatif

- Les modèles de contours actifs précédemment présentés sont très performants pour détecter des contours d'objets et des régions homogènes.

- Malgré les bonnes performances de ces modèles, ceux-ci échouent quand les objets d'intérêt sont occultés/cachés par d'autres objets ou quand le niveau de bruit est trop élevé.

$\Longrightarrow$ Introduction d'information a priori sur l'objet d'intérêt dans le processus de segmentation.

Introduction d'information a priori dans les contours actifs (1)

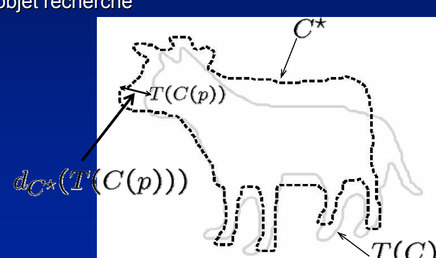
- On introduit la forme a priori de l'objet d'intérêt dans l'énergie des contours actifs géodésiques, Chen-etal 2002:

$$F(C,T) = \int \Big(g(I(C)) + \lambda d^2_{C^\star}(T(C(p))) \Big) |C_p| dp$$

contour actif (C) — transformations géométriques (T) — C*: forme a priori de l'objet recherché ($C^\star$)

$d_{C^\star}(T(C(p)))$

distance entre le contour actif C
(sous une transformation géométrique)
et la forme a priori C*

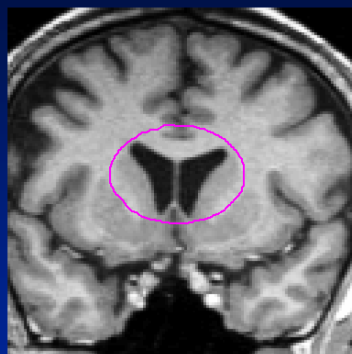


Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Résultats (1)

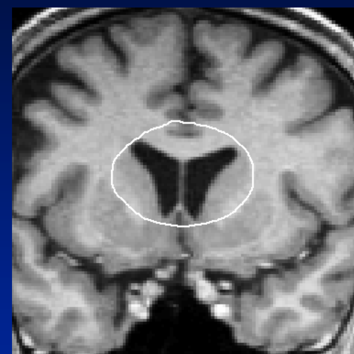
47

- Segmentation du ventricule gauche:



sans information a priori

$$F(C) = \int g(I(C))|C_p|dp$$



avec information a priori

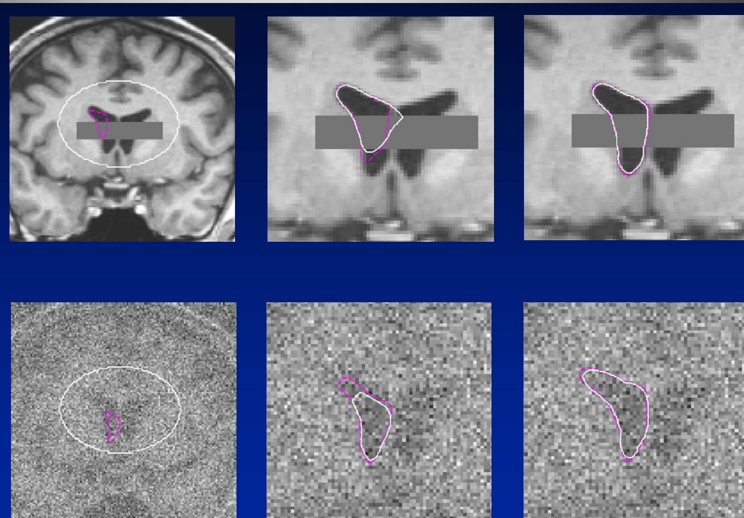
$$F(C,T) = \int \left(g(I(C)) + \lambda d^2_{C*}(T(C(p))) \right) |C_p| dp$$

Résultats (2)

48

occlusion

niveau de bruit élevé

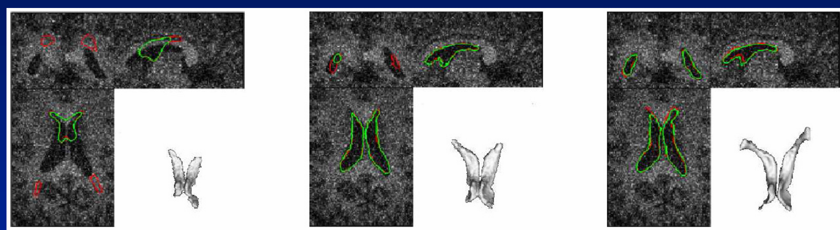


Signal Processing Institute
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne

Résultats (3)

49

Imagerie cérébrale 3D:
Extraction des ventricules
Rousson-etal-04



Conclusion

50

- Le calcul des variations et la méthode des courbes de niveau offrent deux outils performants pour construire des modèles de segmentation d'images.
- Les modèles de contours actifs identifient les objets sémantiques dans les images à partir:
  - *de la détection des bords des objets*
  - *de la détermination de régions homogènes*
  - *de l'incorporation d'information a priori*
- Ce modèle et les domaines théoriques (EDP, géométrie différentielle) associés sont de plus en plus populaires en vision par ordinateur et ils attendent vos idées!