

# ***CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES pour la SEGMENTATION d'IMAGES et VIDEOS***

*Frédéric Precioso*

*Directeur de thèse : Prof. Michel Barlaud*

Laboratoire I3S  
Université de Nice - Sophia Antipolis  
Sophia Antipolis  
FRANCE

*24 Septembre 2004*

# *Motivations*

Elaborer une approche paramétrique de segmentation basée régions :

- Rapide
- Stable
- Robuste au bruit des données

⇒ Segmentation précise en temps réel

# *Qu'est-ce que la segmentation ?*

24 Septembre 2004

# *La segmentation*

Objectif : séparer les différents objets, les différentes régions d'intérêt, qui composent l'image.



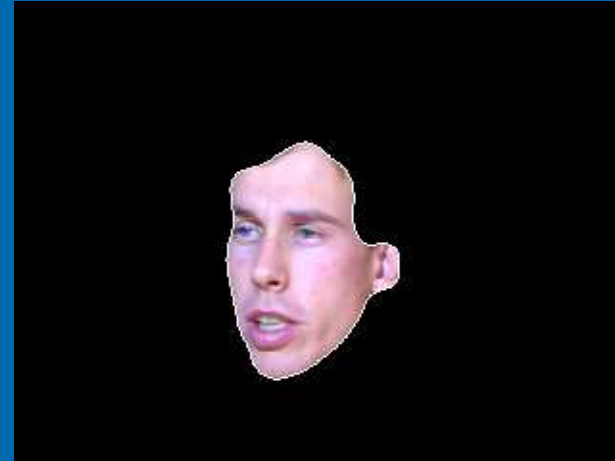
24 Septembre 2004

# *La segmentation pour... ?*

24 Septembre 2004

# *La segmentation pour :*

- La compression sélective



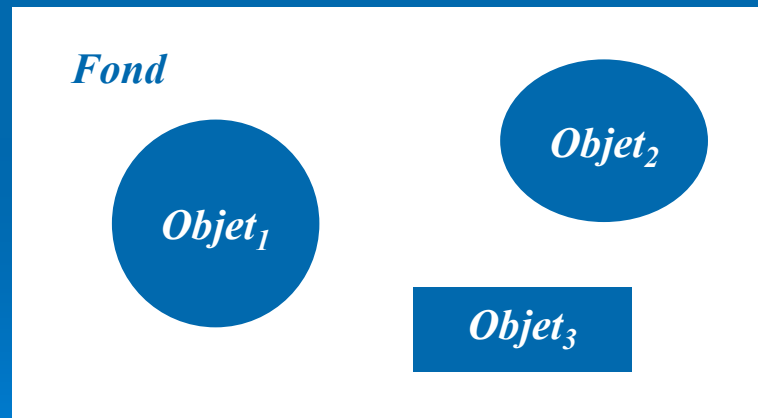
- L'évaluation quantitative en imagerie médicale
- L'indexation, l'enrichissement de contenu
- La post-production
- ...

# ***La segmentation comment... ?***

*24 Septembre 2004*

# *La segmentation basée régions*

*Partition de l'image ou de la vidéo en régions d'intérêt  
(objets, fond)*





# *Descriptions des régions*

➤ Comment décrire une région d'intérêt  $\Omega$  ?

- Par un descripteur local  $k_{\text{contour}}(\partial\Omega, s)$  qui caractérise  $\partial\Omega$ , la frontière du domaine  $\Omega$
- Par un descripteur global  $k_{\text{intérieur}}(\Omega, x)$  qui caractérise le domaine  $\Omega$

# *Exemples de descripteurs*

## ➤ Descripteurs de contour

- Longueur minimale
- Courbure
- ...

## ➤ Descripteurs de région

- Moyenne de la région
- Variance de la région
- Surface minimale
- ...

# Segmentation basée régions : Modélisation

On cherche  $\Omega$ , la région de l'image, telle que  $\int_{\Omega} k(\Omega, x) dx$  soit minimale

On définit ainsi un critère énergétique dont le minimum définit  $\Omega$

- Minimisation de l'énergie sur la région  $\Omega$

$$J(\Omega) = \int_{\Omega} k_{intérieur}(\Omega, x) dx + \int_{\partial\Omega} k_{contour}(\partial\Omega, s) ds$$

- Compétition de régions : *objet*  $\Omega$  / *fond*  $\bar{\Omega}$

$$J(\Omega) = \int_{\Omega} k_{objet}(\Omega, x) dx + \int_{\bar{\Omega}} k_{fond}(\bar{\Omega}, x) dx + \int_{\partial\Omega} k_{contour}(\partial\Omega, s) ds$$

# Exemples de segmentation

Segmentation de régions homogènes en couleur



Descripteurs :

$$k_{\text{objet}} = \log(\det(\Sigma_{\text{objet}}))$$

$$k_{\text{fond}} = \log(\det(\Sigma_{\text{fond}}))$$

$$k_{\text{contour}} = c^{\text{ste}}$$

*(où  $\Sigma$  représente la matrice de covariance de la région considérée)*

# Exemples de segmentation

Segmentation d'objets en mouvement



Descripteurs :

$$k_{\text{objet}} = c^{ste}$$

$$k_{\text{fond}} = |S_n - Proj(S_{n-1})|$$

$$k_{\text{contour}} = c^{ste}$$

*(Proj( $S_{n-1}$ )) représente la compensation du mouvement de la caméra sur l'image n-1)*

24 Septembre 2004

# *Segmentation basée régions : Minimisation par gradients de forme*

- Au minimum de l'énergie  $J$ , sa dérivée par rapport à  $\Omega$ ,  $J'(\Omega) = 0$
- Introduction d'un schéma dynamique :  $\Omega$  devient  $\Omega(\tau)$
- Dérivée par rapport à  $\Omega \Leftrightarrow$  Dérivée par rapport à  $\tau$

# Gradients de forme

## ➤ Dérivée de l'énergie

- $$J'_{\text{contour}}(\tau) = \int_{\partial\Omega(\tau)} (\nabla k_{\text{contour}}(s) N - k_{\text{contour}}(s) \kappa) V \cdot N ds$$

- $$J'_{\text{région}}(\tau) = \int_{\Omega(\tau)} k'_{\text{région}}(\Omega(\tau), x) dx - \int_{\partial\Omega(\tau)} k_{\text{région}}(\Omega(\tau), x) V \cdot N dx$$

**Par la méthode des gradients de forme**

$$\int_{\partial\Omega(\tau)} H_{\text{région}}(\Omega(\tau), x) V \cdot N dx$$

$N$  : normale intérieure au point du contour

$V = dx/d\tau$  : déplacement (ou vitesse) du point du contour

# Minimisation par descente de gradient

- La dérivée de l'énergie s'écrit sous la forme d'une unique intégrale de contour

$$J'(\tau) = \int_{\partial\Omega(\tau)} (\text{gradient}) V \cdot N dx$$

Il suffit alors de choisir  $V$  tel que  $J' < 0$

- La minimisation de  $J$  conduit donc à l'équation d'évolution suivante

$$V = \frac{dx}{d\tau} = -(\text{gradient}) N$$

Equation d'évolution  $\Rightarrow$  Méthode des contours actifs



# *Segmentation basée régions (résumé)*

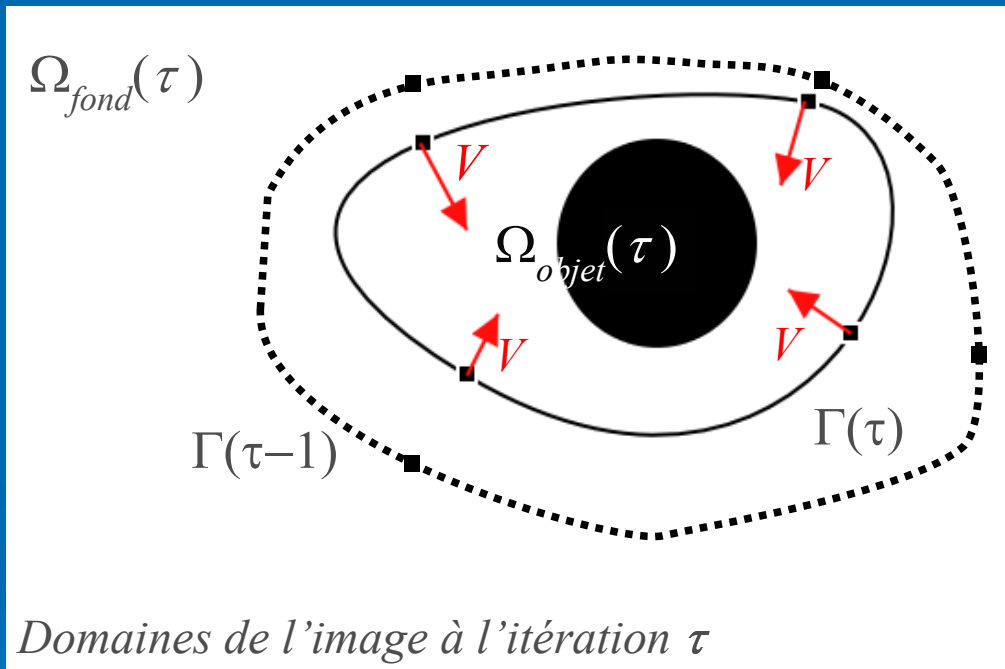
Energie  $J(\tau)$

*Méthode des gradients de forme proposée par Jehan-Besson et al. (ICCV 2001, IJCV 2003)*

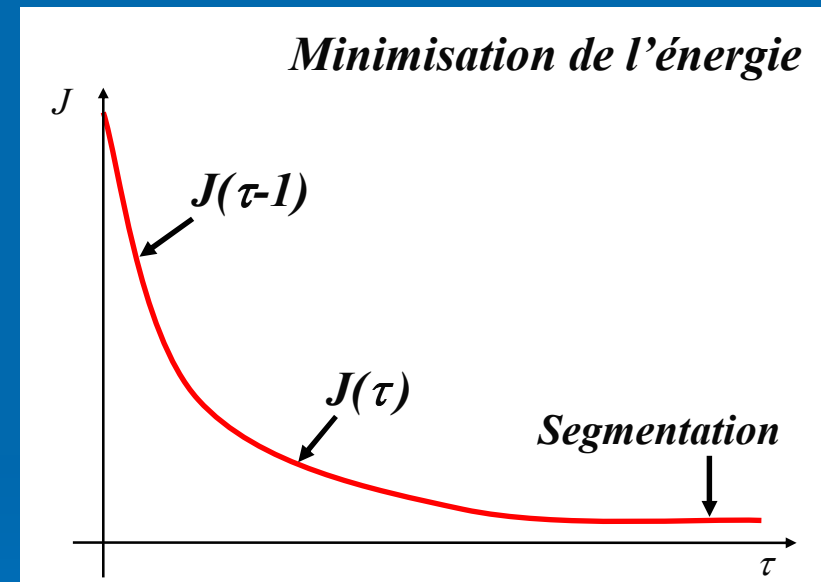
Dérivée  $J'(\tau)$

EDP d'évolution  $V=FN$

# Méthode des contours actifs



(où  $\Gamma$  représente  $\partial\Omega$ )



# *Comment implémenter la méthode des contours actifs ?*

- Méthodes implicites : implémentation par Level Sets
  - + Avantages : méthodes précises et gestion intrinsèque des changements de topologie
  - Inconvénients : le temps de calcul et le nombre de points
- Méthodes paramétriques
  - + Avantages : méthodes rapides et réduction considérable du nombre de points
  - Inconvénients : sensibilité au bruit, problème de l'échantillonnage et pas de gestion intrinsèque de la topologie

# *Implémentation de contour actif paramétrique*

On traduit les objectifs de notre implémentation en termes d'*a priori* :

- Précision  $\Rightarrow$  contour  $C^2$  pour un calcul analytique des grandeurs géométriques telles que la courbure, le vecteur normal...
- Régularité  $\Rightarrow$  contour qui minimise la courbure

# Implémentation par spline cubique

Si la courbe  $C$  est paramétrée en fonction de la longueur d'arc  $s$ ,  
la courbure  $\kappa$  s'écrit alors :

$$\kappa(s) = \|C''(s)\|$$

Les splines cubiques minimisent  $\int_{\Gamma} \|C''(t)\|^2 dt$  sous la contrainte

de l'interpolation des points de données

⇒ Les splines cubiques minimisent la courbure

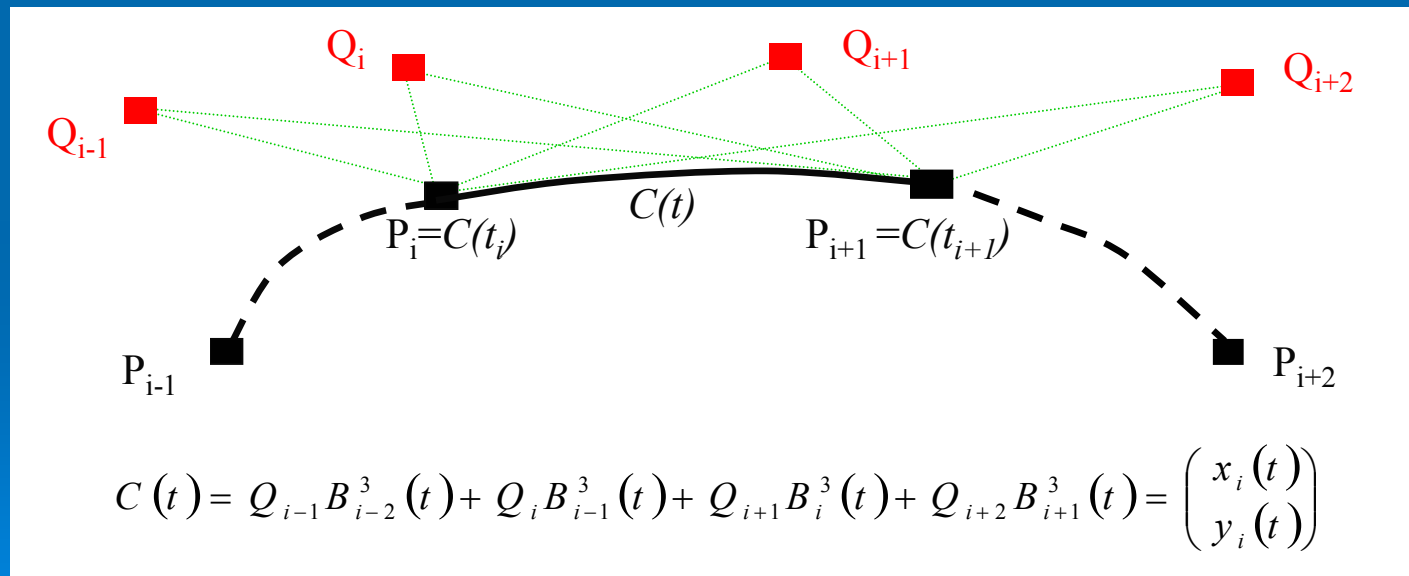
# *Les splines cubiques d'interpolation*

24 Septembre 2004

# Spline cubique d'interpolation

## ➤ Définition

Les courbes splines cubiques d'interpolation sont des courbes composites constituées de plusieurs arcs paramétrés par  $t$  qui interpolent les points  $P_i$



Les  $B_i^3(t)$  sont les fonctions B-splines cubiques non uniformes

Les  $Q_i$  sont appelés points de contrôle et définissent les coefficients de la courbe paramétrée

24 Septembre 2004

# Spline cubique non uniforme

## ➤ Construction

$$\text{De } C(t) = Q_{i-1}B_{i-2}^3(t) + Q_i B_{i-1}^3(t) + Q_{i+1}B_i^3(t) + Q_{i+2}B_{i+1}^3(t) = \begin{pmatrix} x_i(t) \\ y_i(t) \end{pmatrix} \text{ et } C(t_i) = \begin{pmatrix} x_i(t_i) \\ y_i(t_i) \end{pmatrix} = P_i,$$

on déduit le système qui permet de déterminer les coefficients spline  $Q_i$  à partir des points  $P_i$  :

$$\begin{pmatrix} \beta_0 & \gamma_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_0 \\ \alpha_1 & \beta_1 & \gamma_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_2 & \beta_2 & \gamma_2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \alpha_{n-3} & \beta_{n-3} & \gamma_{n-3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{n-2} & \beta_{n-2} & \gamma_{n-2} \\ \gamma_{n-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{n-1} & \beta_{n-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_0 \\ Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_{n-3} \\ Q_{n-2} \\ Q_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\Delta_{-1} + \Delta_0)P_0 \\ (\Delta_0 + \Delta_1)P_1 \\ (\Delta_1 + \Delta_2)P_2 \\ \vdots \\ (\Delta_{n-4} + \Delta_{n-3})P_{n-3} \\ (\Delta_{n-3} + \Delta_{n-2})P_{n-2} \\ (\Delta_{n-2} + \Delta_{n-1})P_{n-1} \end{pmatrix}$$

où :  $\Delta_i = \Delta t_i$ ,

$$\alpha_i = \frac{\Delta_i^2}{\Delta_{i-2} + \Delta_{i-1} + \Delta_i},$$

$$\beta_i = \frac{\Delta_i(\Delta_{i-2} + \Delta_{i-1})}{\Delta_{i-2} + \Delta_{i-1} + \Delta_i} + \frac{\Delta_{i-1}(\Delta_i + \Delta_{i+1})}{\Delta_{i-1} + \Delta_i + \Delta_{i+1}},$$

$$\gamma_i = \frac{\Delta_{i-1}^2}{\Delta_{i-1} + \Delta_i + \Delta_{i+1}}.$$



# *Spline cubique uniforme*

## ➤ Hypothèse

On suppose que les points  $P_i$  sont échantillonnés uniformément le long du contour  $\Delta_i = \Delta t_i = 1$

Le système précédent devient

$$\left(\frac{1}{6}\right) \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 4 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 4 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_0 \\ Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_{n-2} \\ Q_{n-1} \\ Q_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{n-2} \\ P_{n-1} \\ P_n \end{pmatrix}$$

# *Algorithme rapide par filtrage*

Relation entre les points de données  $P_i$  et les points de contrôle  $Q_i$  écrite sous la forme d'une convolution :

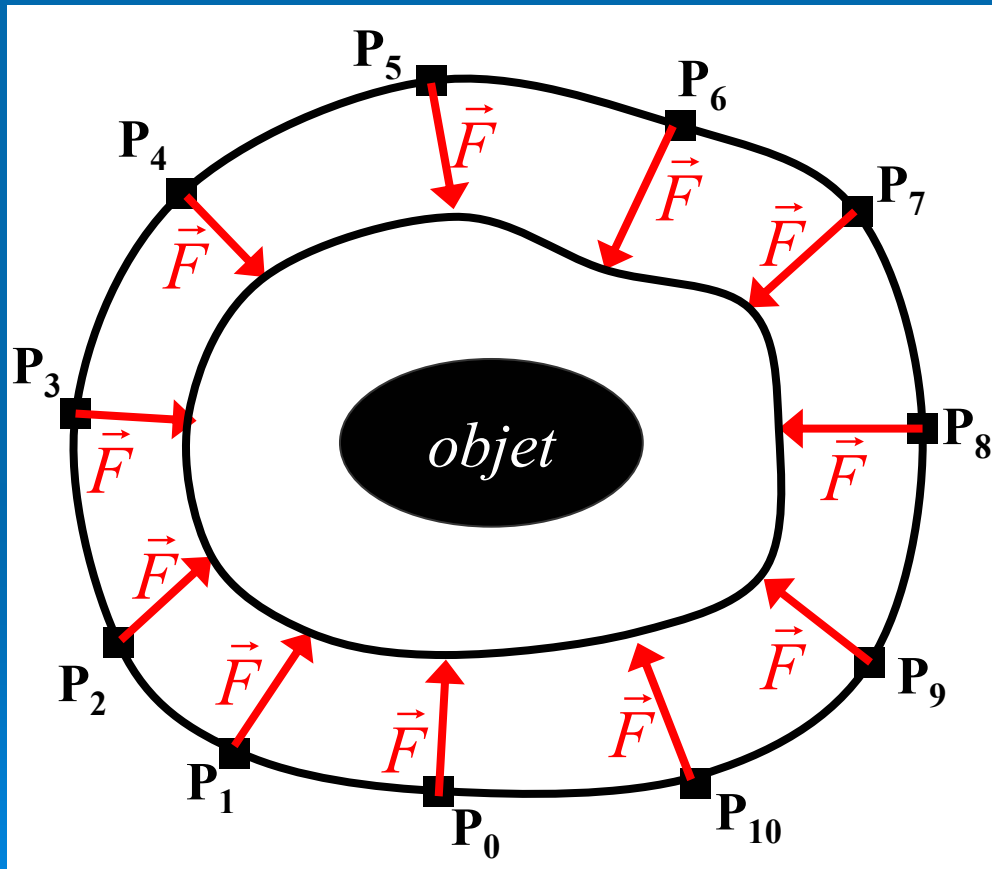
$$Q_i = \left(B_1^3\right)^{-1} * P_i$$

$B_1^3$  est le noyau discret des B-splines cubiques :

$$B_1^3(z)^{-1} = \frac{6}{z + 4 + z^{-1}} = \left( \frac{-6z_1}{1 - z_1z} \right) \left( \frac{1}{1 - z_1z^{-1}} \right)$$

(avec  $z_1 = -2 + \sqrt{3}$ )

# Segmentation par contours actifs spline cubique



## Initialisation

- 1) Calcul des coefficients de spline cubique  $Q_i$  à partir des points  $P_i$
- 2) Calculs analytiques exacts des courbures et des vecteurs normaux aux  $P_i$
- 3) Calcul des forces (gradients de forme)
- 4) Ré-échantillonnage

Convergence ?

Non

Oui

Segmentation

# *Topologie*



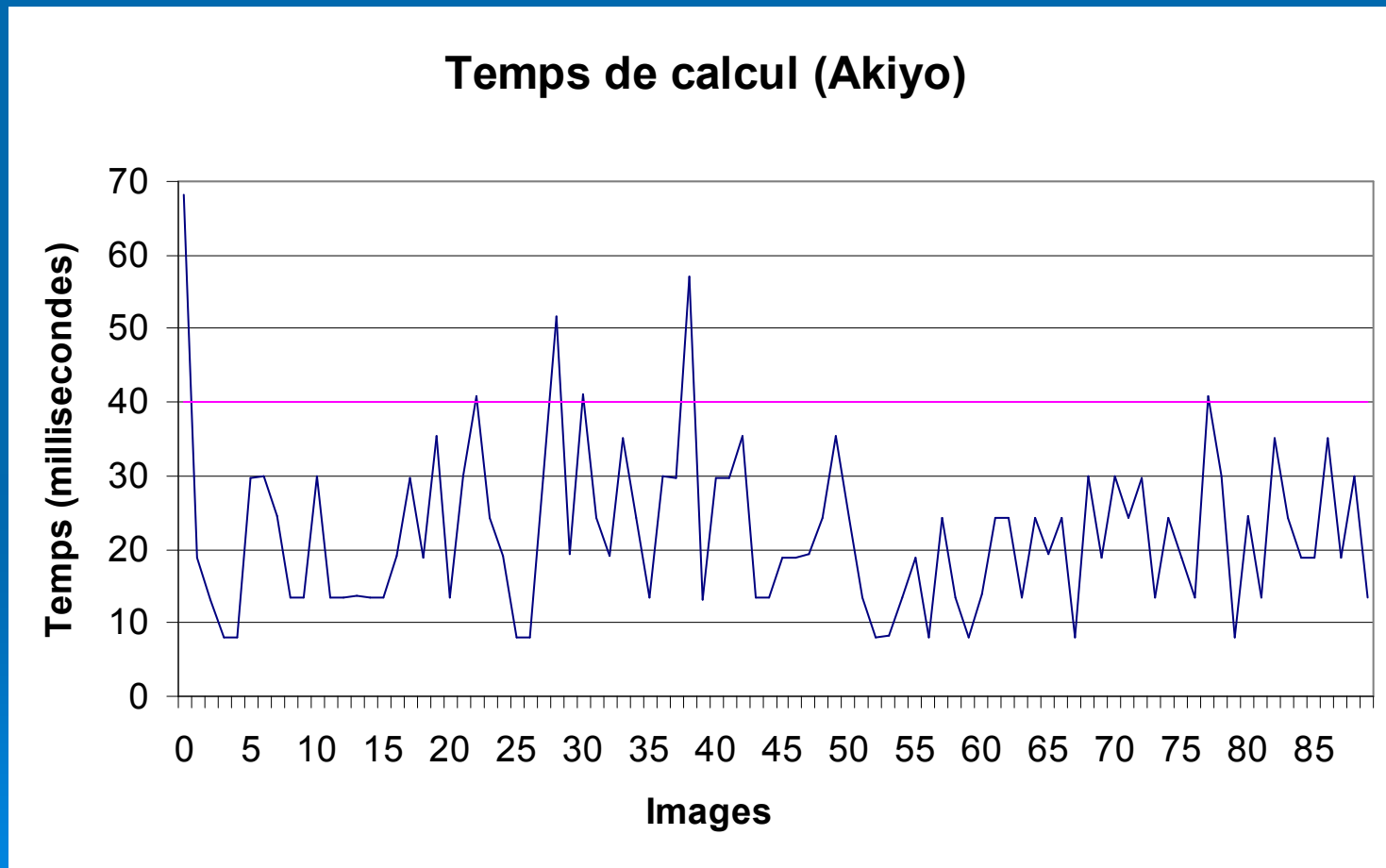
24 Septembre 2004

# *Résultats en temps réel*



*24 Septembre 2004*

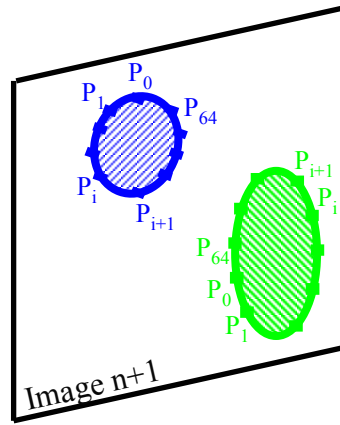
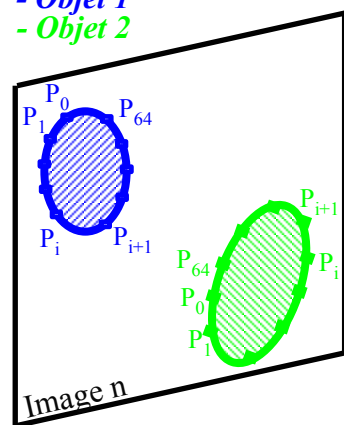
# Segmentation en temps réel



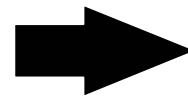
# Cohérence temporelle

## ➤ Principe

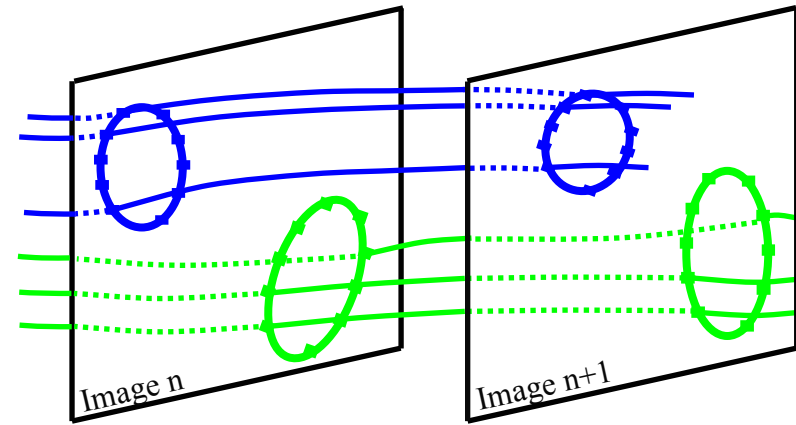
- *Objet 1*
- *Objet 2*



Introduction



de splines  
temporelles  
ouvertes



Echantillonnage constant de 64 points

Contrainte temporelle sur un échantillonnage constant

# *Cohérence temporelle*

## ➤ Cohérence temporelle

Segmentation spatiale

+

Contrainte sur la longueur des splines temporelles

---

$$\Rightarrow V = V_{spatiale} + \text{proj}_{\text{plan-image}} \left( \alpha \kappa_{temporelle} N_{temporelle} \right)$$



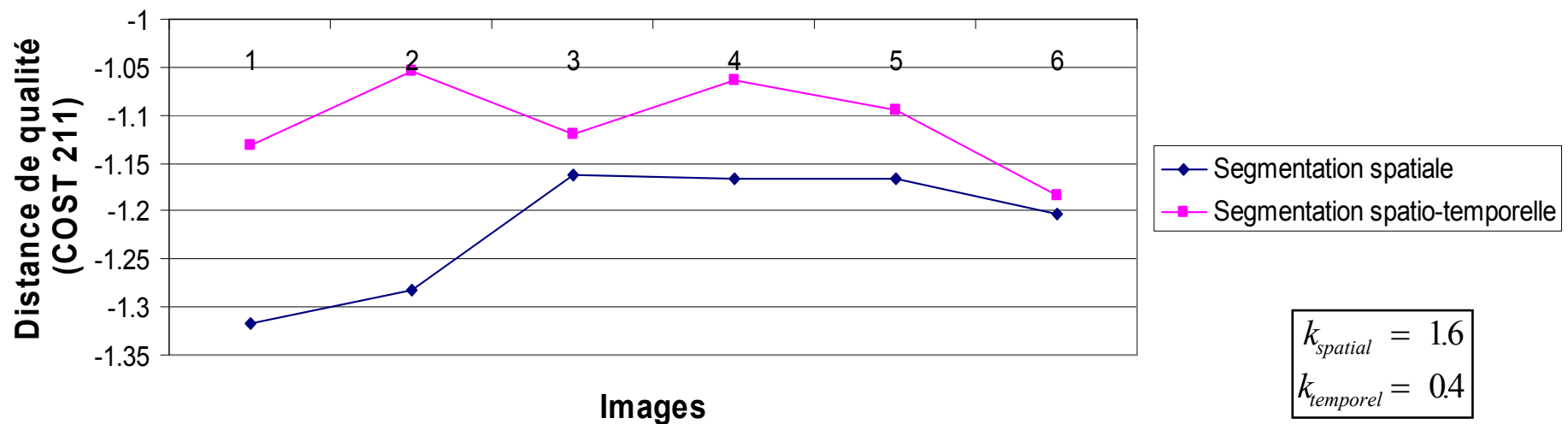
# *Cohérence temporelle*



24 Septembre 2004

# Cohérence temporelle

Distance de qualité (COST 211)  
sur 8 images de la séquence Akiyo



# *Résultats pour les splines cubiques d'interpolation*

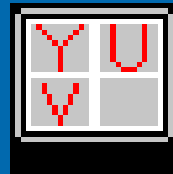
## + Avantages

- Implémentation rapide par la mise en cascade d'un filtre causal et d'un filtre anti-causal, récursifs et du premier ordre
- Résultats précis pour la segmentation vidéo obtenus en temps réel
- Prise en compte de la cohérence temporelle de la segmentation

# Résultats pour les splines cubiques d'interpolation

## – Inconvénients

- Les résultats sont sensibles au bruit des données



Regular Spline.yuv

- Un échantillonnage non uniforme des points  $P_i$  provoque l'instabilité de la structure du contour

# *Nouveaux objectifs*

Nouveaux objectifs pour le modèle de contour actif paramétrique

- + Rapide
- + Précis (*courbe  $C^2$* )
- + Régulier (*minimisation, sous contrainte d'interpolation, de*

$$\int_{\Gamma} \|C''(t)\|^2 dt$$

- + Robuste au bruit et à l'échantillonnage

$\Rightarrow$  « *Impossible !!!* »

# Smoothing splines

On relâche la contrainte d'interpolation et on autorise la courbe à ne plus passer par les points de données

- + Conservation de toutes les propriétés du modèle précédent
- + Robustesse au bruit et uniformisation de l'échantillonnage

Le nouveau modèle de contour minimise :

$$\int_{\Gamma} \|C''(t)\|^2 dt + \frac{1}{\lambda} \sum (P_k - C_k)^2$$

(Les  $P_k$  sont les points de données et les  $C_k$  les points sur le contour  $\Gamma$ )

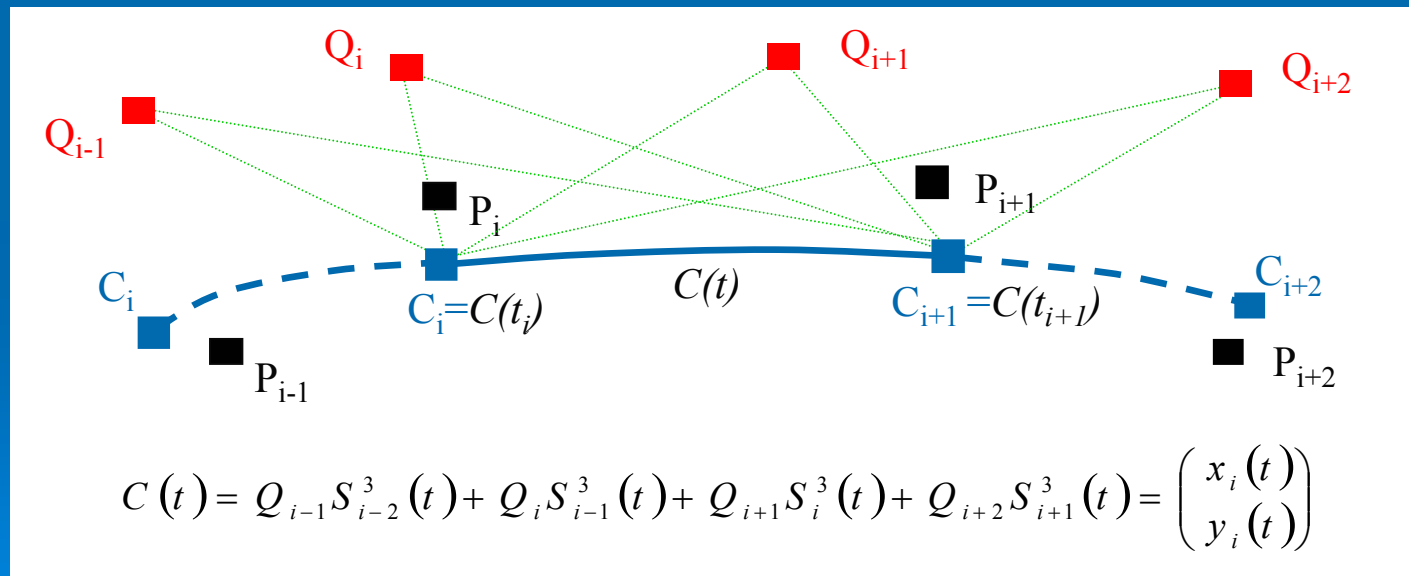
# *Les smoothing splines*

24 Septembre 2004

# Smoothing spline cubique d'approximation

## ➤ Définition

Les courbes smoothing splines cubiques d'approximation sont des courbes composites constituées de plusieurs arcs paramétrés par  $t$  qui approximent les points  $P_i$



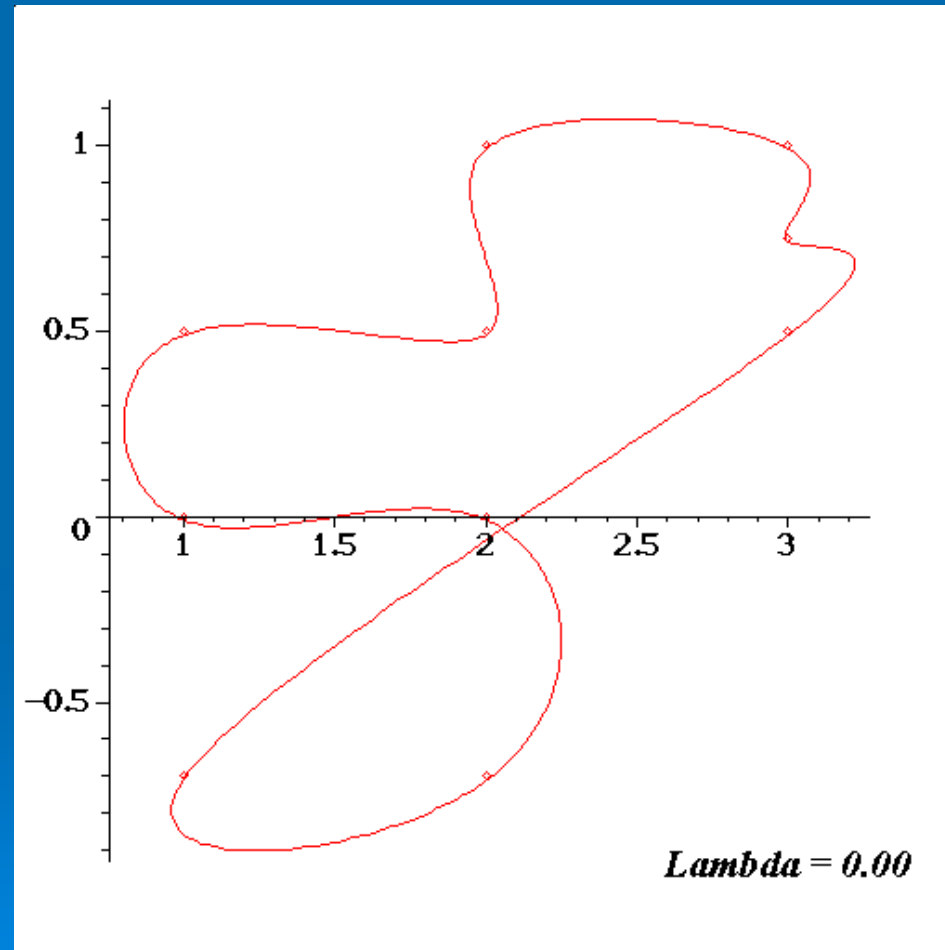
Les  $S_i^3(t)$  sont les fonctions B-splines cubiques non uniformes

Les  $Q_i$  sont appelés points de contrôle et définissent les coefficients de la courbe paramétrée

24 Septembre 2004



# *Des splines régulières aux smoothing splines*



# *Uniformité de l'échantillonnage*

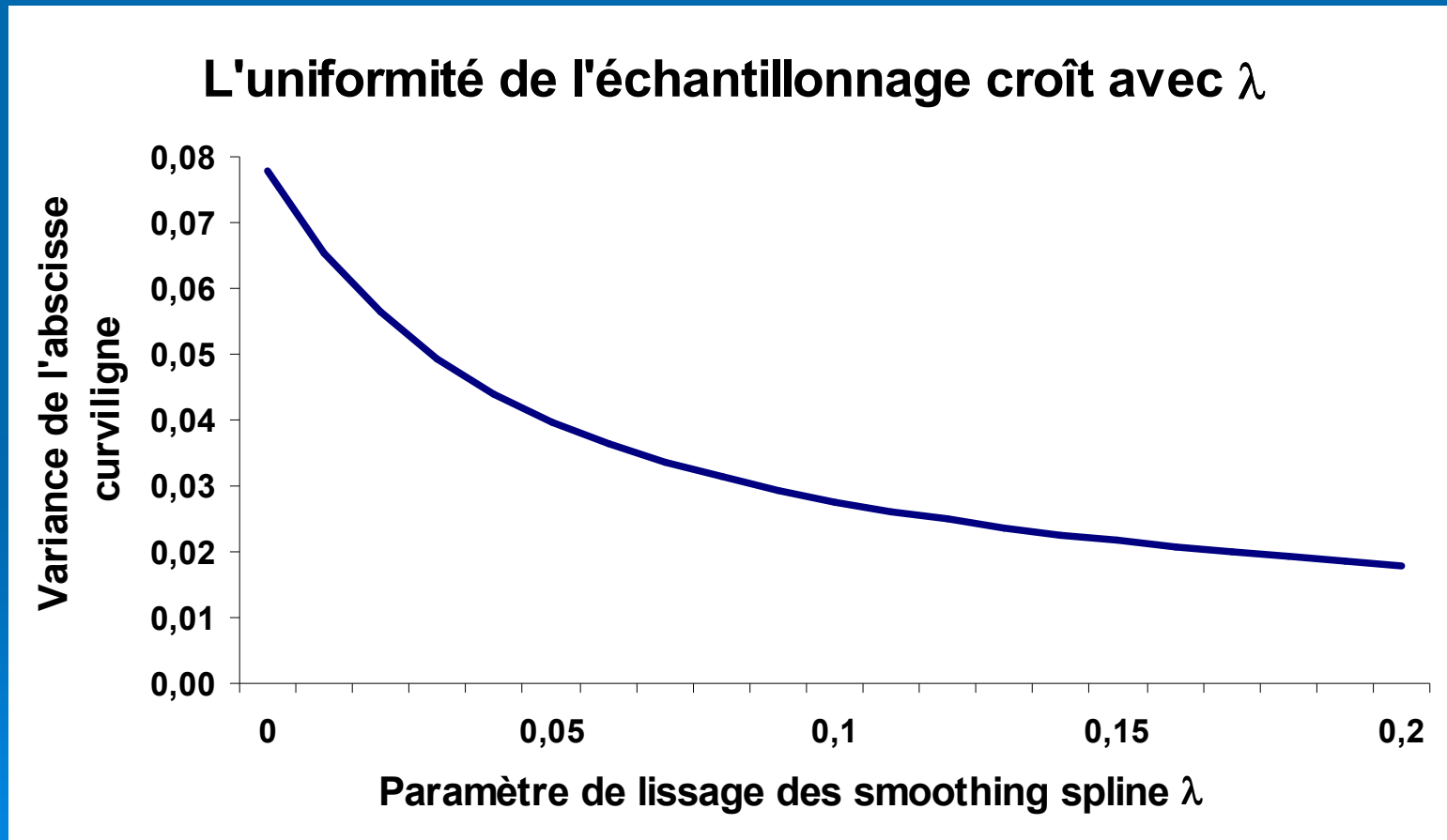
$$\int_{\Gamma} \|C''(t)\|^2 dt = \int_{\Gamma} s''^2(t) dt + \int_{\Gamma} s'^2(t) \phi'^2(t) dt$$

$\int_{\Gamma} s''^2(t) dt$  représente la variation moyenne de l'abscisse

curviligne.

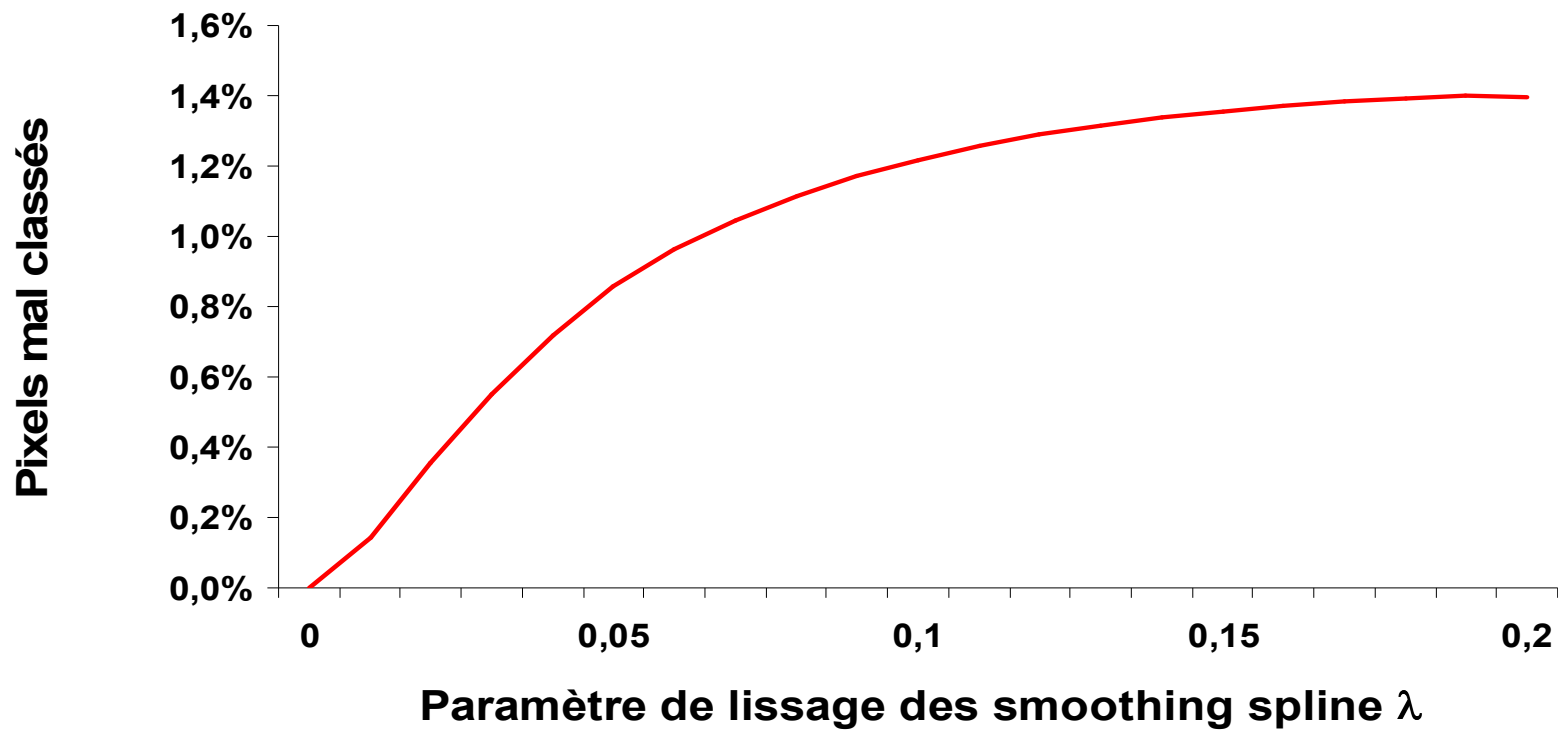
Donc en minimisant  $\int_{\Gamma} \|C''(t)\|^2 dt$  on améliore l'uniformité de l'échantillonnage.

# *Uniformité de l'échantillonnage en fonction du paramètre de lissage $\lambda$*



# Précision en fonction du paramètre de lissage $\lambda$

La précision décroît avec  $\lambda$



# *Algorithme rapide par filtrage*

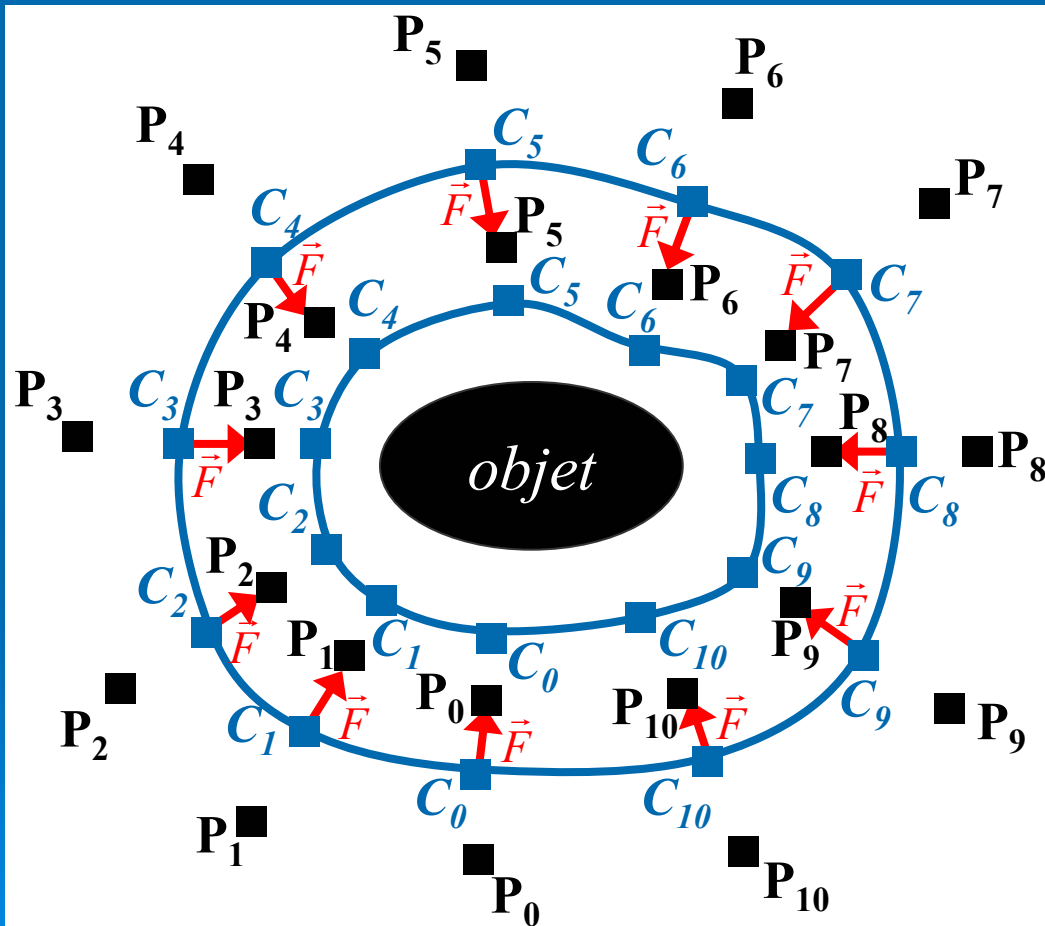
Relation entre les points de données  $P_k$  et les points de contrôle  $Q_k$  écrite sous la forme d'une convolution :

$$Q_k = \left(S_\lambda^3\right)^{-1} * P_k$$

La fonction de transfert est factorisée en :

$$\begin{aligned} S_\lambda^3(z)^{-1} &= \frac{6}{z + 4 + z^{-1} + 6\lambda \left( z^{-2} - 4z^{-1} + 6 - 4z + z^2 \right)} \\ &= \frac{b}{\lambda} \left( \frac{1}{1 + az^{-1} + bz^{-2}} \right) \left( \frac{1}{1 + az + bz^2} \right) \end{aligned}$$

# Segmentation par contours actifs smoothing spline



## Initialisation

- 1) Calcul des coefficients smoothing spline  $Q_k$  à partir des données  $P_k$  et de  $\lambda$
- 2) Calculs *analytiques exacts* des courbures et des vecteurs normaux aux  $P_k$
- 3) Calcul des forces (gradients de forme)
- 4) ~~Ré-échantillonnage~~

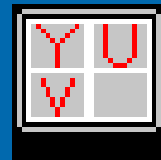
Convergence ?

Non

Oui

Segmentation

# *Résultats : robustesse*



Regular Spline.yuv

24 Septembre 2004

# Résultats : robustesse



Splines régulières  
avec régularisation  
sur la courbure



Smoothing splines  
sans régularisation  
sur la courbure



# *Résultats : images médicales bruitées*



24 Septembre 2004

# *Résultats smoothing spline*

## Modèle paramétrique de contour par smoothing splines

### ➤ Rapide

- Réduction de la quantité d'information à traiter
- Implémentation basée sur la mise en cascade de deux filtres récursifs

### ➤ Robuste et stable

- Echantillonnage uniforme
- Régularité intrinsèque du contour
- Sensibilité au bruit des données réduite
- Amélioration de la cohérence temporelle

# *Conclusion Générale*

Réalisation d'un modèle de contour actif paramétrique pour la segmentation basée régions

## ➤ Rapide

- Solution en temps réel
- Implémentation rapide par filtrages récursifs

## ➤ Stable et robuste

- Modèle smoothing spline robuste au bruit des données
- Contrôle de la régularité, de la rigidité, du contour par un paramètre
- Cohérence temporelle par la conception d'une structure 2D+T

# *Perspectives*

- Les propriétés du modèle paramétrique de contour ont été utilisées pour définir des contraintes sur la solution. Nous proposons d'utiliser ces propriétés pour des descripteurs tels que :
  - les moments statistiques
  - les moments de forme
- Nous proposons également d'étendre le contour actif spline 2D et 2D+T à un modèle spline de surface active pour la segmentation d'objets 3D et 3D+T

***CONTOURS ACTIFS PARAMETRIQUES***  
***pour la SEGMENTATION d'IMAGES et VIDEOS***

*MERCI DE VOTRE ATTENTION*

*24 Septembre 2004*