



Segmentation à partir de modèles statistiques

Application à la segmentation de structures cérébrales en IRM 3D.

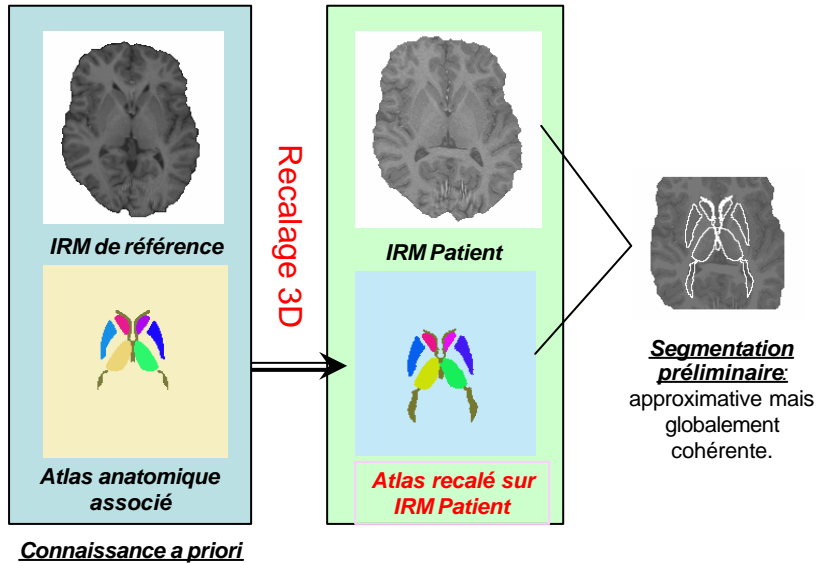
Jonathan Bailleul

Méthode existante

Basée sur les travaux de Jing-Hao Xue:

- Jing-Hao Xue, Su Ruan, Bruno Moretti, Marinette Revenu, Daniel Bloyet
« ***Knowledge-based segmentation and labelling of brain structures
from MRI images*** », Pattern Recognition Letters, 22 (2001), pp 395-405.
- Programme **SEG**.

Méthode existante - Etape 1: Recalage de l'atlas anatomique sur l'IRM du patient

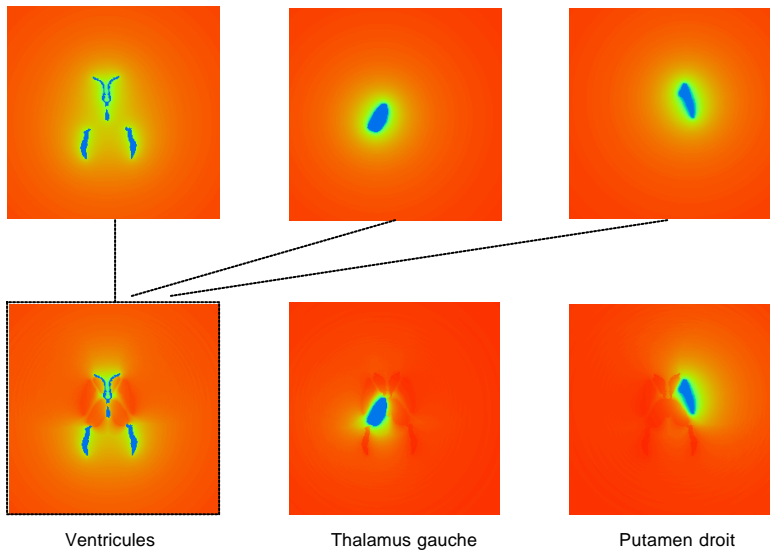


18/11/2002

Séminaire GREYC Image

3

Méthode existante - Etape 2: Calcul des champs flous 3D à partir de l'atlas recalé

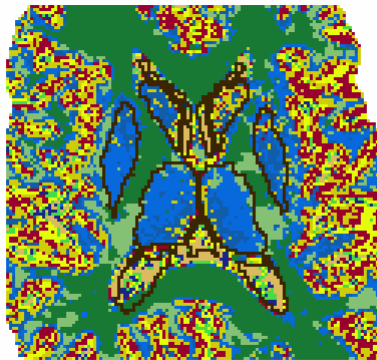


18/11/2002

Séminaire GREYC Image

4

Méthode existante - Etape 3-1: Sur-segmentation FMRF de l'IRM du Patient



10 20 30

LCR MG MB

- Voxels regroupés en régions labellisées selon leur appartenance probable a un mélange de 2 classes de tissus anatomiques.
- Pour chaque structure, statistiques établies sur les labels des voxels compris dans la zone de l'atlas recalé.

Méthode existante - Etape 3-2: Segmentation par dilatation conditionnelle de «graines»

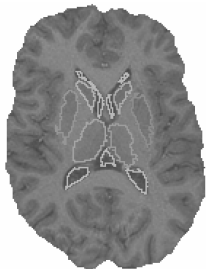


Fig. 1

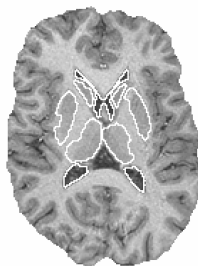


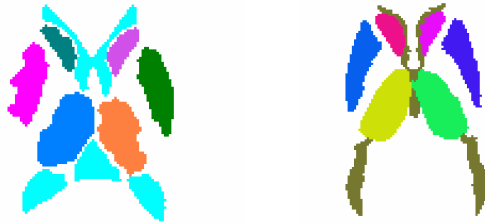
Fig. 2



Fig. 3

- **Fig 1:** Les « **zones graines** » sont déterminées par agglomération des voxels de label statistiquement compatible et de valeur de champ flou suffisamment élevée.
- Des « **zones limites** », englobant les « zones graines », sont déterminées de manière analogue en employant un seuil de champ flou moindre.
- **Fig 2 – 3:** Le contour final est déterminé par dilatation jusqu'à idempotence des « **zones graines** » à l'intérieur des « **zones limites** ».

Méthode existante : Bilan



Nécessité de faire respecter par le résultat des **contraintes de forme** plus explicites, extraites des connaissances a priori.

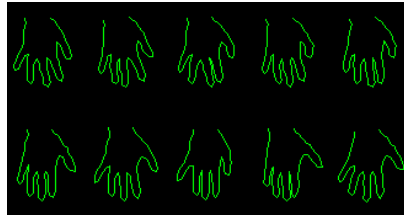
Méthode Cootes

Cootes, Taylor, Cooper, Graham: « **Active Shape Models – Their Training and Applications** », Computer Vision and Image Understanding, 61(1), pp 38-59, 1995.

- Un modèle de formes: le « **Point Distribution Model** » (PDM).
- Une procédure de recherche dans l'image par déplacement / déformation du PDM: l' « **Active Shape Model** » (ASM).

Méthode Cootes: Point Distribution Model / Principe

- ensemble d'apprentissage: m instances de formes.
- chaque instance X_i est annotée de n « **landmarks** ».
- une forme moyenne X_m est déterminée.
- ACP extrait les t principaux vecteurs propres p_k et les valeurs propres v_k associées.



ensemble d'apprentissage



→ « **Allowable Shape Domain** » (ASD) défini par:

$$x_j = x_m + Pb$$

avec:

- $P: (p_1, p_2, \dots, p_t)$, matrice des principaux vecteurs propres
- $b: (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$, matrice de coefficients, avec $|b_k| \leq 3 \cdot \sqrt{v_k}$

Méthode Cootes: « Point Distribution Model » / génération d'instances conformes



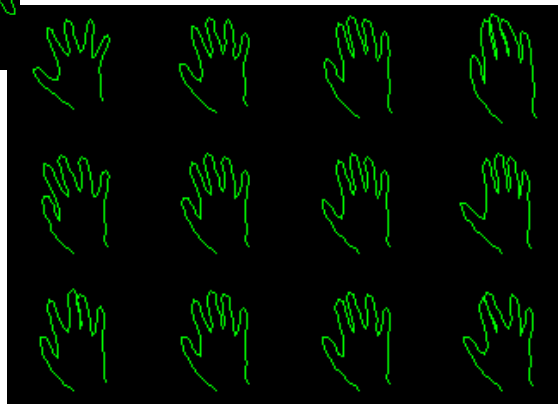
ensemble d'apprentissage

formes générées en faisant varier:

• b_1 :

• b_2 :

• b_3 :



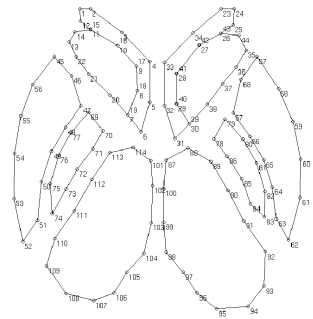
Méthode Cootes: Bilan

- Modèle de formes faisant respecter des contraintes géométriques précises.
- Requiert un ensemble d'apprentissage conséquent: risque d'intolérance vis-à-vis de déformations peu représentées dans l'ensemble d'apprentissage.
- ASM spécifiée de manière générale. Dans le contexte d'une IRM cérébrale, efficacité limitée aux ventricules.
- Certaine sensibilité à la position initiale.

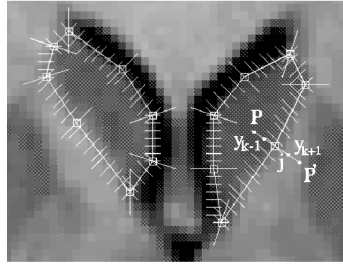
Méthode Duta

Nicolae Duta, Milan Sonka: « **Segmentation and interpretation of MR Brain Images: an improved Active Shape Model** », IEEE TMI, 17(6) pp 1049-1067, 1997.

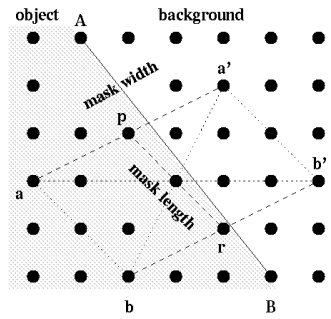
Méthode Duta - Etape 1: Informations complétant le PDM



Average shape model



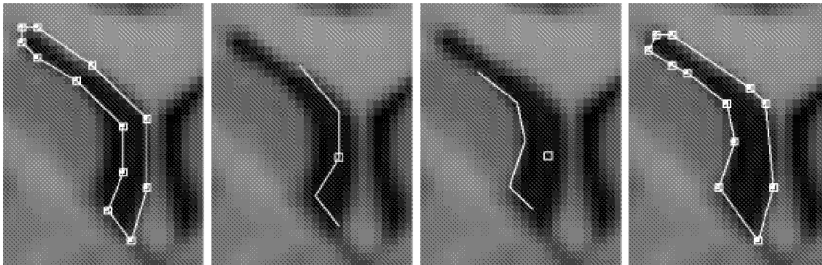
Gray level appearance



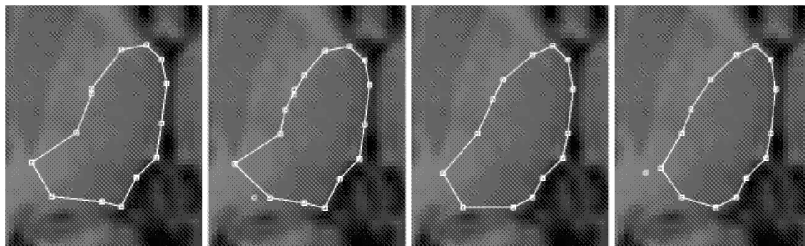
Border Strength

- « *gray-level appearance* », pour chaque point.
- « *border strength* », pour chaque segment.
- *position moyenne*, pour chaque structure.

Méthode Duta - Etape 2: Nouvelle méthode de recherche.



Piecewise linear fit



Outlier detection & removal

Méthode Duta: Bilan

Adaptation de l'ASM au contexte des IRMs cérébrales:

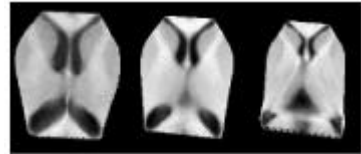
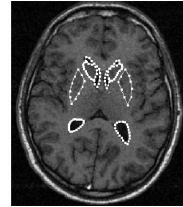
- ajout d'informations différentielles sur l'intensité de l'image dans le PDM.
- centrage des formes lors de la procédure de recherche.
- Comportement si outliers s'avèrent nombreux?

Méthode Cootes bis: Active Appearance Model

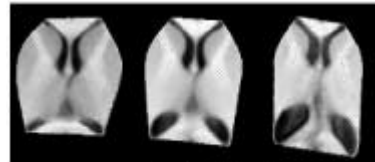
Cootes, Taylor: «*Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision*», Proc. SPIE Imaging, 2002.

Méthode AAM: Principe

- $x_j = x_m + P_s b_s$
 - Un vecteur de pixels g_j est collecté dans l'enveloppe convexe des structures de x_j
 - ACP $\longrightarrow g_j = g_m + P_g b_g$: « **gray level appearance model** »
- Pour chaque instance de l'ensemble d'apprentissage, b_s et b_g sont probablement corrélés :
- ACP réalisée sur $\text{conc}(b_s, b_g)$: « **active appearance model** » (AAM).
- Recherche itérative par méthode proche de minimisation des moindres carrés.



c_1 varies by ± 2 s.d.s



c_2 varies by ± 2 s.d.s

Méthode AAM: Bilan

- Informations d'intensité ne se limitent plus au voisinage des « landmarks » et couvrent toute la zone d'intérêt.
- Moins de landmarks nécessaires: P_g peut capturer une partie de la variabilité de forme « négligée » par les landmarks.
- Méthode prometteuse, analogue à un recalage tenant compte de contraintes de formes et focalisé sur notre zone d'intérêt.
- **Sensibilité accrue** au positionnement initial: ASM parfois utilisé en parallèle pour éviter débordements.

Méthodes PDM-ASM/AAM: Bilan

- Méthode « populaire », résultats prometteurs: contraintes de formes strictes respectées, qualité des résultats.
- Sensibilité au positionnement initial.
- Moins de landmarks nécessaires: P_g peut capturer une partie de la variabilité de forme « négligée » par les landmarks .
- Méthode prometteuse, analogue à un recalage tenant compte de contraintes de formes et focalisé sur notre zone d'intérêt.
- **Méthodes 2D!**

Perspectives:

Méthodes évoquées éprouvées en 2D.

L'adaptation au domaine 3D est envisageable, mais requiert:

- L'obtention d'un nombre significatif de structures segmentées en 3D:
 - nombre accru nécessaire pour capturer variabilité en 3 dimensions
 - coût du procédé manuel.
- Le « landmarking » de chacun de ces volumes:
 - choix des landmarks différent.
 - coût du procédé manuel.

→ ***La création d'un « AAM 3D » exige une automatisation partielle.***

Perspectives: fourniture automatique d'instances de forme

- pseudo-segmentation réalisée par recalage 3D non-linéaire d'un atlas anatomique sur un large ensemble d'apprentissage (IRMs 3D alignés).
- Qualité des résultats?



Perspectives: « landmarking » automatique d'instances de forme

- landmarking « grossier »: réalisé par approche 2D sur une selection de coupes.

But: vérifier que notre approche permet de capturer une variabilité 3D significative.

- Landmarking définitif: méthode?

Davies, Twining, Cootes, Waterton, Taylor: « **3D Statistical Shape Models Using Direct Optimisation of Description Length** », 2002.

