

# Construction automatique de modèles statistiques de forme.

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

Jonathan Bailleul, Su Ruan, Daniel Bloyet

13/03/2005

GREYC Image

1

## ***Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori***

- 1. Contexte.***
- 2. Etat de l'art des méthodes a priori de délinéation.***
- 3. Présentation du modèle de forme PDM.***
- 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.***
- 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.***
- 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.***

13/03/2005

GREYC Image

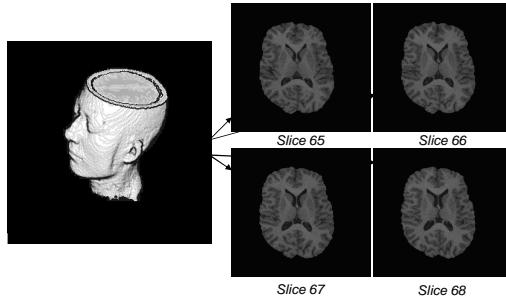
2

## Une méthode automatique de délinéation de structures cérébrales en IRM 3D

Objectif opérationnel

### IRM cérébrale

- Type: IRM anatomique, de « routine clinique »
- Dimension: 256x256x128
- Résolution: 1mm

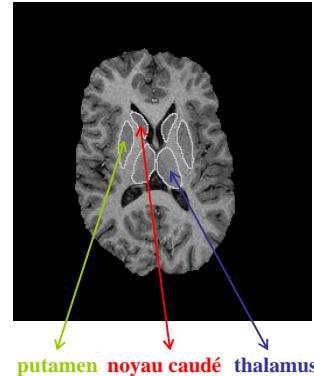


13/03/2005

GREYC Image

### Délinéation de structures anatomiques d'intérêt

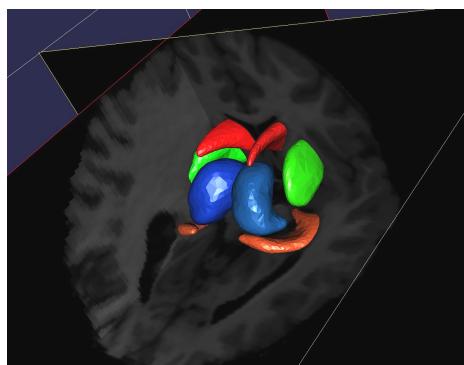
Noyaux centraux



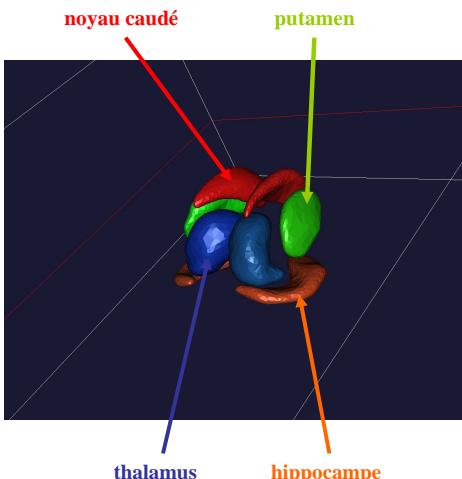
3

## Une méthode automatique de délinéation de structures cérébrales en IRM 3D

Objectif opérationnel



Harvard SPL



GREYC Image

13/03/2005

4

**Etudes statistiques sur collections d'IRM:****□ Cartographie fonctionnelle:**

Localisation anatomique (IRM) de signaux d'activation (IRMf) produits par le patient effectuant une tâche mentale (e.g calcul, lecture).

**□ Caractérisation de pathologies neurologiques:**

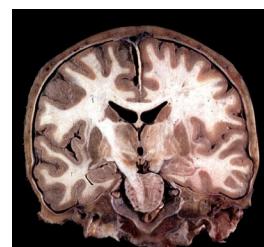
- Relation maladie de Parkinson / volume thalamus, hippocampe.
- Relation schizophrénie / forme hippocampe [Davies03].

**□ Fouille de données:**

Recherche de relations entre caractéristiques patients (e.g genre, préférence manuelle) et structures.

**Contraintes de l'Imagerie par Résonance Magnétique dans un contexte anatomique****Principale difficulté****□ Sujet observé :**

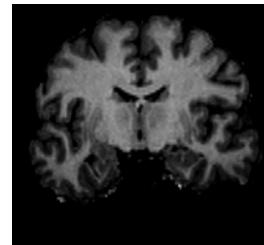
- structures inhomogènes.
- mouvements pendant l'acquisition (respiration).



CHUPS Jussieu

**□ Instrumentation RMN :**

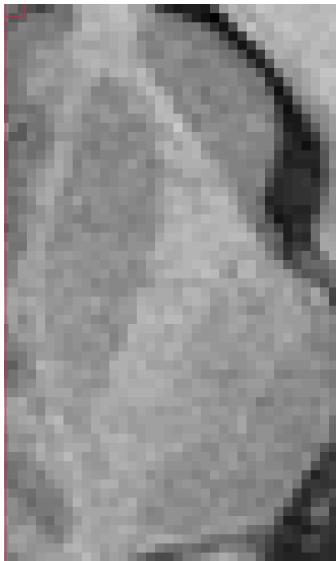
- résolution tissulaire >> résolution du dispositif.
- signal faible.
- inhomogénéités des champs magnétiques.
- bruit incoercible de l'antenne réceptrice.



GIN Caen

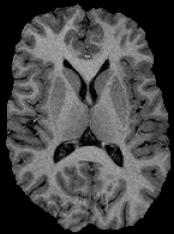
→ ***Faible rapport signal/bruit***

zoom région d'intérêt



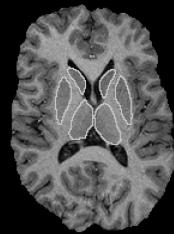
13/03/2005

Echantillon de coupe IRM



GREYC Image

Segmentation attendue



7

**nécessité d'information a priori**



## Construction automatique de modèles statistiques de forme.

### 1. Contexte

### 2. Etat de l'art des méthodes *a priori* de délimitation

- *Approches région.*
  - Méthodes “recalage-segmentation”.
  - Méthodes employant la logique floue.

- *Approches contour.*

### 3. Présentation du modèle de forme PDM.

### 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.

### 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.

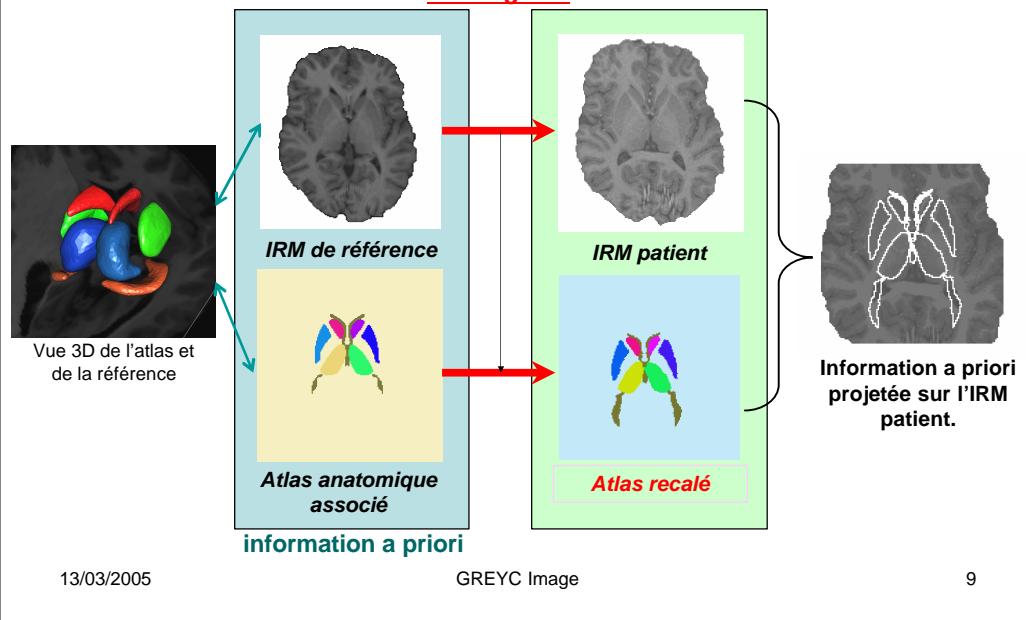
### 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.

13/03/2005

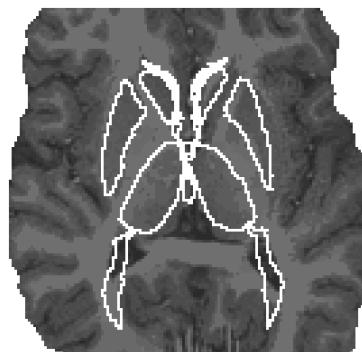
GREYC Image

8

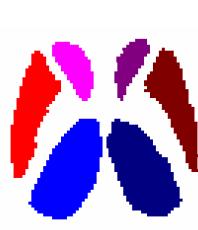
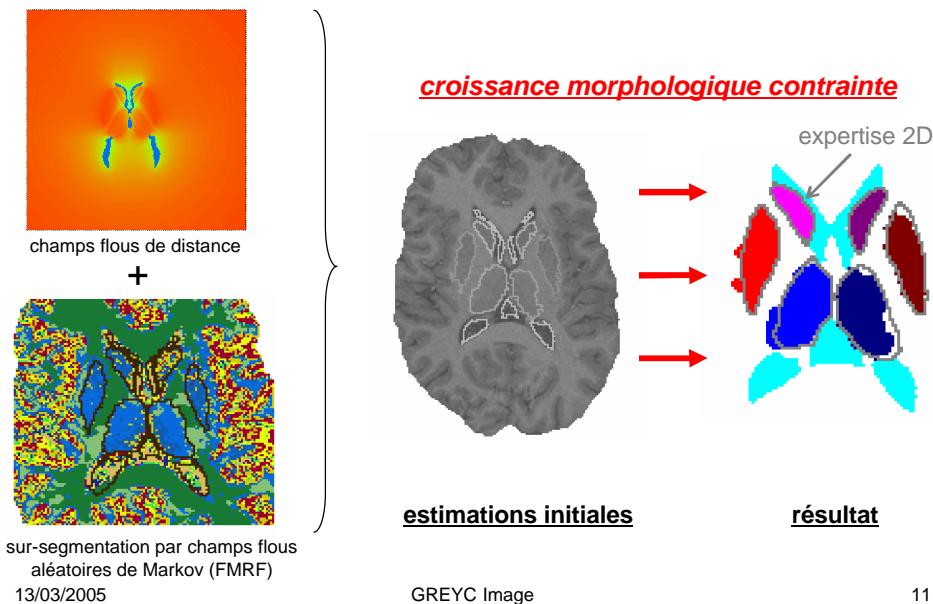
**Recalage 3D**



- Atlas: une expertise individuelle généralisable?
  - variabilité globale des IRMs (âge, etc...)
  - variabilité relative des structures d'intérêt
- Précision d'une transformation entre IRMs?
  - approximation d'une transformation 1-1
- Faible taille et contraste des noyaux centraux
  - influence dans le recalage (e.g moindres carrés des intensités)



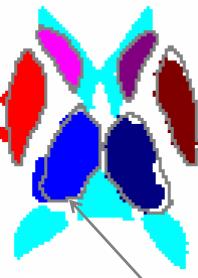
→ **Intérêt de méthodes pour adapter et compléter les informations de l'atlas**



[Fig. 1: Expertise « Atlas Talairach »](#)



[Fig. 2: Structures identifiées sur  
IRM patient](#)



[Fig. 3: 2+ expertise sur IRM patient](#)

- + • taux de couverture correct (>80%)
- + • bon positionnement.
- • disparité de forme entre contours de référence et contours obtenus.

→ **Intérêt d'un modèle contrignant la forme  
des contours**

- I. Bloch, T. Geraud, O. Colliot
- J.Y Boire, V. Barra, E. Frenoux

***Champs flous: unificateurs de connaissances invariantes de type:***

- iconique (atlas)
- symbolique
- radiométrique
- géométrique (snakes, Colliot)

***Construction automatique de modèles statistiques de forme.***

***1. Contexte***

***2. Etat de l'art des méthodes a priori de délineation***

- *Approches région.*
- *Approches contour.*
  - Modèles déformables.
  - Modèles déformables statistiques.

***3. Présentation du modèle de forme PDM.***

***4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.***

***5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.***

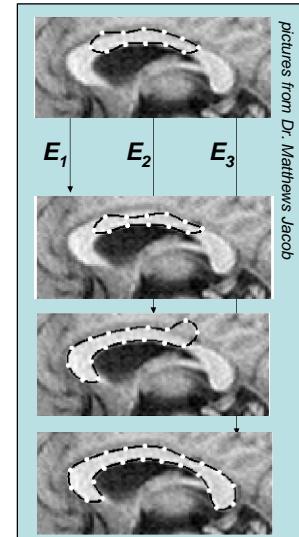
***6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.***

**Délinéation par minimisation de la somme de deux énergies:**

- a) *l'énergie externe*, qui propose un déplacement pour chaque point vers la frontière estimée.
- b) *l'énergie interne*, qui minimise:
  - *La longueur du contour (élasticité)*
  - *La courbure du contour (rigidité)*

a) et b) *itérés jusqu'à minimum global*

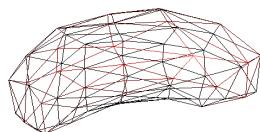
→ *La force interne est une information a priori parfois insuffisante pour contraindre la recherche*



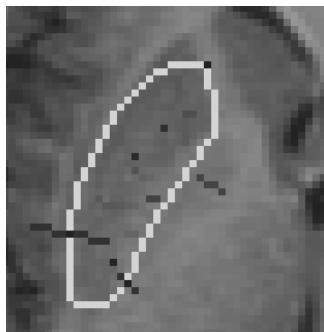
13/03/2005

GREYC Image

15

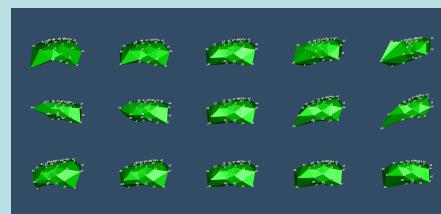


Prototype posé sur l'IRM 3D



**Délinéation se déroulant itérativement par recherche d'un équilibre entre:**

- a) le *Modèle d'intensité*, qui propose un déplacement pour chaque point sur la normale.
- b) le *Modèle de forme (PDM)*, qui examine et amende ces propositions pour *préserver la forme* du modèle.



→ a) et b) *itérés jusqu'à idempotence.*

13/03/2005

GREYC Image

16

# Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori

1. Contexte.
2. Etat de l'art des méthodes a priori de délinéation.
3. Présentation du modèle de forme PDM
4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.
5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.
6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.

13/03/2005

GREYC Image

17

## Point Distribution Model (PDM)

Survol

Active Shape Model (ASM)  
Modèle de forme (PDM)



Donnée d'entrée: un *ensemble d'apprentissage* de la forme étudiée

### Donnée produite:

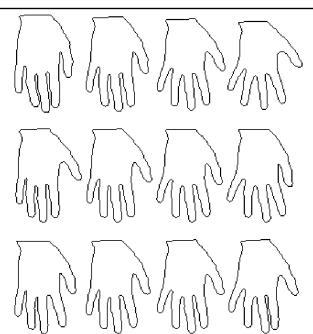
un *modèle de forme*:

- générant des instances conformes à l'ensemble d'apprentissage.
- déterminant si une instance donnée peut être générée.  
→ mesure de plausibilité

1<sup>er</sup> mode

2<sup>ème</sup> mode

3<sup>ème</sup> mode



pictures from Pr. Tim Cootes

→ **Contraintes géométriques explicites assurées**

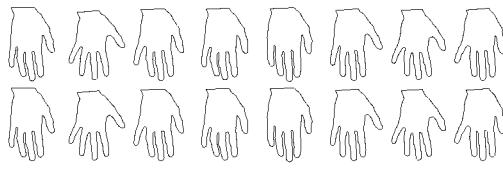
13/03/2005

GREYC Image

18

## Point Distribution Model (PDM)

Format des données requises



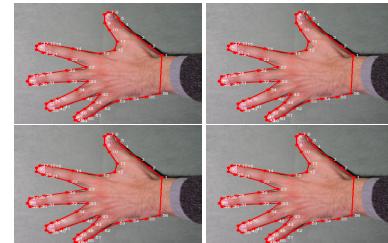
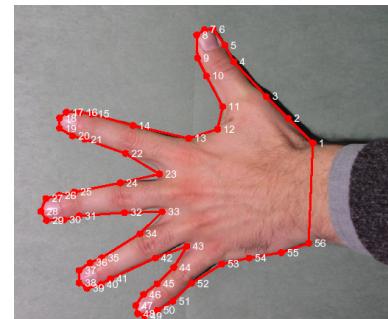
- un pool d'*instances correctes* de la forme étudiée (contours continus).
- l'annotation de chaque instance par *n* points correspondants: les  *landmarks*.

13/03/2005

GREYC Image

## Active Shape Model (ASM)

Modèle de forme (PDM)



pictures from Dr. Mikkel B. Stegmann

19

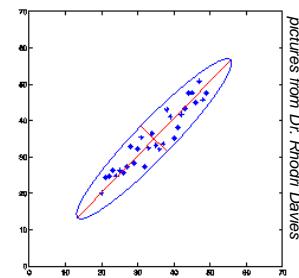
## Point Distribution Model (PDM)

Détails

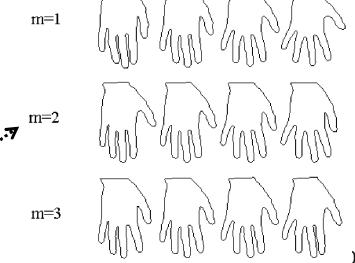
- ensemble d'apprentissage: **m** instances de forme 2D.
- chaque instance est annotée de **n** **landmarks**
  - *approximation polygonale*  $X_i$ .
- une forme moyenne  $X_m$  est déterminée après alignement point à point des  $X_i$ .
- une ACP extrait de la matrice de covariance les vecteurs propres  $p_k$  et les valeurs propres  $v_k$  associées.

## Active Shape Model (ASM)

Modèle de forme (PDM)



pictures from Dr. Rhodri Davies



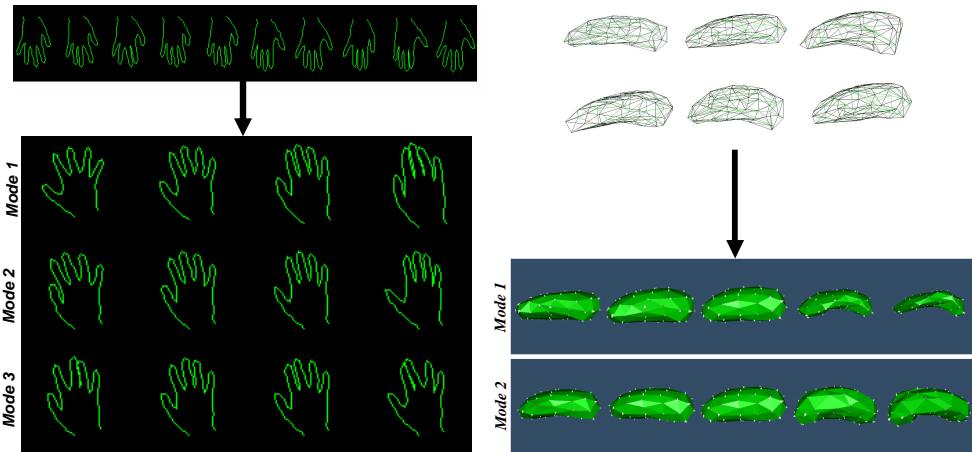
→ « *Allowable Shape Domain* » (ASD) défini par:

$$X = X_m + Pb$$

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

13/03/2005

GREYC Image



•Frangi, Rueckert et al. •Gerig et al.  
 •Kelemen, Szekely et al. •Pitiot, Thompson et al.

## **Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori**

### **1. Contexte.**

### **2. Etat de l'art des méthodes a priori de délinéation.**

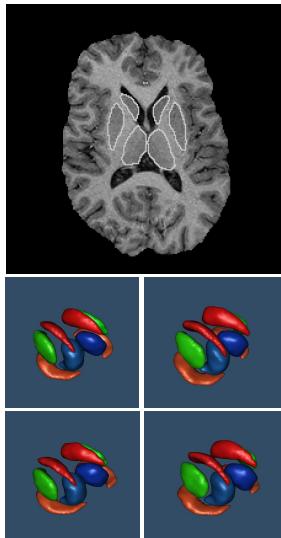
### **3. Présentation du modèle de forme PDM.**

### **4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.**

- 4.1. Construction automatique d'un ensemble d'apprentissage.**
- 4.2. Annotation automatique de l'ensemble d'apprentissage.
- 4.3. Résumé et résultats préliminaires.

### **5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.**

### **6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.**



13/03/2005

**L'ensemble d'apprentissage d'une structure requiert:**

- la délinéation d'environ 15 coupes IRM par instance de structure.
- de 25 à 80 instances volumiques pour chaque structure.

**Contraintes supplémentaires:**

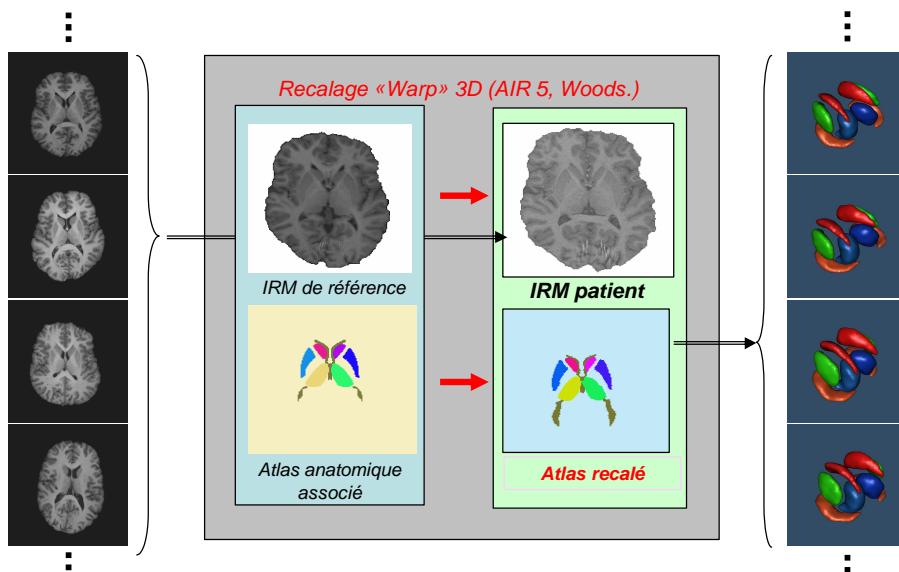
- problème de la variation inter/intra experts.
- de tels ensembles ne sont *pas disponibles ou diffusés*.

→ **Paradoxe:**

***L'obtention de structures identifiées est notre finalité, pas notre point de départ!!***

GREYC Image

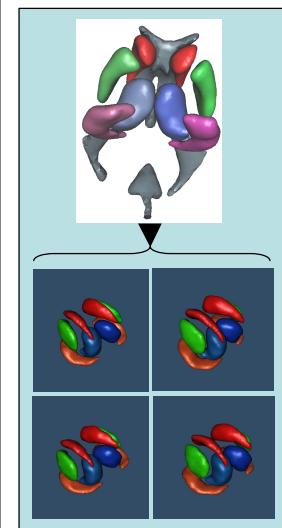
23



13/03/2005

GREYC Image

24



précision des résultats

« décente »:

- Recalage: processus stable
- Seule contrainte du PDM: instances plausibles

forme de référence respectée

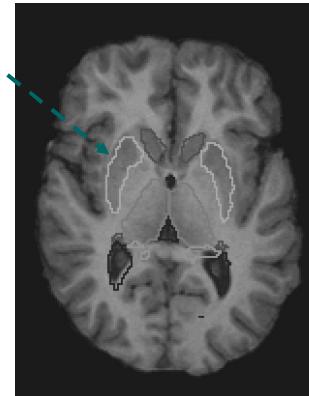
- Continuité de la transformation

variabilité de forme probablement capturée

- Critère de minimisation d'intensités
- Ventricules et surface corticale contribuent.

possibilité ultérieure de raffiner l'ensemble d'apprentissage

- Approche automatique autorise le bootstrap



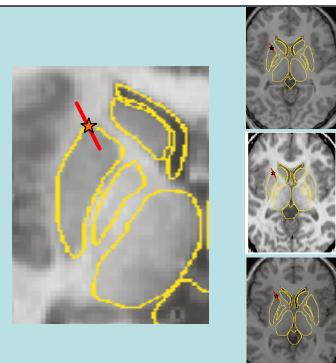
13/03/2005

GREYC Image

25

Modus operandi de l'ASM en IRM cérébrale:

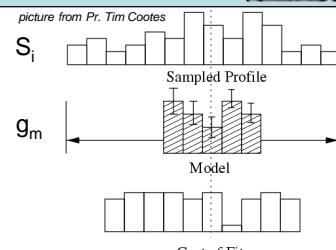
1. Les Experts tracent le contour précis de chaque instance.
2. Les Experts disposent les landmarks sur chaque instance.
3. Pour chaque landmark  $i$ , des segments de / voxels  $g_i$  sont collectés en direction normale sur chaque instance.
4. Pour chaque landmark  $i$ , un segment moyen  $g_m$  et une matrice de covariance  $C$  est calculée à partir des  $g_i$



La plus faible **distance de Mahalanobis**

$$(S_i - g_m)^T C^{-1} (S_i - g_m)$$

désigne la position optimale de  $g_m$  sur le segment  $S_i$  ( $L > 1$ ) prélevé sur l'image.



13/03/2005

GREYC Image

Cost of Fit

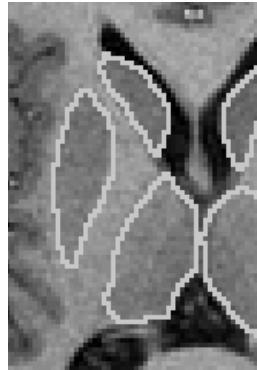
La plus faible **distance de Mahalanobis**

$$(S_i - g_m)^T C^{-1} (S_i - g_m)$$

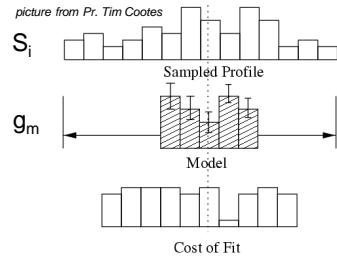
désigne la position optimale de  $g_m$  sur le segment  $S_i$  ( $L > I$ ) prélevé sur l'image.



13/03/2005



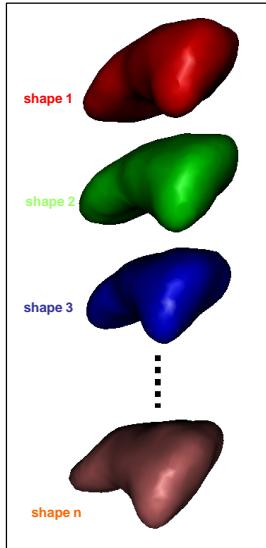
GREYC Image



**Le caractère approximatif de nos contours invalide l'emploi de ce modèle d'intensité**

## **Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori**

- 1. Contexte.**
- 2. Etat de l'art des méthodes a priori de délinéation.**
- 3. Présentation du modèle de forme PDM**
- 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.**
  - 4.1. Construction automatique d'un ensemble d'apprentissage.
  - 4.2. **Annotation automatique de l'ensemble d'apprentissage.**
  - 4.3. Résumé et résultats préliminaires.
- 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.**
- 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.**



13/03/2005

### Impraticabilité de l'annotation manuelle :

- 2D: annotation manuelle courante (e.g 20 instances sur 1 couche).
- 3D: données représentent de 25 à 80 instances sur 15 couches!
- 3D: intuition de la géométrie de la forme moyenne et de sa variation?

### Usage d'une méthode automatique 3D?

- longtemps spécifiques et relativement arbitraires.
- 2002: une méthode générique et optimale! [1][2].

[1] R. H. Davies, C. J. Twining, T. F. Cootes, J. C. Waterton, C. J. Taylor, "A Minimum Description Length Approach to Statistical Shape Modeling", IEEE Transactions on Medical Imaging, 21(5), May 2002.

[2] Allan Reinhold Kildeby, "Building optimal 3D shape models", Master's Thesis, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, DTU, Supervisor: Rasmus Larsen, 2002

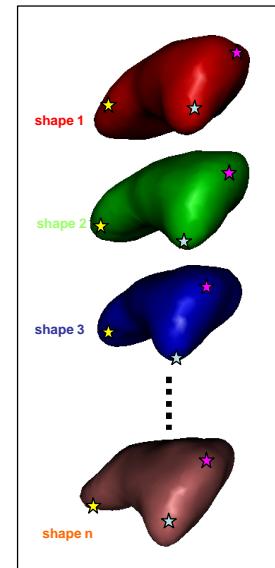
GREYC Image

29

### Cadre d'une optimisation simplex:

- Génération d'une hypothèse paramétrique d'annotation.
- Propagation des landmarks sur l'ensemble d'apprentissage.
- Alignement Procrustes et calcul du PDM.
- Fonction d'évaluation quantifie la pertinence de ce PDM.
- Le simplex désigne de nouveaux paramètres d'annotation.

→ Itération jusqu'à solution d'annotation optimale



13/03/2005

GREYC Image

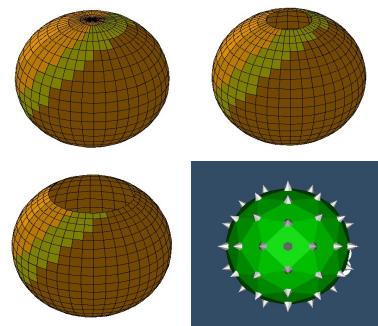
30

### Pour chaque instance de forme de l'ensemble:

1. *Reparamétrisation* d'une sphère de landmarks par fonction de distribution cumulée de noyaux de Cauchy:

$$f(\theta) = \frac{1}{1+A} \left( \theta + \arccos \left( \frac{(1+\alpha^2) \cos \theta - 2\alpha}{1+\alpha^2 - 2\alpha \cos \theta} \right) \right)$$

2. *Projection* des landmarks de la sphère vers l'instance surfacique.



13/03/2005

GREYC Image

31

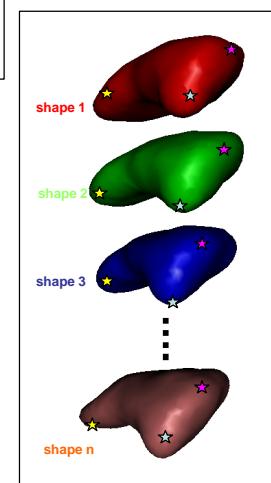
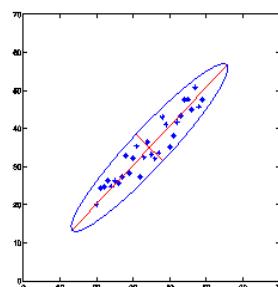
### Principe de la fonction d'évaluation:

$$\text{MDL}(\text{PDM}) =$$

$$\text{MDL}(X_m) + \text{MDL}(\text{ modes significatifs }) + \text{MDL}(\text{ modes résiduels })$$

« Occam's razor » : generalization VS precision

### Autre interprétation:



13/03/2005

GREYC Image

32

# Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori

## 1. Contexte.

## 2. Etat de l'art des méthodes a priori de délinéation.

## 3. Présentation du modèle de forme PDM.

## 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.

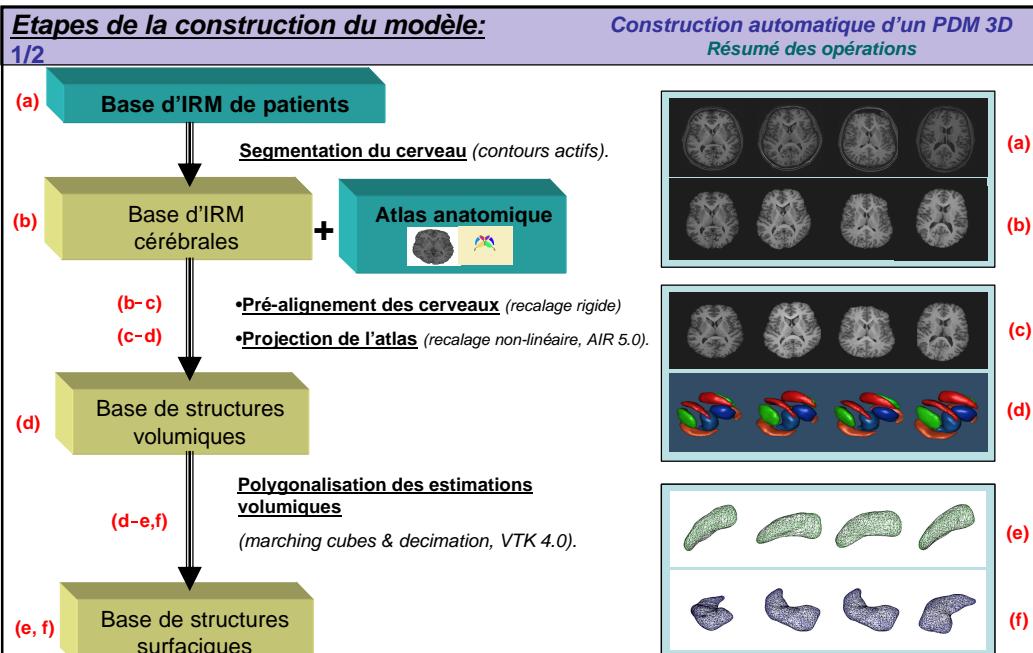
4.1. Construction automatique d'un ensemble d'apprentissage.

4.2. Annotation automatique de l'ensemble d'apprentissage.

### 4.3. Résumé et résultats préliminaires.

## 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.

## 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.

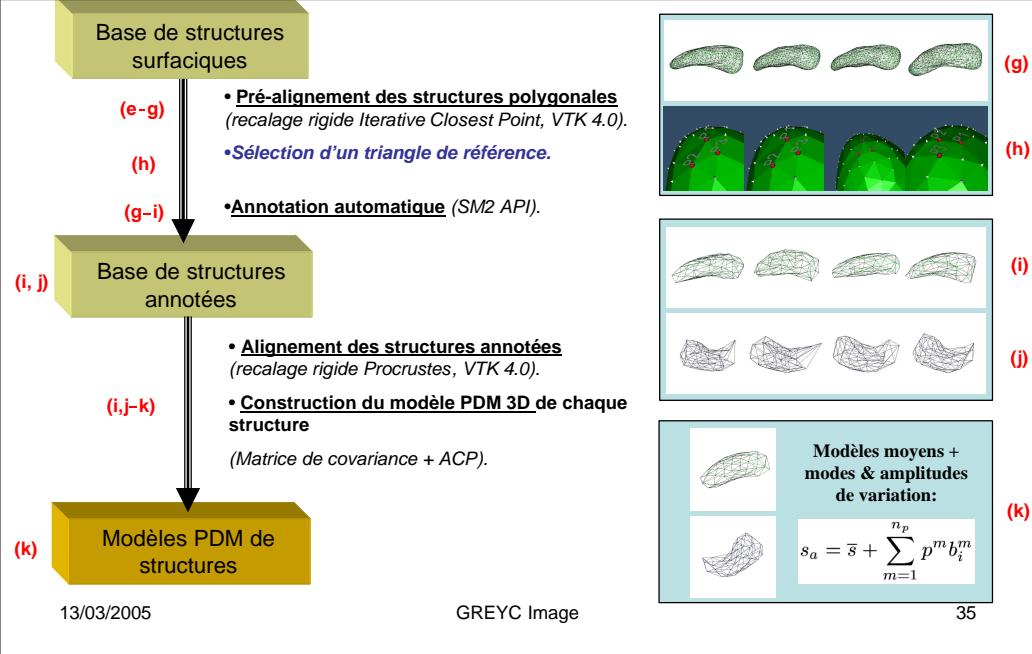


## Etapes de la construction du modèle:

2/2

Construction automatique d'un PDM 3D

Résumé des opérations



## Exemple de PDM du Putamen gauche:

Construction automatique d'un PDM 3D  
Résultats préliminaires



Mode	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
% variance	22.87	17.07	11.08	9.31	7.24	6.14	3.77	2.97	2.74	2.41

## BILAN: Méthode de construction automatique du PDM 3D

### Contribution:

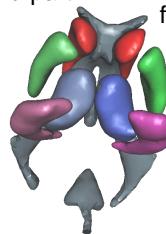
*une méthode s'affranchissant de la contrainte d'un ensemble d'apprentissage déjà délinéée.*

En conséquence:

- les atlas disponibles permettent de créer des PDMs de nombreuses structures.
- ajouter une structure ne requiert « que » sa délinéation sur un volume de référence.
- possibilité de créer des modèles à partir de populations diverses.

### Limites:

- topologie des structures réduite à celle d'une sphère.
- l'annotation est optimisée pour une structure isolée et ne capture pas les riches corrélations de voisinage.
- la variabilité capturée par le PDM est (essentiellement) linéaire.
- supposition faite: le réseau de landmarks forme une approximation polygonale suffisamment précise de la forme.



13/03/2005

37

## **Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori**

- 1. Contexte.**
- 2. Etat de l'art des méthodes a priori de délimitation.**
- 3. Présentation du modèle de forme PDM.**
- 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.**
- 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.**
- 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.**

13/03/2005

GREYC Image

38

Absence d'expertise précise:

- La méthode standard basée sur la méthode de Mahalanobis n'est pas applicable.
- Nous devons utiliser des critères basés uniquement sur l'IRM courante

Rechercher des critères désignant la frontière sachant:

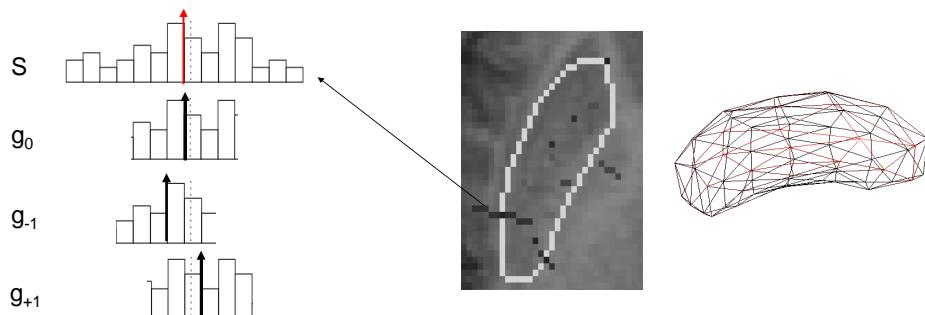
- Aucun critère n'est complètement fiable en IRM.
- La conjonction de plusieurs critères devrait être relativement fiable.
- Le modèle de forme devrait compenser certaines erreurs.

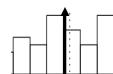
Degré de généralisation souhaité:

- critères pertinents sur toute IRM « clinique ».
- possibilité d'adaptation à une structure d'intérêt.

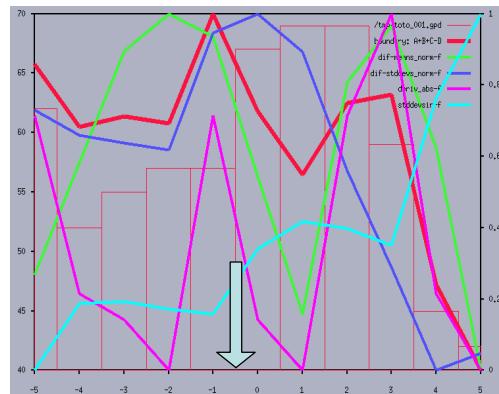
Une fois le prototype de forme positionné sur l'IRM, pour chaque landmark:

1. Collecter le segment **S** de voxels centré sur le landmark et de direction normale à la surface (repère discret, Bresenham 3D).
2. Chaque hypothèse  $h_i$  de frontière est représentée par un sous-segment de **2l** voxels.
3. Sélectionner l'hypothèse maximisant la différence entre intérieur et extérieur de la structure





1. Frontière témoigne d'une différence d'intensité.
2. Frontière délimite des régions internes et externes de différence de moyenne maximale.
3. Région interne plus régulière que région externe: frontière à différence maximale.
4. Région interne la plus régulière possible.
5. Normalisation séparée et filtrée de chaque source

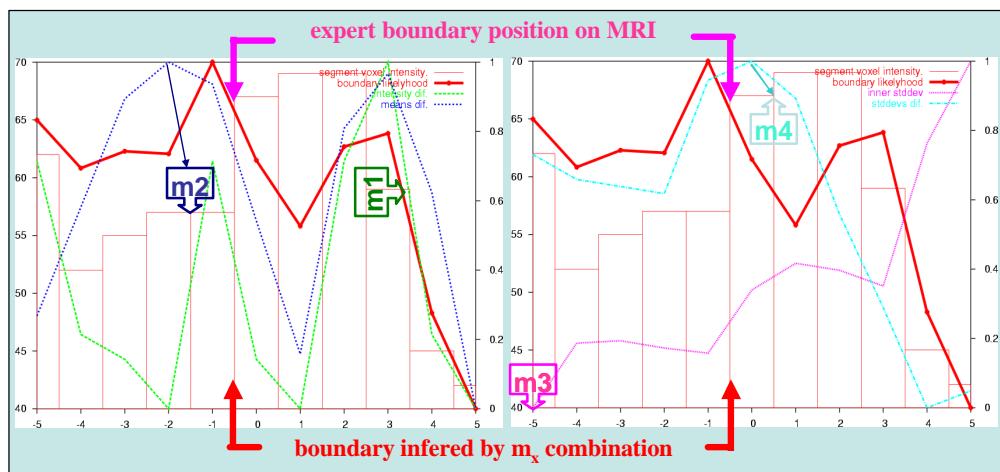


13/03/2005

GREYC Image

41

étude du cas d'un Putamen gauche



local intensity difference



in/out means difference

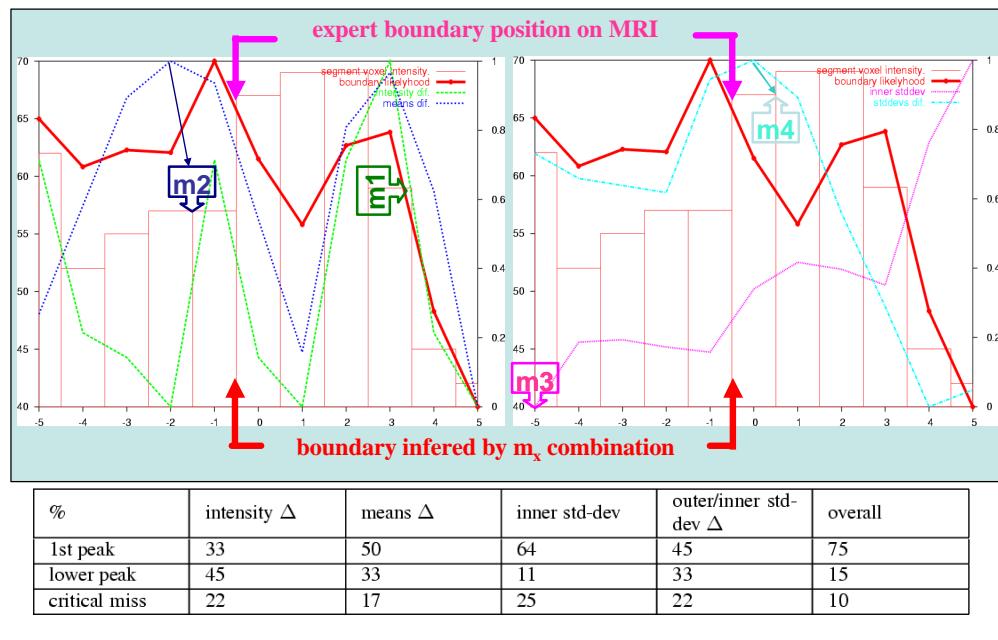


inner standard deviation (keep low)

GREYC Image

13/03/2005

42

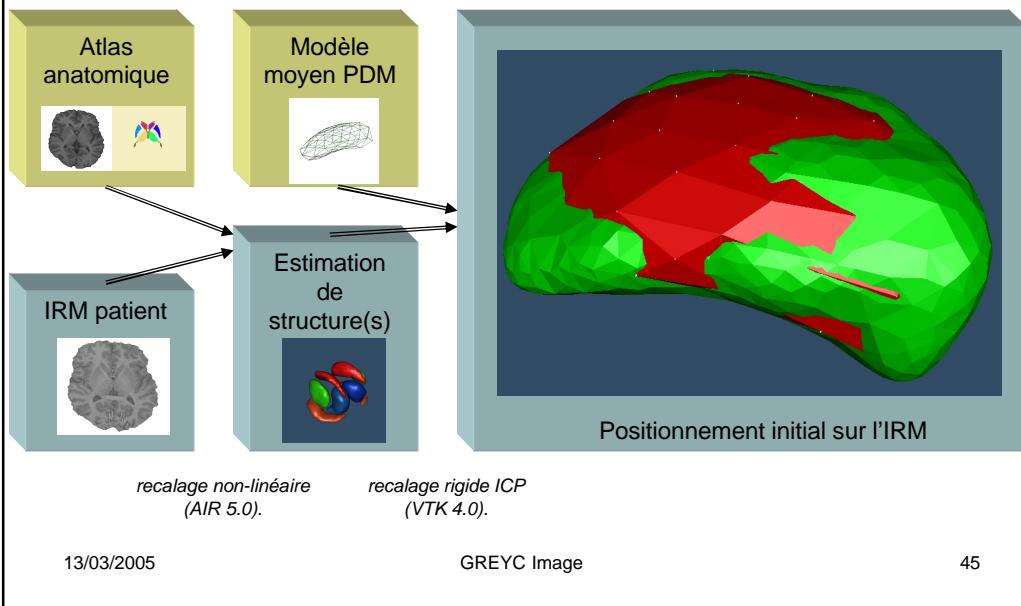


## **Construction automatique de modèles de formes à partir d'information a priori**

- 1. Contexte.**
- 2. Etat de l'art des méthodes a priori de délimitation.**
- 3. Présentation du modèle de forme PDM.**
- 4. Construction automatique d'un modèle de forme en IRM cérébrale 3D.**
- 5. Proposition d'un modèle d'intensité adapté.**
- 6. Perspectives: Difficultés de l'ASM en IRM 3D.**

## **Positionnement du modèle de forme sur l'IRM patient.**

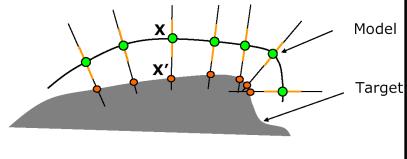
## Perspectives



## **Autres difficultés**

## Perspectives

- « crushing »
  - estimation fiable des paramètres dans l'espace de forme: robust statistics (Rogers et al).
  - régularisation interne du modèle d'intensité?
  - extraction d'informations géométriques attachées aux landmarks.



*picture from Dr. Marleen de Brujine*

# The end...

## Contacts:

Equipe GREYC Image: <http://www.greyc.ensicaen.fr/EquipeImage>

Jonathan Bailleul: <http://www.greyc.ismra.fr/~bailleul>

Su Ruan: <http://www.greyc.ensicaen.fr/~sruan>

Daniel Bloyet: [Daniel.Bloyet@greyc.ensicaen.fr](mailto:Daniel.Bloyet@greyc.ensicaen.fr)