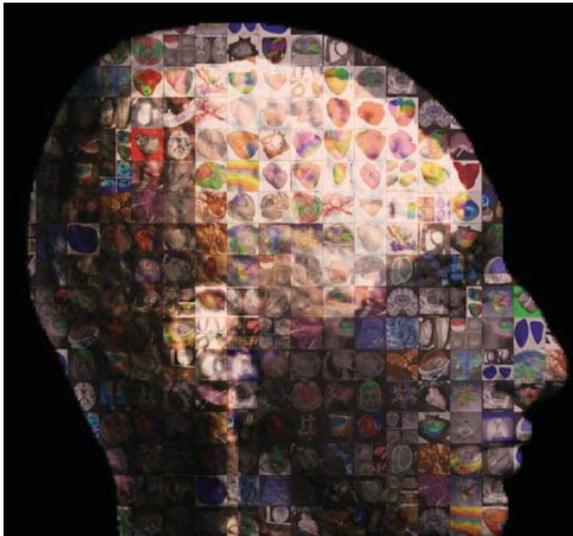


Chaire Informatique et sciences numériques

3. Variabilité anatomique et fonctionnelle - Atlas Statistiques



Nicholas Ayache

13 mai 2014

Collège de France



Le patient numérique personnalisé
Images, médecine et informatique

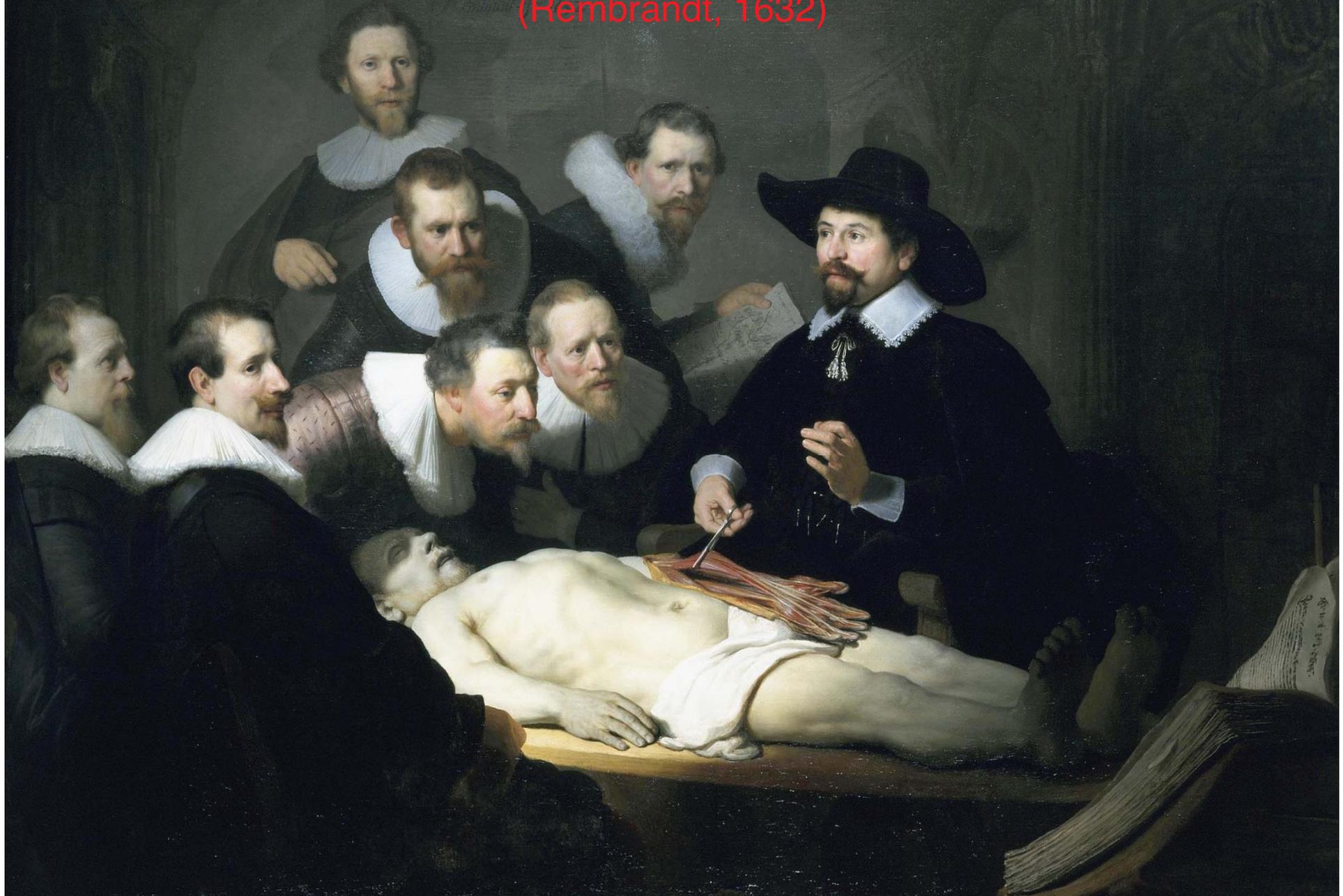


**COLLÈGE
DE FRANCE**
— 1530 —

- 29 avril 2014 **Sciences des images médicales : les grandes classes de problèmes**
Chirurgie du futur guidée par l'image numérique, Jacques Marescaux, *IHU Strasbourg, IRCAD*
Cardiologie du futur à l'ère du patient numérique, Michel Haïssaguerre, *CHU Bordeaux, Université Victor-Segalen, IHU LIRYC*
- 6 mai 2014 **Se repérer dans les images : recalage et segmentation**
Mesurer le cerveau numérique, Jean-François Mangin, *Neurospin Saclay*
Reconstruction d'organes dans les formes, Hervé Delingette, *Inria, Sophia Antipolis*
- 13 mai 2014 **Variabilité anatomique et fonctionnelle : atlas statistiques**
Phénotype, fonction et génotype, Bertrand Thirion, *Inria Saclay Île-de-France, CEA, DSV, I2BM, Neurospin*
Statistiques de formes et variétés anatomiques, Xavier Pennec, *Inria Sophia Antipolis*
- 20 mai 2014 **La dimension temporelle : quantifier une évolution**
La neuro-imagerie à l'ère du patient numérique, Stéphane Lehericy, *IHU Pitié Salpêtrière*
Biomarqueurs d'imagerie dans les pathologies cérébrales, Christian Barillot, *CNRS, Inserm, Inria Rennes*
- 27 mai 2014 **Imagerie des tumeurs : modèles biophysiques pour mesurer et prédire**
Neurochirurgie guidée par l'image, Emmanuel Mandonnet, *Hôpital Lariboisière*
Radiothérapie guidée par l'image, Jocelyne Troccaz, *TIMC Grenoble, CNRS*
- 03 juin 2014 **Imagerie microscopique in vivo : mosaïques numériques et indexation**
Les enjeux médicaux de l'endomicroscopie, Jean-Paul Galmiche, *CHU Nantes*
Des étoiles aux cellules, de la recherche à l'entreprise, Sacha Loiseau, *Mauna Kea Technologies*
- 10 juin 2014 **Le cœur numérique personnalisé : diagnostic, pronostic et thérapie**
Images et signaux cardiaques : état de l'art et futur, Pierre Jaïs, *CHU Bordeaux, Université Victor-Segalen, IHU LIRYC*
Vers un système vasculaire numérique, Jean-Frédéric Gerbeau, *Inria UPMC*
- 17 juin 2014 **Réalité virtuelle, simulation, et perspectives**
Réalité augmentée en endoscopie et chirurgie, Luc Soler, *IRCAD/IHU, Strasbourg*
Simulation en médecine : présent et futur, Stéphane Cotin, *Inria*

La leçon d'anatomie du Dr Tulp

(Rembrandt, 1632)

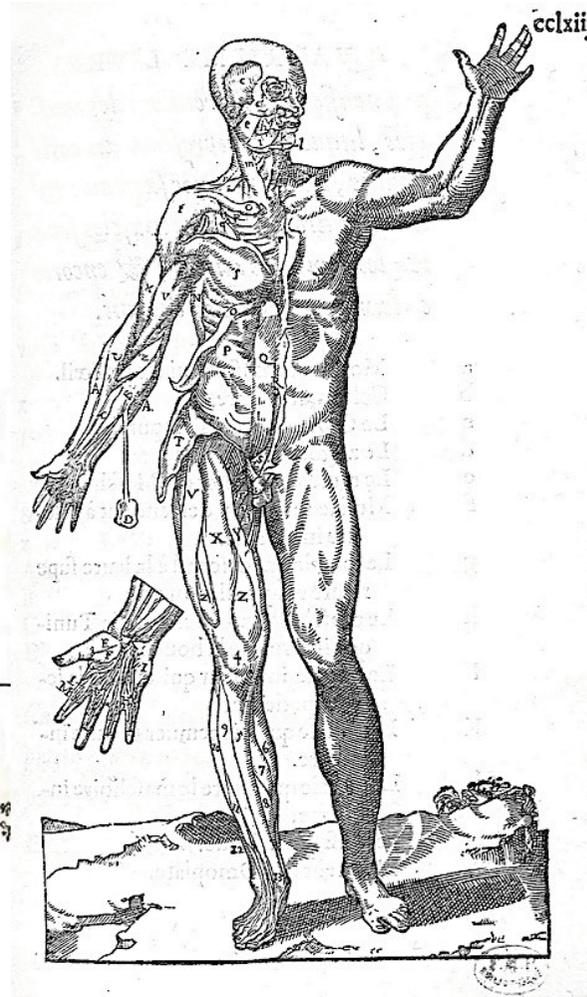


Anatomie

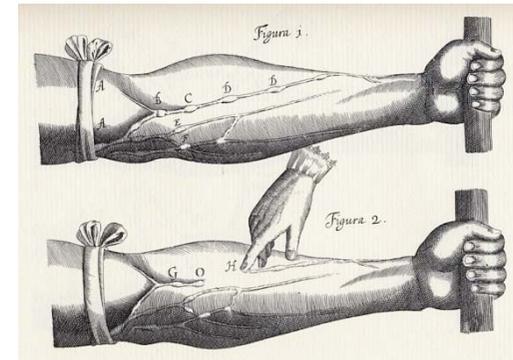
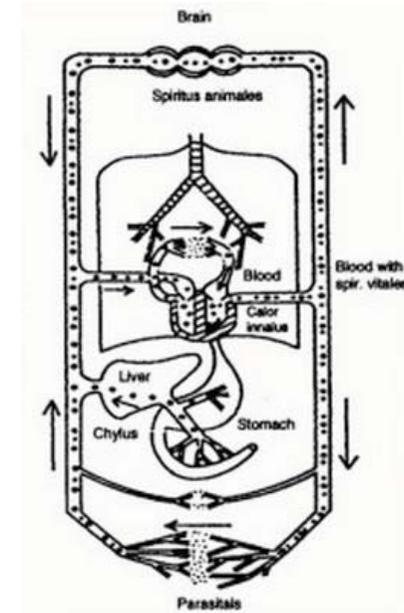
ANDREAS VESALII BRUXELLENSIS
 HVMANI COR-
 TERIS QVAS SV-
 LIBERORVM, SVAQVE
 Latere delineatio.
 PORIS OSSIVM CAE
 STINENT PARTIBVS
 E SEDE POSITORVM EX



**André Vésale,
1514-1564**



**Ambroise Paré
1509-1590**



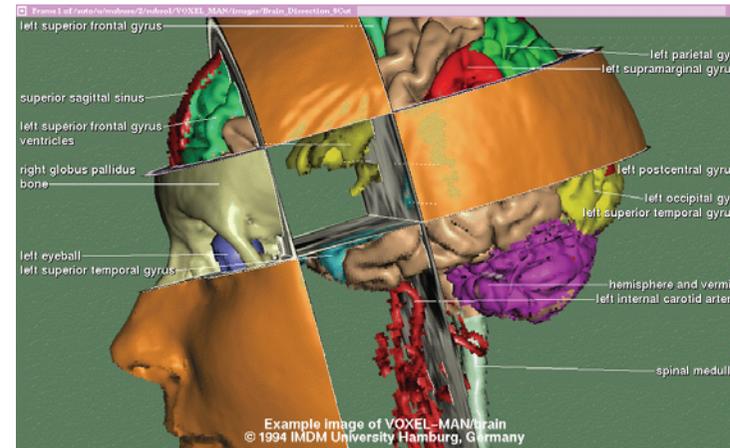
**William Harvey
1578 – 1657**

Visible Human, 1989 - 2000

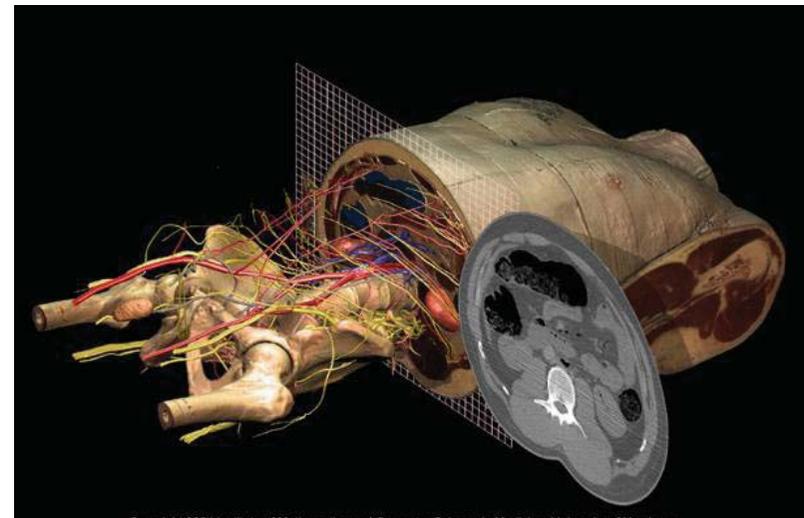
National Library of Medicine, USA



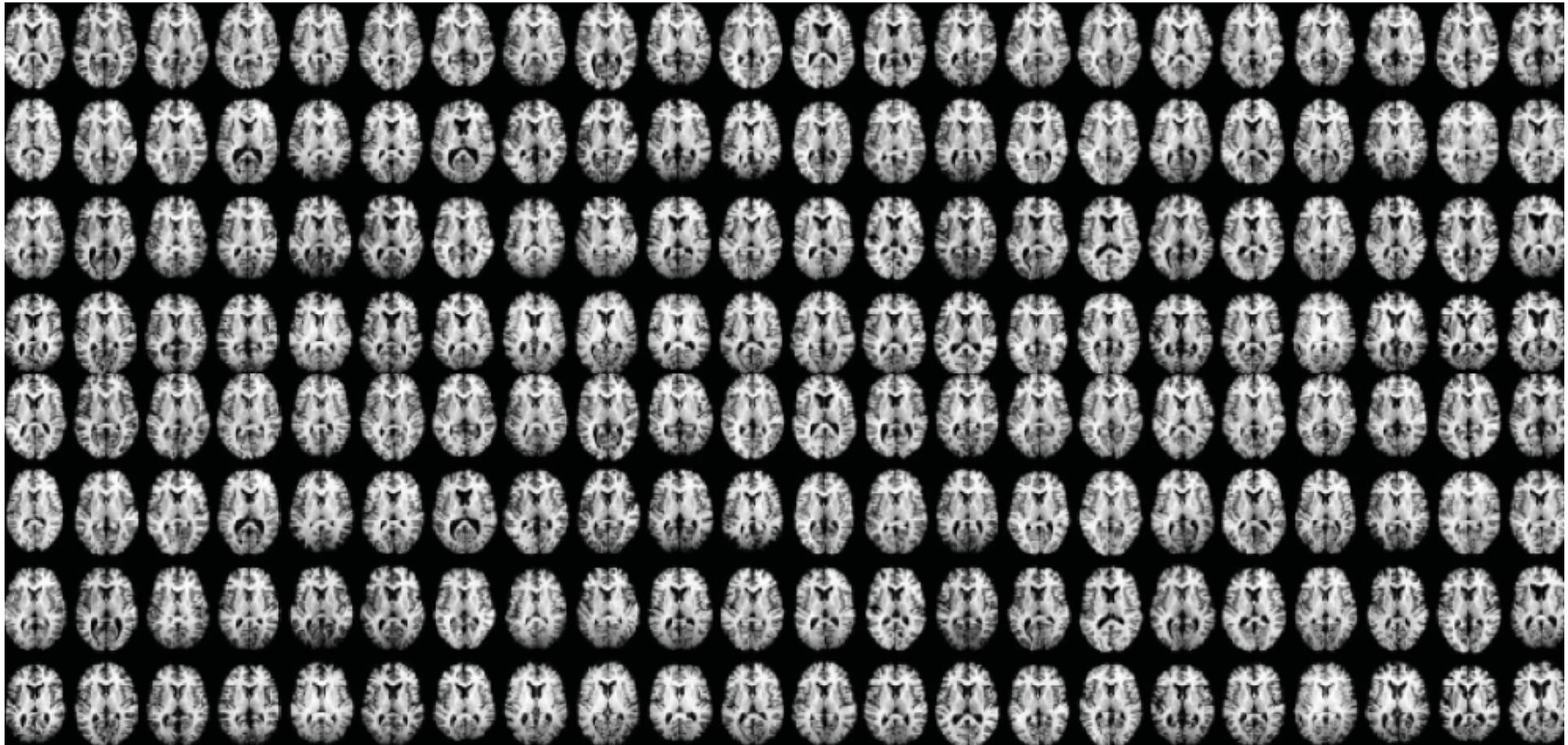
un homme et une femme...



Voxel-Man, U. Hamburg, 2001



21^{ème} siècle : de l'individu à une population et réciproquement



Anatomie computationnelle

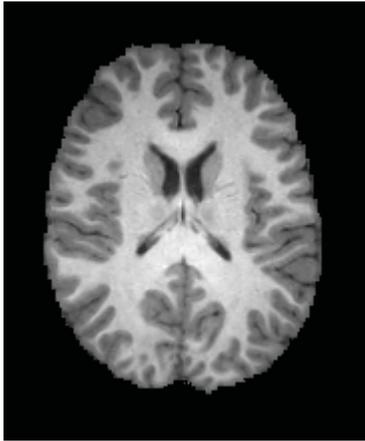


Modéliser la *variabilité* de l'anatomie humaine

Grenander & Miller 1998: Computational Anatomy, an emerging discipline (Quart. Appl. Math.)

Pennec and Joshi 2006, *Math. Foundations of Computational Anatomy*, (MICCAI'2006,08,11,13).

F. Bookstein, C. Davatzikos, I. Dryden, O. Faugeras, G. Charpiat, T. Fletcher, P.Golland, G. Gerig, H. Tagare, S. Joshi, M. Styner, C. Twinning, B. Vemuri, etc.

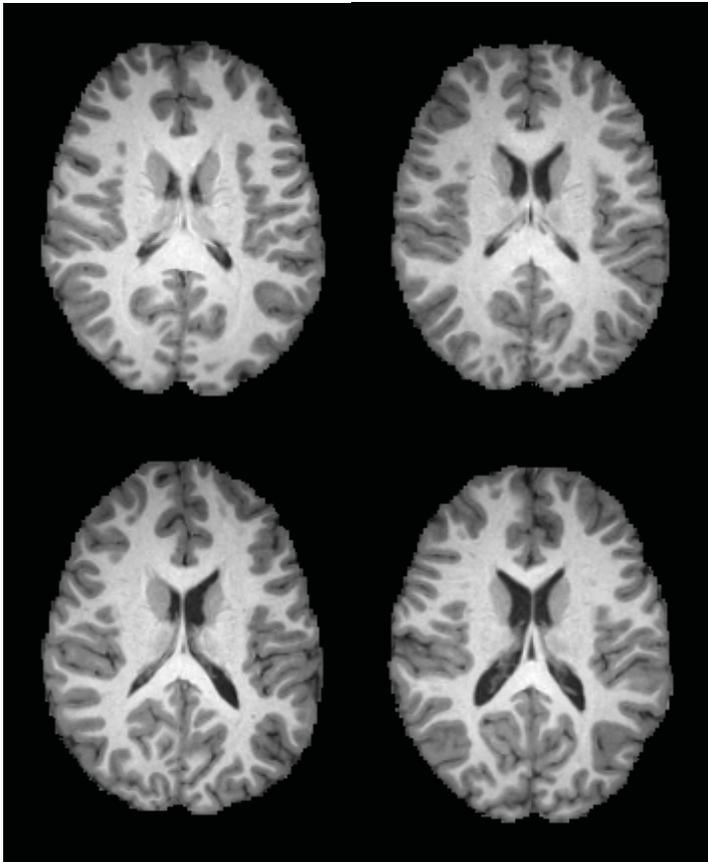


Apparence et forme



- 2 composantes importantes dans les images: l'apparence (intensité) et la forme (géométrie)
- Il faut combiner forme et apparence pour fusionner des images et faire des statistiques (moyenne et variance)

Apparence et forme



Formes et déformations

D'Arcy Thompson

1917

transformations géométriques

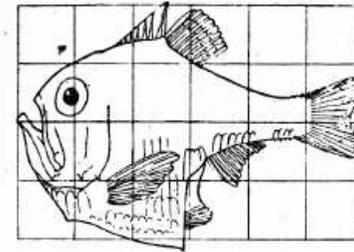
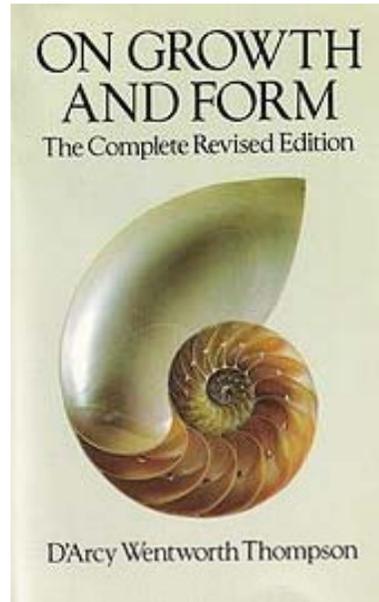


Fig. 517. *Argyropelecus Olfersi*.

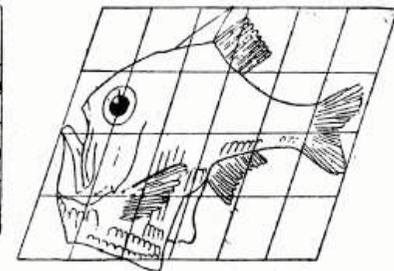
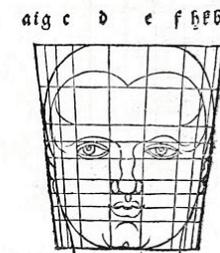
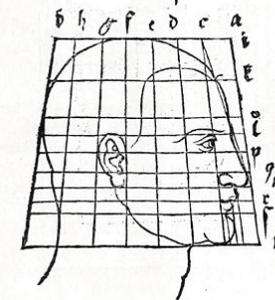
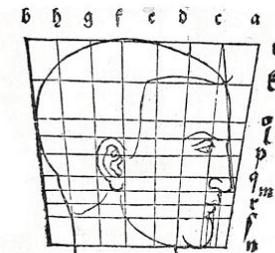
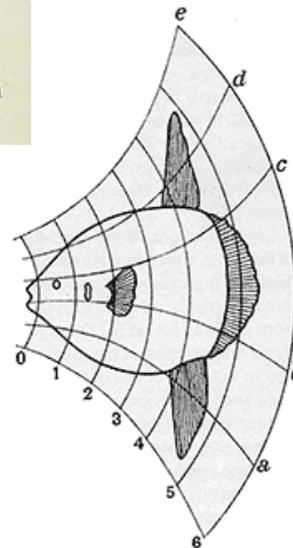
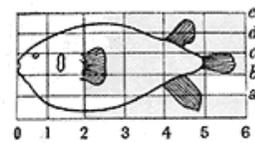
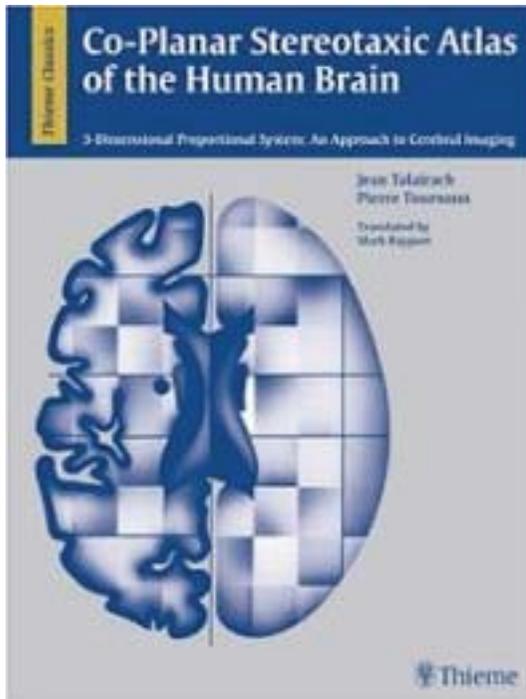


Fig. 518. *Sternoptyx diaphana*.

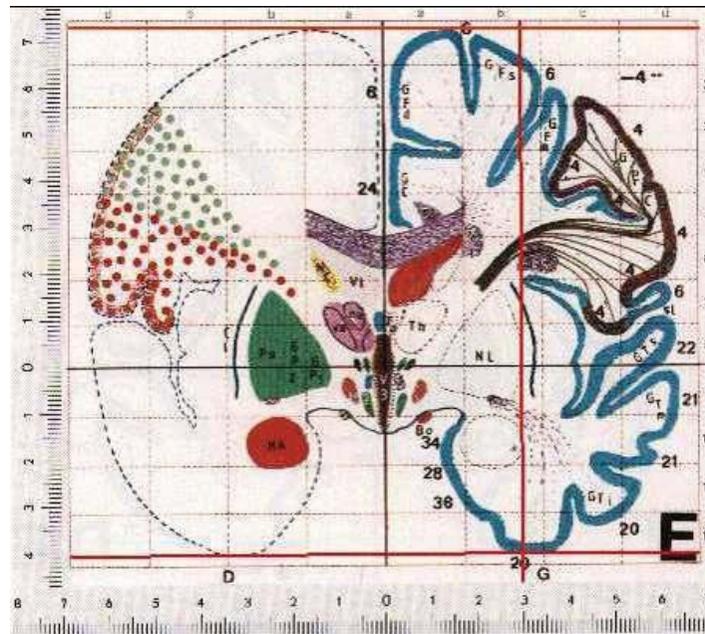


Atlas cérébral



Talairach et Tournoux, 1988

Introduit dès 1957



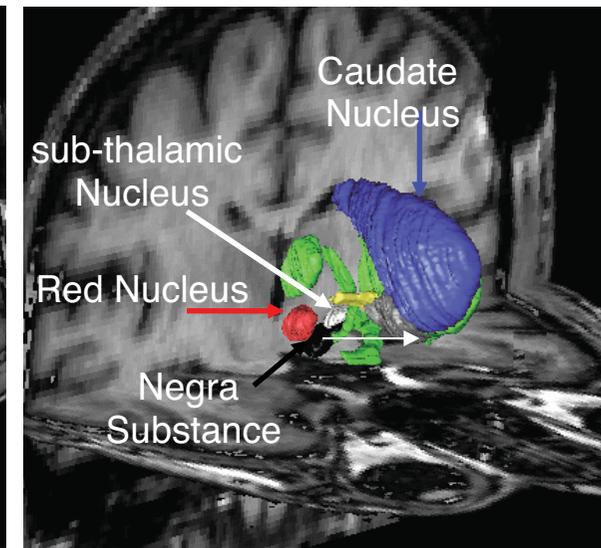
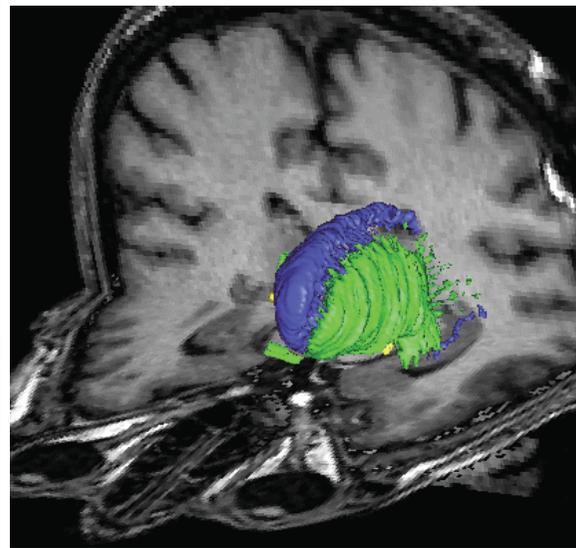
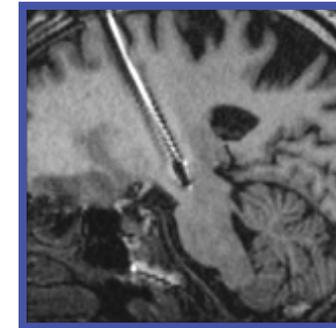
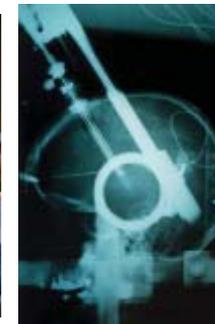
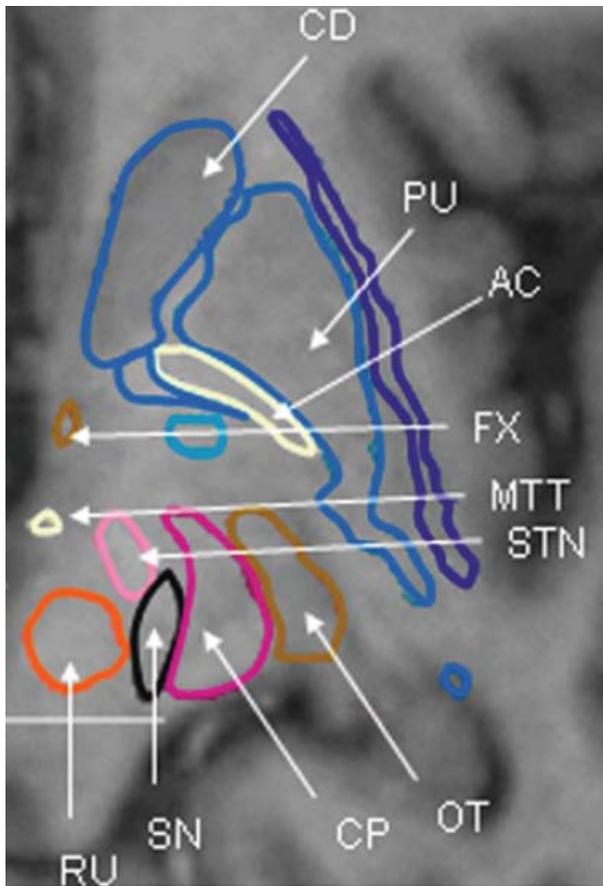
Avec un algorithme
de recalage linéaire
par morceaux



Atlas pour la neurochirurgie

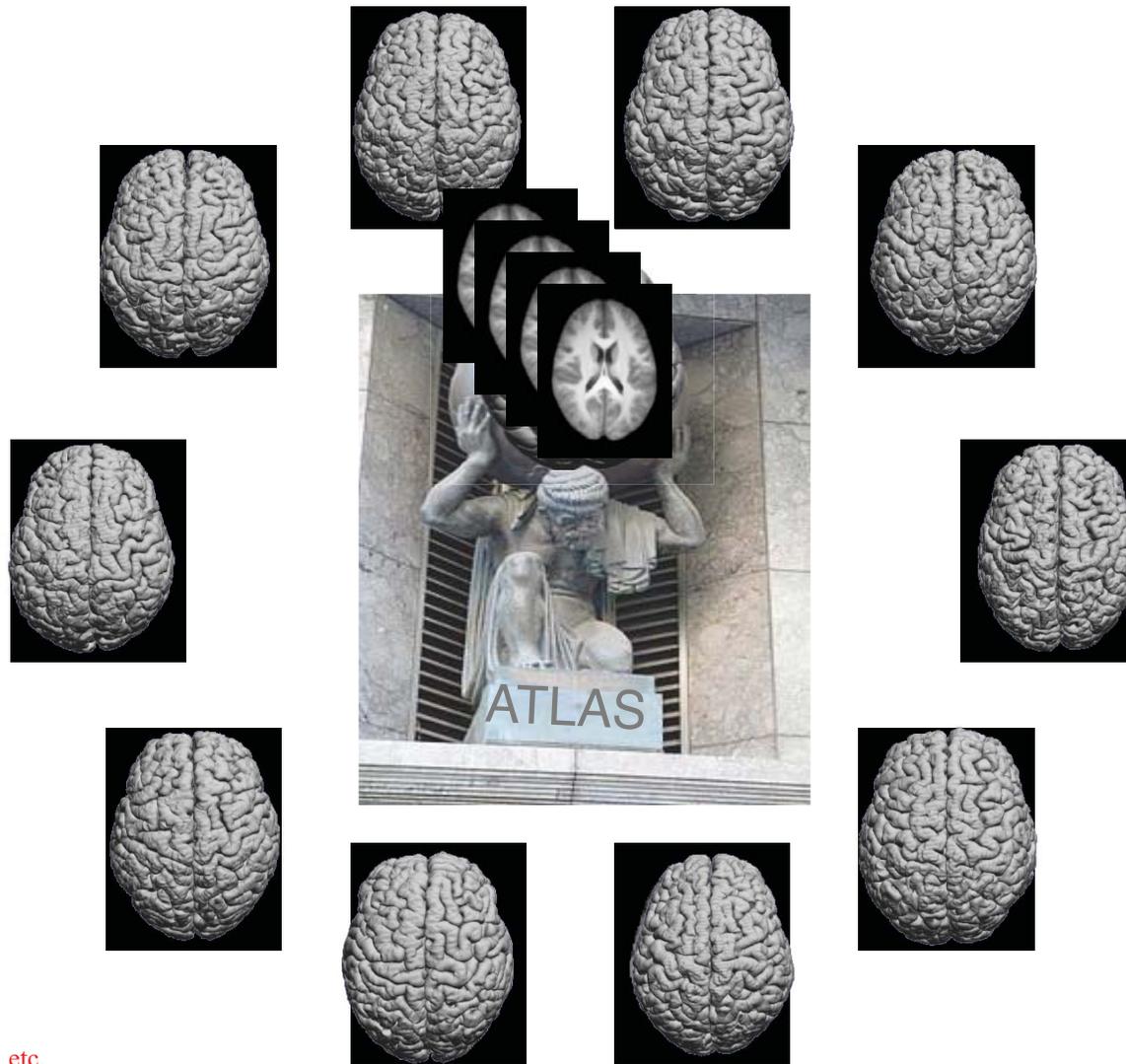
- Electrostimulation de patients parkinsoniens

IHU Pitié Salpêtrière



J Yelnik, E Bardinet, D Dormont, G Malandain, S Ourselin, D Tande, C Karachi, N Ayache, P Cornu, Y Agid. *Neuroimage*, 2007

Anatomie moyenne



Bookstein,
Guimond et al.
Faugeras et al.,
Miller et al.,
Trouvé, Younes, Allassonière, etc.

Les outils nécessaires

- Recalage d'images :
 - pour mettre en correspondance des structures homologues : *voxels, tenseurs, repères, lignes, etc.*
 - pour estimer des transformations géométriques
- Calcul statistique :
 - sur les structures mises en correspondance
 - sur les transformations géométriques

Les outils nécessaires

- Recalage d'images :
 - pour mettre en correspondance des structures homologues : *voxels, tenseurs, repères, lignes, etc.*
 - pour estimer des transformations géométriques
- **Calcul statistique :**
 - sur les **structures** mises en correspondance
 - sur les **transformations** géométriques

Variétés géométriques



- Formes et déformations ne sont en général pas représentées dans des espaces vectoriels
- Moyenne et covariance doivent être redéfinies

Géométrie riemannienne

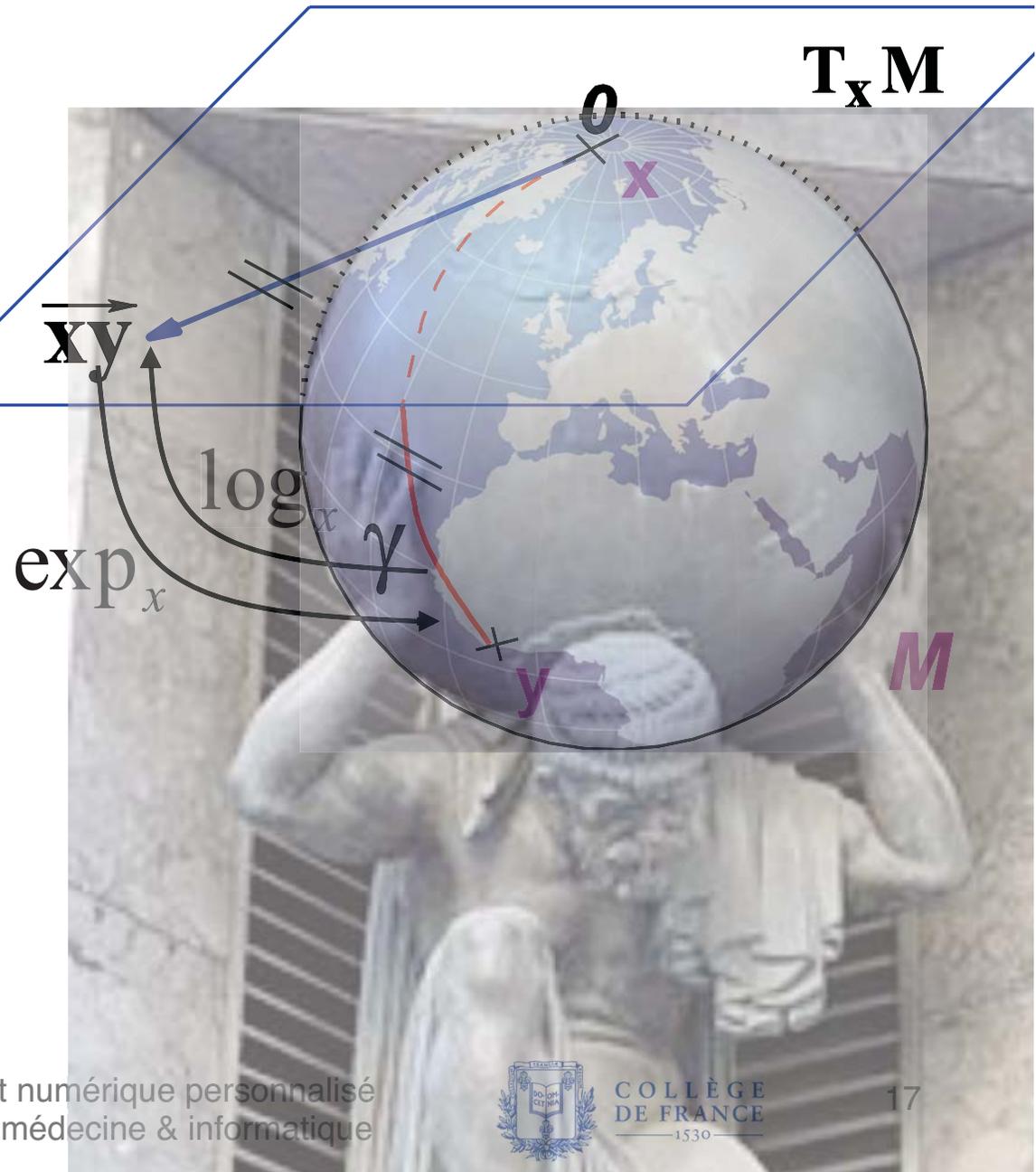
- **App. Exponentielle**
 - espace tangent \rightarrow variété
- **App. logarithmique**
 - variété \rightarrow espace tangent
- **Distance géodésique**
 $d(x, y) = \inf L(\gamma)$
- **Moyenne de Fréchet**

$$\mu = \arg \min_{x \in M} \sum_{i=1}^N d(x, x_i)^2$$

X. Pennec & N. Ayache, JMIV 1998

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

Variété riemannienne



- Moyenne de Fréchet :

$$\mu = \arg \min_{x \in M} \sum_{i=1}^N d(x, x_i)^2$$

- Propriété caractéristique*

$$\sum_k \log_{\mu}(x_k) = 0$$

* presque partout

- On peut obtenir μ par un algorithme de descente de gradient

X. Pennec & N. Ayache, JMIV 1998.

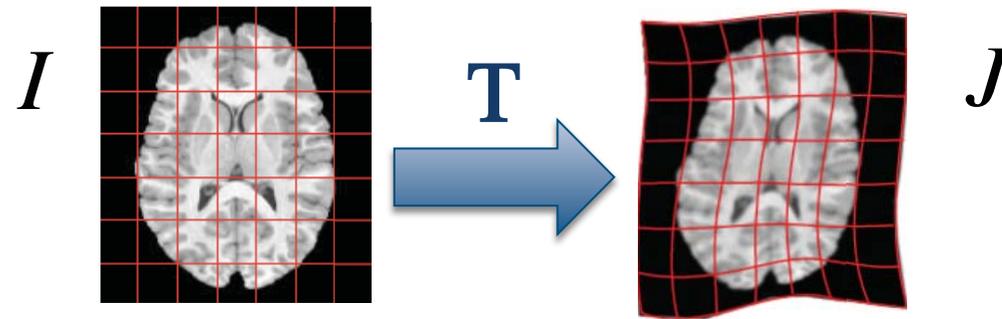
X. Pennec, JMIV 2006.

Les outils nécessaires

- **Recalage d'images :**
 - pour mettre en correspondance des structures homologues : *voxels, tenseurs, repères, lignes, etc.*
 - pour estimer des transformations géométriques
- Calcul statistique :
 - sur les structures mises en correspondance
 - sur les transformations géométriques

Recalage d'images

- Superposer au mieux les intensités et les formes



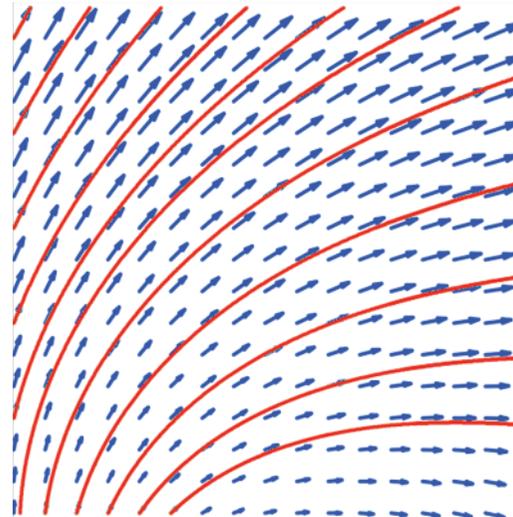
$$E(I, J, T) = \text{Sim}(T(I), J) + \text{Reg}(T)$$

- E : compromis entre la ressemblance et déformation
- T est très régulière et inversible : difféomorphisme

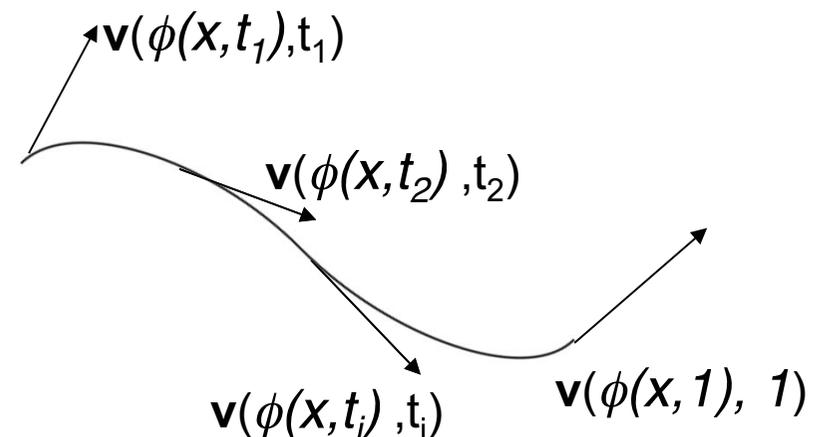
Flots de difféomorphismes

- La transformation $T = \phi(x,t)$ est paramétrée par un champ de vecteurs tangents qui varie au cours du temps

$$\frac{\partial \phi(x,t)}{\partial t} = v(\phi(x,t), t)$$



- Leur intégration pendant une unité de temps $(0,1)$ fournit le déplacement $T(x) = \phi(x,1)$



Trouvé 98, Miller 01, Chefd'hotel 01, Beg 2005, Younes, etc.

LDDMM :

Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping

$$E = \text{dist}(I \circ \phi, J) + \int \|v(t)\|_v^2 dt$$

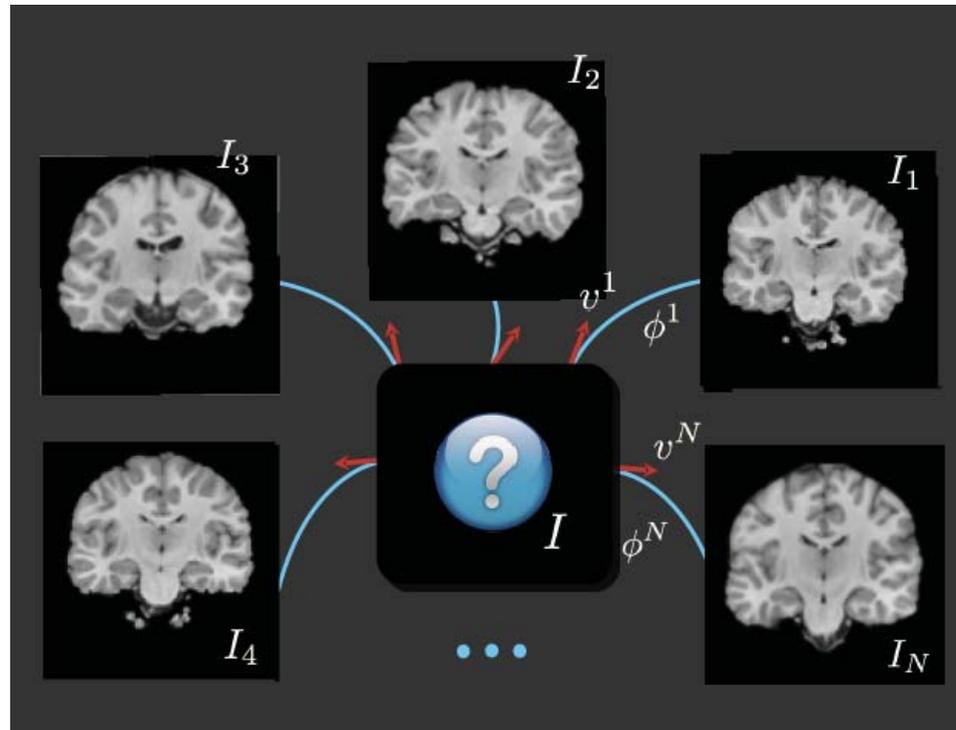
- Difféomorphisme le plus proche de l'identité qui superpose au mieux I et J
 - Norme de v calculée dans un espace de Sobolev
- **Métrique riemannienne** entre images (orbites)

Beg, Miller, Trouvé, Younes, Computing Large Deformation Metric Mappings via Geodesic Flows of Diffeomorphisms, IJCV 2005

Ashburner et Friston, Diffeomorphic registration using geodesic shooting and Gauss–Newton optimisation, Neuroimage 2011

Anatomie moyenne

- Moyenne de Fréchet : minimise la somme des distances géodésiques



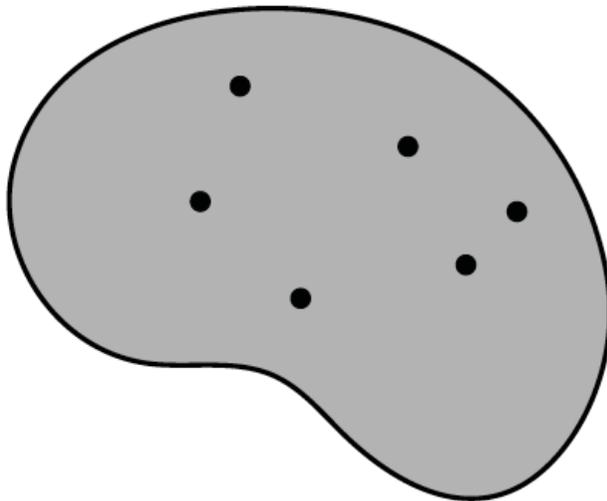
$$\sum_{i=1}^N d(I, I_k)^2 = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2\sigma^2} \|I \circ (\phi^k)^{-1} - I_k\|^2 + (Lv^k, v^k)$$

Joshi et al. 2004, Vialard et al. 2011

Moyenne de Fréchet

Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$



Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique

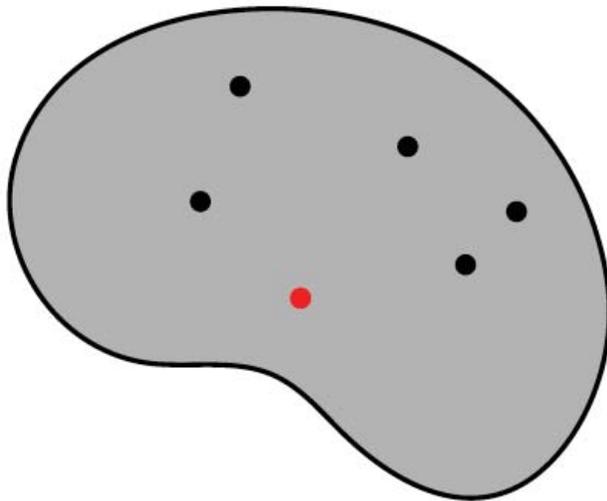
Pennec – Ayache, JMIV 1998
Guimond 2000



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

24

Moyenne de Fréchet



Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$

$$\mu_0 = \mathbf{x}_1$$

Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

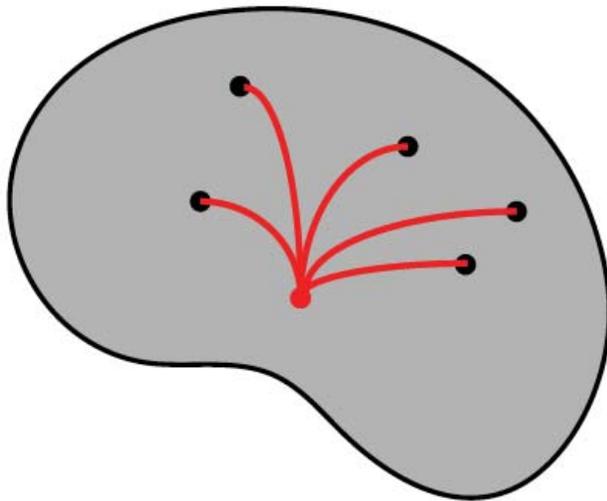
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

25

Moyenne de Fréchet



Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$

$\mu_0 = \mathbf{x}_1$

Repeat:

Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

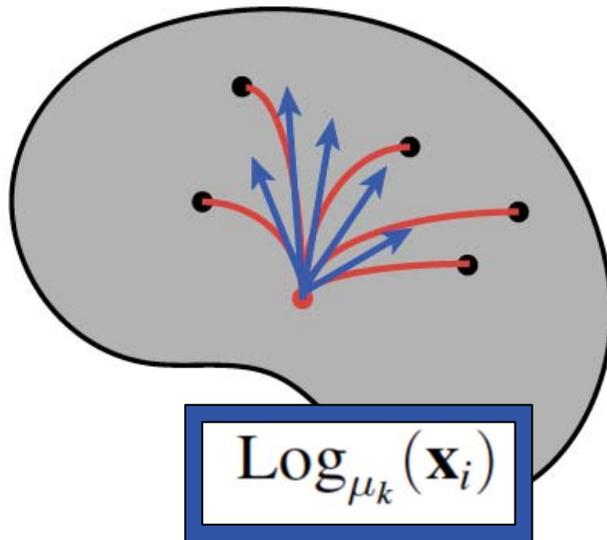
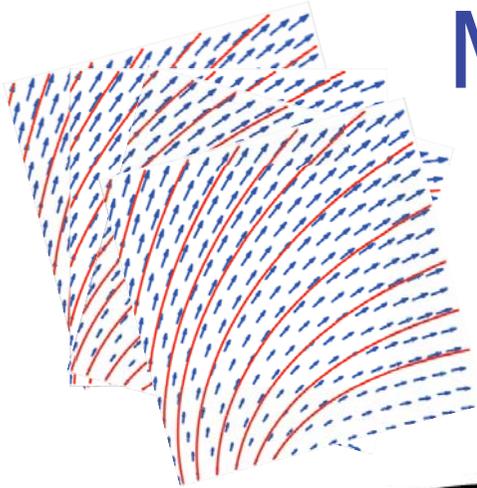
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

26

Moyenne de Fréchet



Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$

$\mu_0 = \mathbf{x}_1$

Repeat:

Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

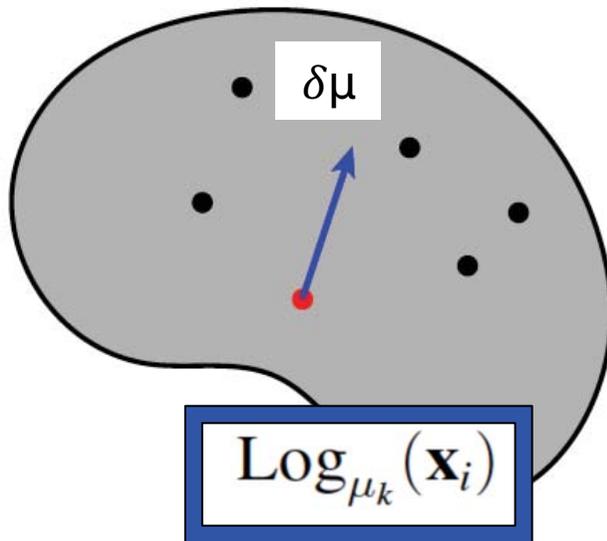
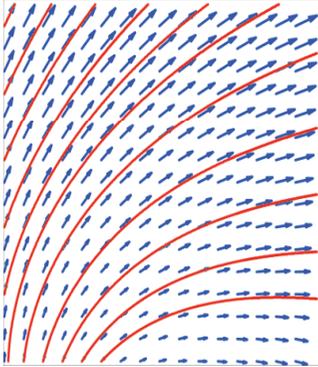
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

27

Moyenne de Fréchet



Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$

$\mu_0 = \mathbf{x}_1$

Repeat:

$$\delta\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Log}_{\mu_k}(\mathbf{x}_i)$$

Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

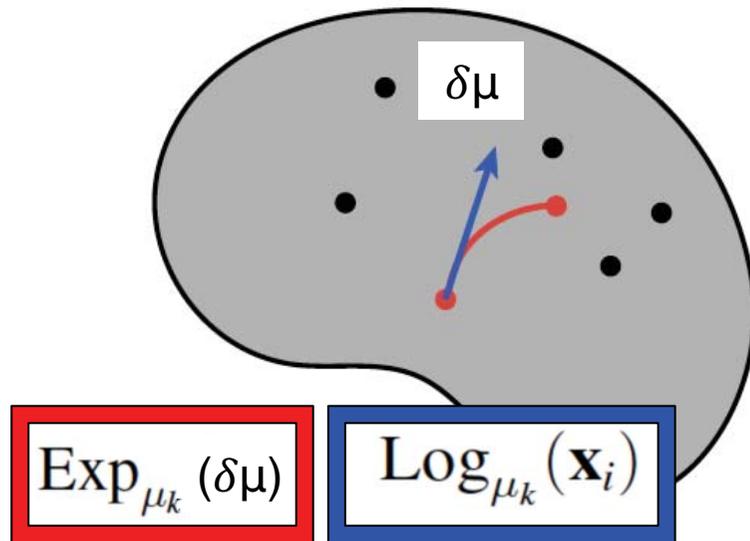
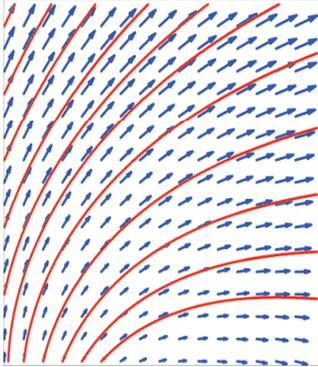
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

28

Moyenne de Fréchet



Gradient Descent Algorithm:

Input: $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \in M$

$\mu_0 = \mathbf{x}_1$

Repeat:

$$\delta\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Log}_{\mu_k}(\mathbf{x}_i)$$

$$\mu_{k+1} = \text{Exp}_{\mu_k}(\delta\mu)$$

Tom Fletcher 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

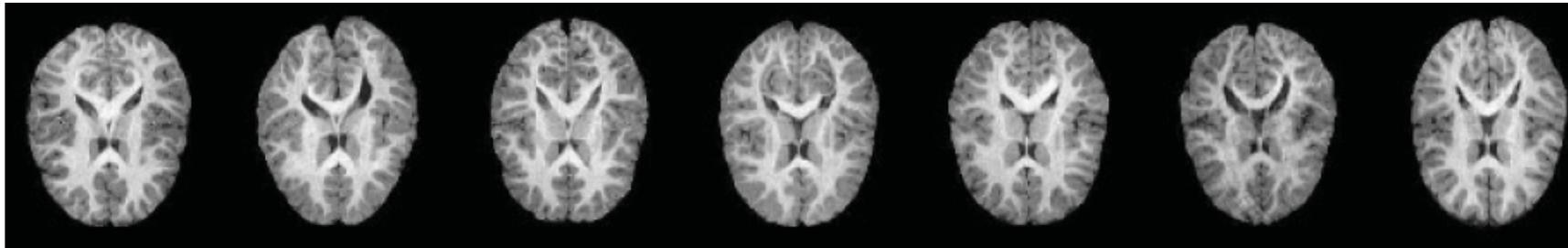
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

29

Anatomie moyenne



Moyenne
de Fréchet



T : LDDMM

Lorenzen, Davis, Joshi 2005



T : rigide

Moyenne
arithmétique

Les déformations ne
sont pas prises en
compte

Miller 1997, Miller 2002-05, Joshi 2004, Avants 2004, Beg 2005, Younes 2007, Allasonnière 2007, Durrleman 2011, etc.

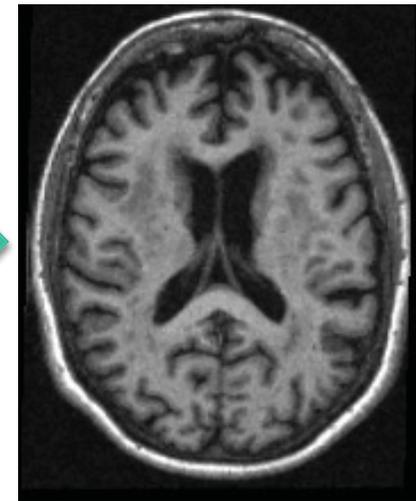
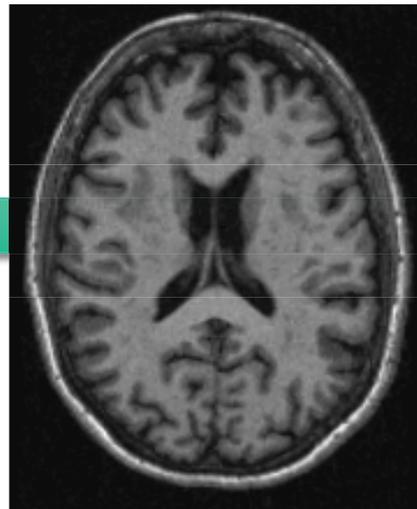
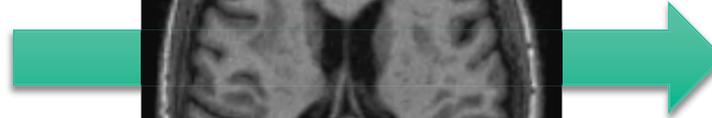
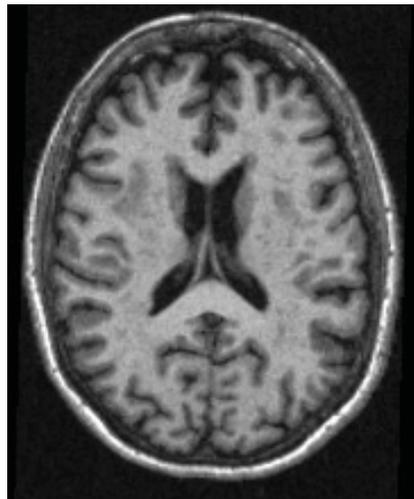
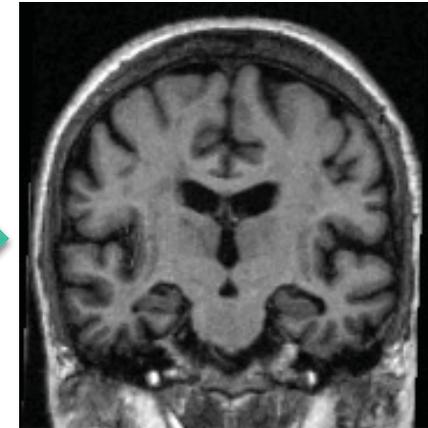
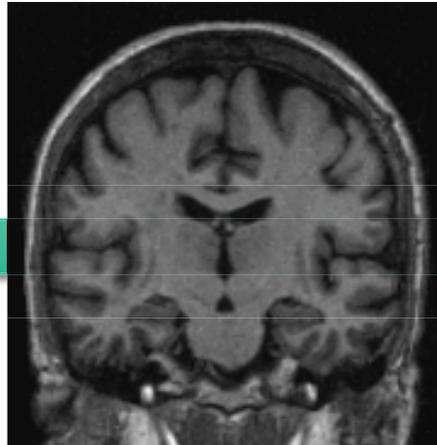
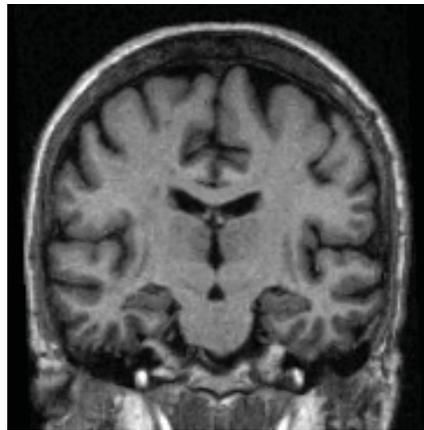
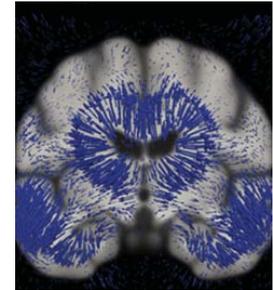
LDDMM vs. Log-démons difféomorphes

- Le cadre LDDMM est général, mais complexité algorithmique élevée
- Le cadre des log-démons difféomorphes (champs de vecteurs stationnaires) permet de réduire la complexité algorithmique
- Les résultats sont souvent comparables lorsque les déformations sont petites (M. Lorenzi, X Pennec IJCV 2013)

Log-démons diffeomorphes

$$\phi(x,t) = \exp(t.v)$$

v



Les log-démons diffeomorphes

- L'algorithme des démons adapté aux flots de diffeomorphismes (Vercauteren 08, Lorenzi 13)

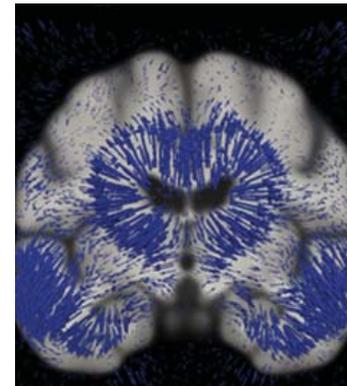


- Se limiter aux **champs de vitesse v stationnaires** (Arsigny 06)

$$T(x) = \phi(x, 1) = \exp(v)$$

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \mathbf{v}(\phi(x, t))$$

v



- Algorithmes sophistiqués et efficaces

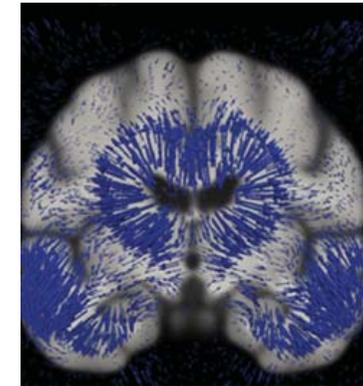
T Vercauteren, X Pennec, A Perchant, and N Ayache, *Symmetric Log-Domain Diffeomorphic Registration: A Demons-based Approach*, MICCAI 2008, version ITK disponible en ligne

M Lorenzi, N Ayache, G Frisoni, & X Pennec for ADNI. *LCC-Demons: a robust and accurate Symmetric diffeomorphic registration algorithm*. NeuroImage, 2013. version ITK disponible en ligne

Log-démons diffeomorphes

$$T = \exp(v)$$

v



- **Minimisation alternée**

$$E(I, J, T, T_{aux}) = \text{Sim}(T(I), J) + \text{Dist}(T, T_{aux}) + \text{Reg}(T_{aux})$$

- **Calcul récursif** (*Scaling & squaring*):

- $\exp(v) = \exp(v/2) \circ \exp(v/2)$;

$$\exp(v) = (\exp(v/2^n))^n$$

n itérations

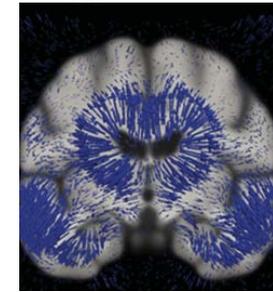
- **Approximation BCH** *Baker-Campbell-Hausdorff*

[crochets de Lie]

$$\exp(v) \circ \exp(\varepsilon u) = \exp(v + \varepsilon u + [v, \varepsilon u]/2 + [v, [v, \varepsilon u]]/12 + \dots)$$

Log-démons diffeomorphes

v

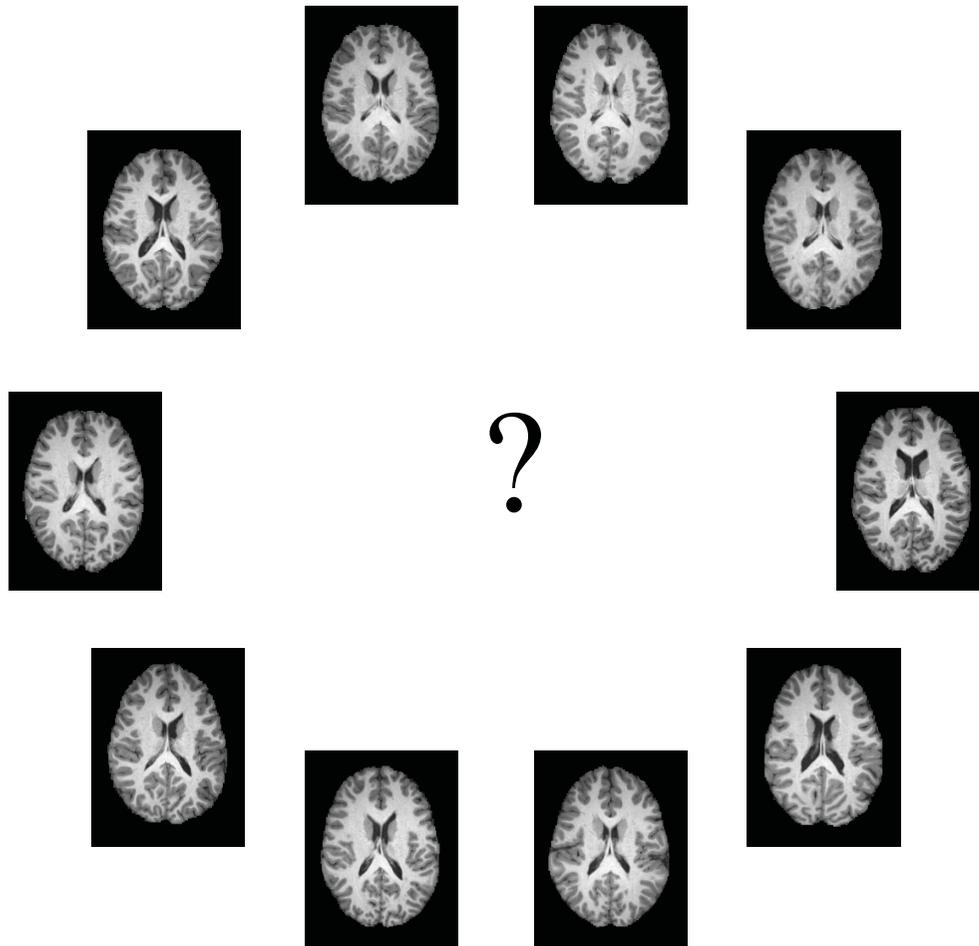


- Géodésiques non-métriques entre déformations
 - Connexions affines de Cartan-Schouten
- Déformation moyenne
 - barycentre exponentiel g vérifie
$$\sum_k \log_g(x_k) = \sum_k v_k = 0$$
- Algorithme : Itération de point fixe



X Pennec and V Arsigny. Exponential Barycenters of the Canonical Cartan Connection and Invariant Means on Lie Groups, in Matrix Information Geometry, 2012.

Anatomie moyenne



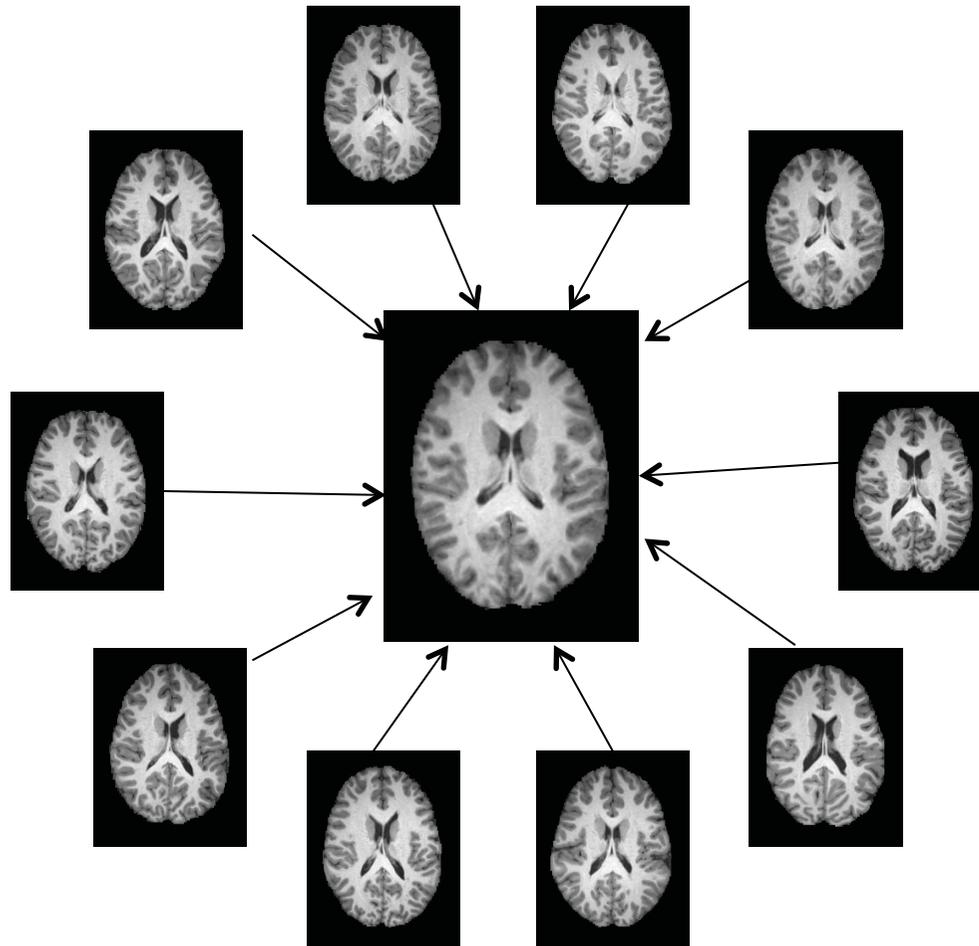
- Algorithme
 - du point fixe
- Transformations :
 - log-démons
 - difféomorphes

M. Lorenzi et al. Neuroimage 2013
M. Hadj-Hamou et al. 2014

Cf. Guimond 2000

Anatomie Moyenne

un algorithme



- 0. Initialiser
 - Atlas = un individu
- 1. Recalage individus & atlas
 - correspondances
 - déformations

Cf. Guimond 2000

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique

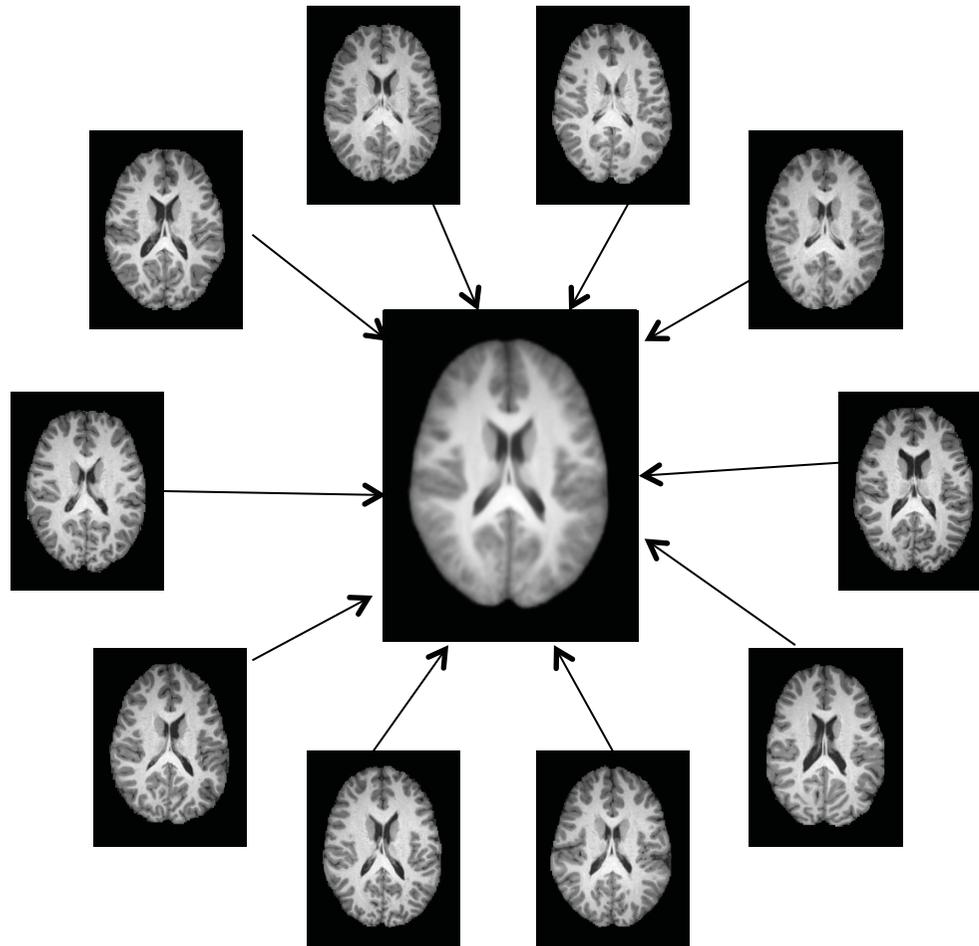
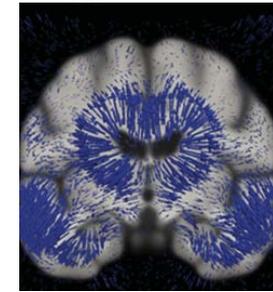


COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

Anatomie Moyenne

un algorithme

v



- 0. Initialiser
 - Atlas = un individu
- 1. Recalage individus & atlas
 - correspondances
 - déformations
- 2. Nouvel Atlas =
 - moyenne des intensités/formes
 - moyenne des déformations⁻¹
 $\exp [1/N \sum_k (-v_k)]$
- Itérer

Cf. Guimond 2000

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

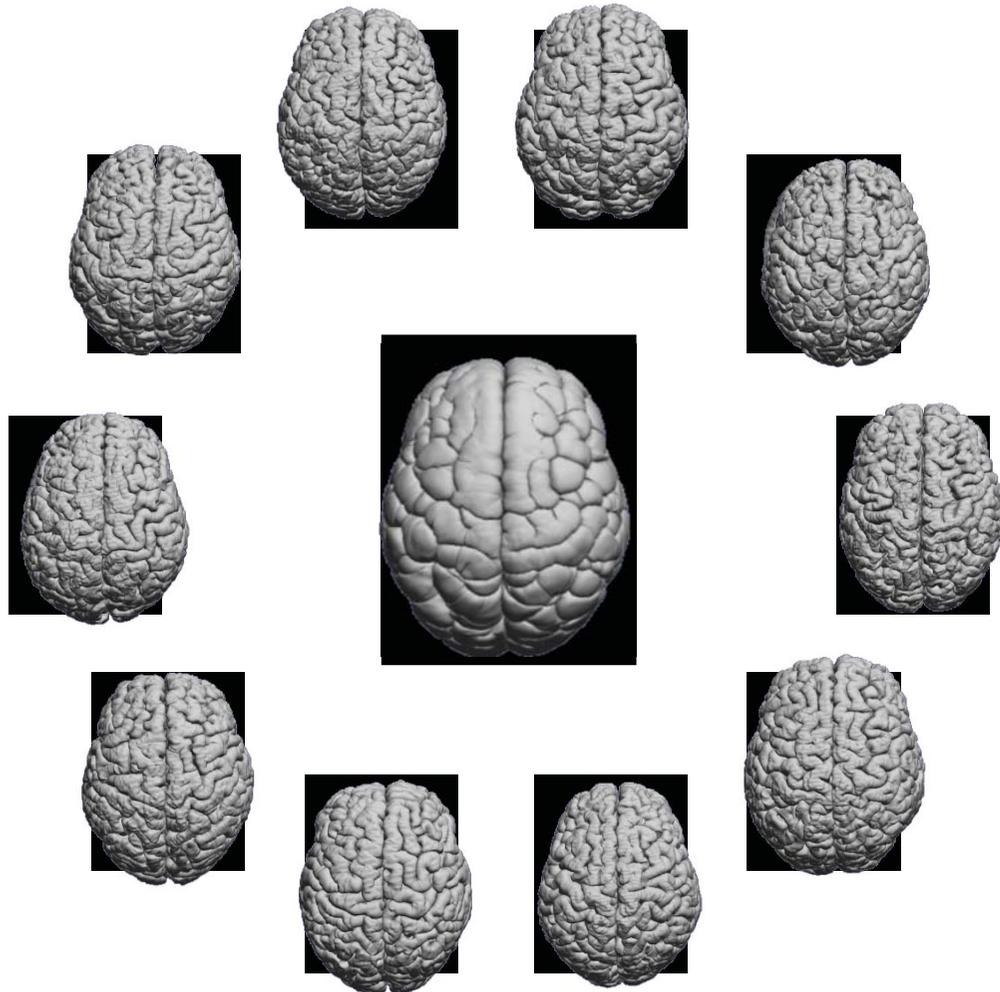
Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique



COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

38

Anatomie Moyenne

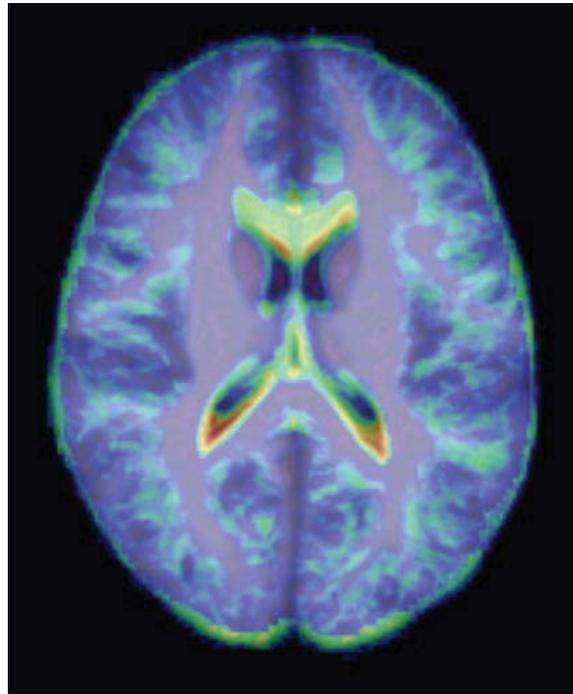


- Moyenne de l'*apparence* et de la *forme* des anatomies individuelles

M. Lorenzi et al. Neuroimage 2013
M. Hadj-Hamou et al. 2014

Visualiser la variabilité

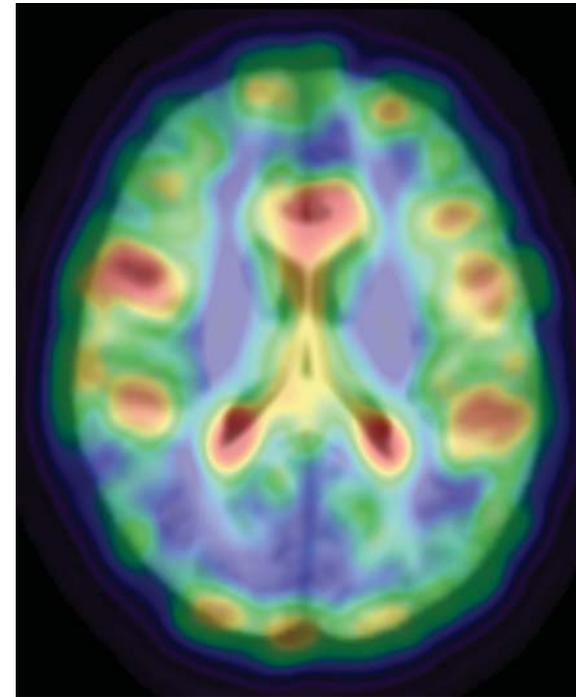
Apparence



0 35 70 105 140

Écart-type intensité

Forme



0.0 0.6 1.3 1.9 2.6 mm

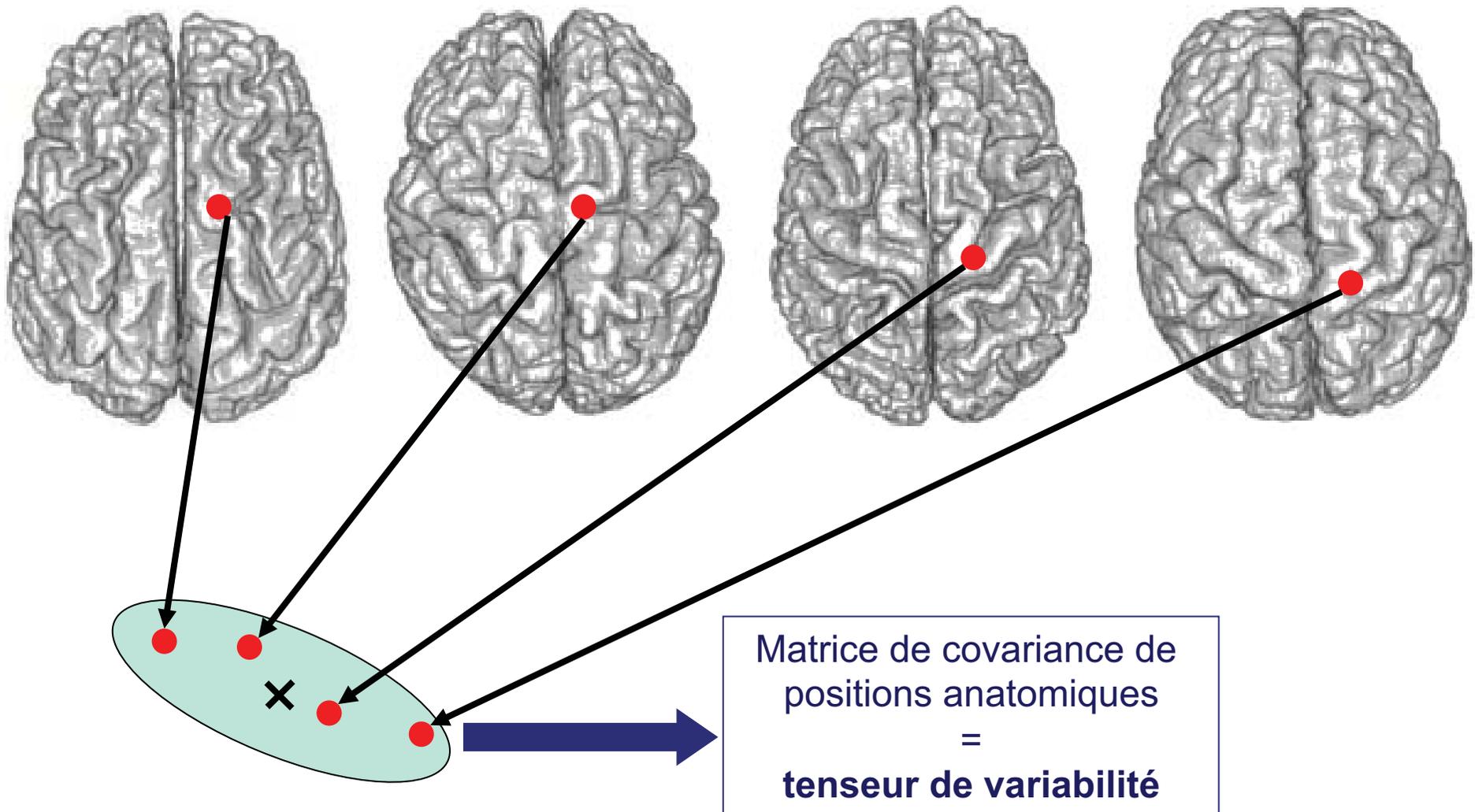
Écart-type déplacement

$\text{trace}^{1/2}(uu^t)$

Limites de ces approches

- La résolution des images ne permet pas de mesurer avec précision la variabilité morphologique du cortex cérébral
- Il faudrait imposer le recalage des sillons corticaux homologues, lorsque ceux-ci sont identifiables
- On pourrait alors mesurer leur variabilité et l'extrapoler spatialement

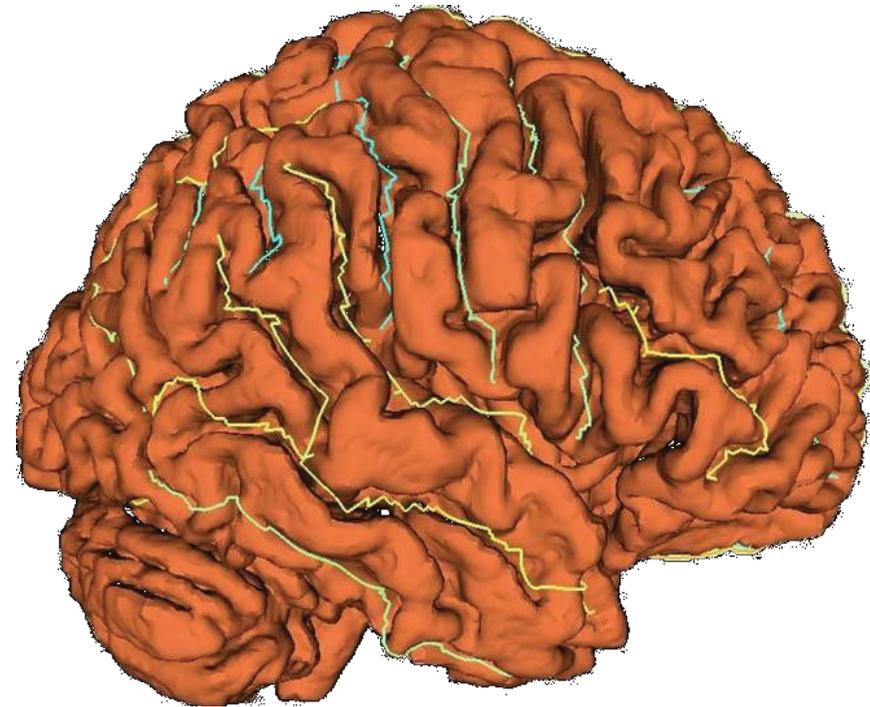
Covariance de points homologues



Fillard et al. , Neuroimage 2007

Utilisation des lignes sulcales

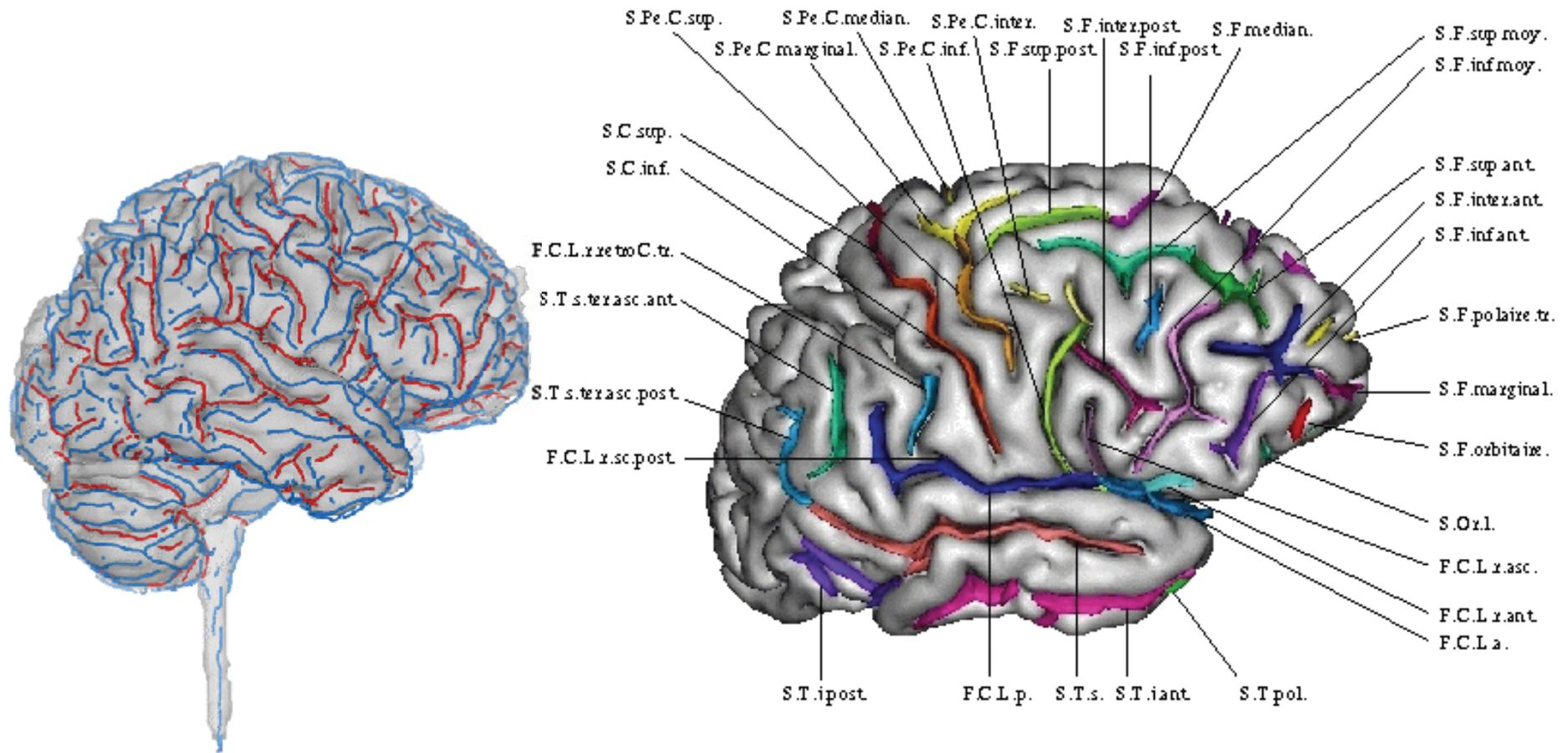
- 72 lignes sulcales
- 700 sujets et patients



•Collaboration avec LONI (UCLA) : **P. Thompson et al.**

LONI

Extraction automatique

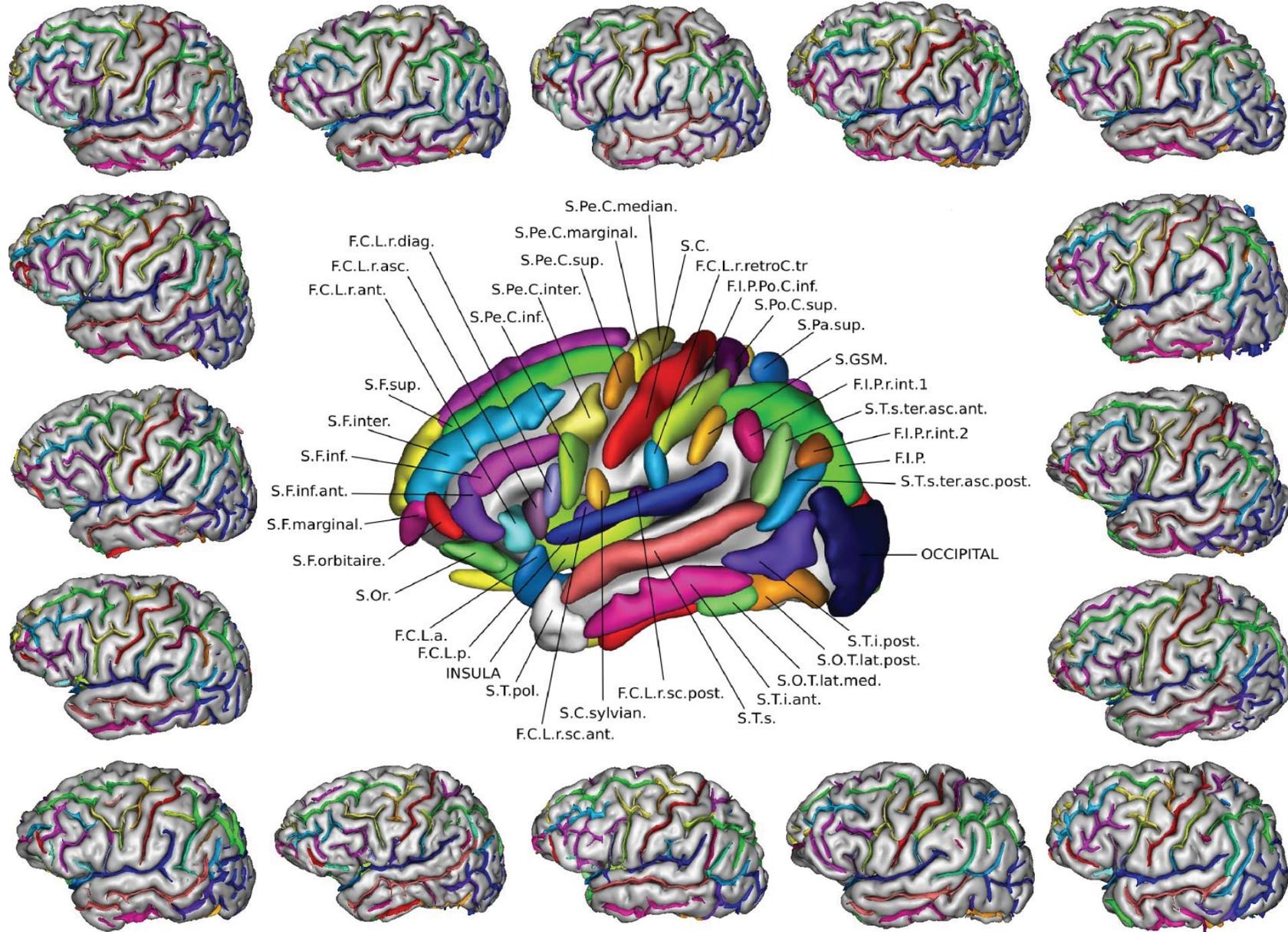


Penne-Ayache-Thirion-2000

JF. Mangin, D. Rivière, 2003,
SHFJ-CEA, Neurospin



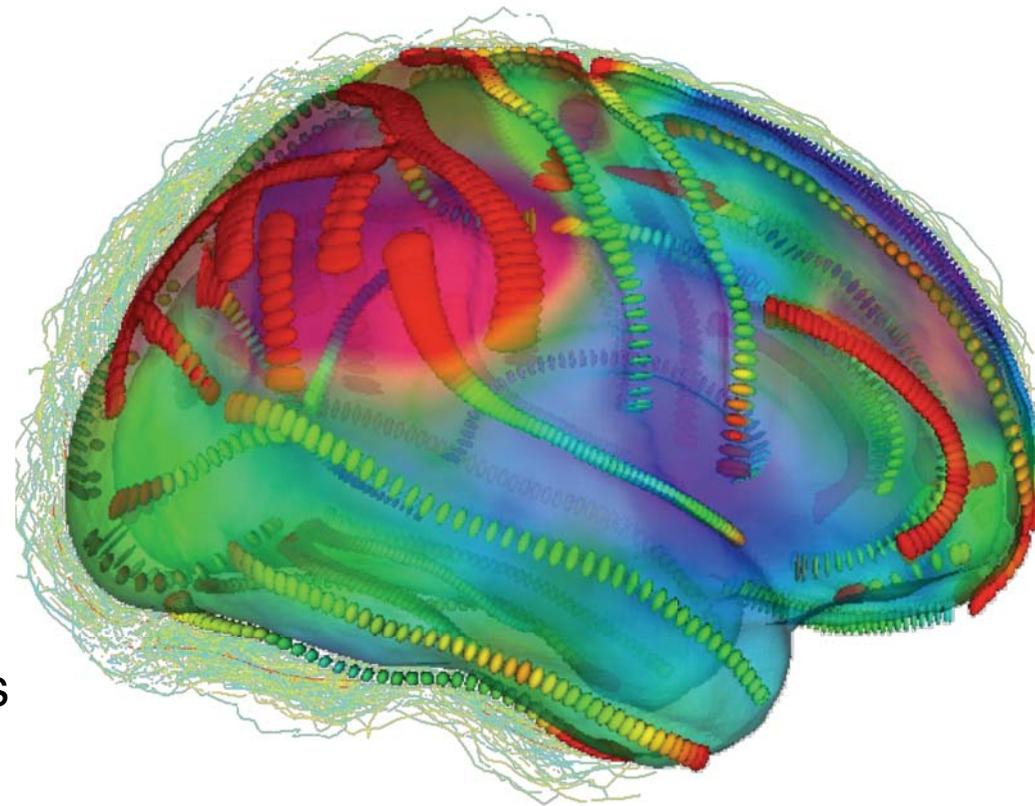
COLLÈGE
DE FRANCE
1530



Perrot et al., Med. Image Analysis, 2011

JF. Mangin

Variabilité des lignes sulcales

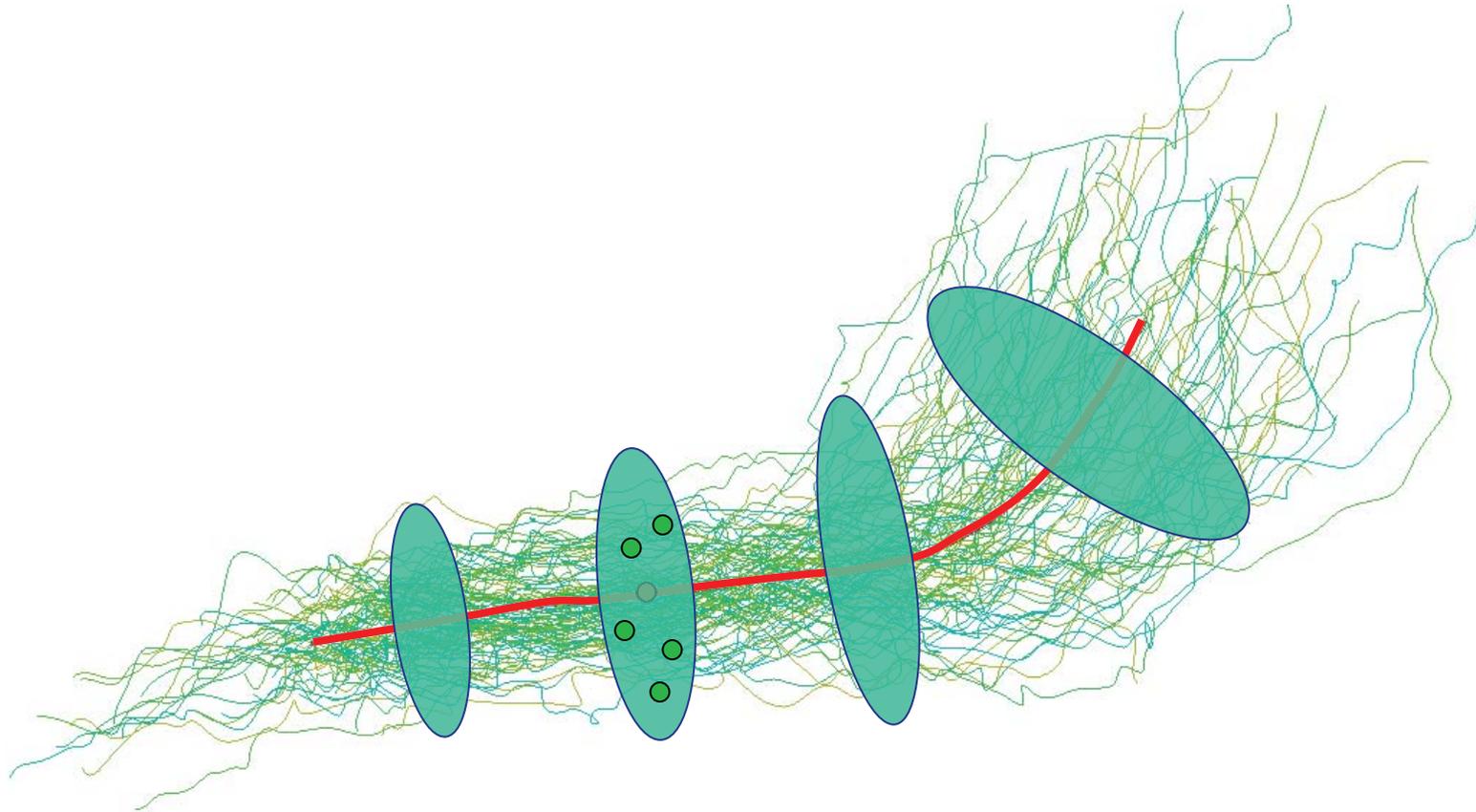


7.00
6.00
5.00
4.00
3.00
 $\text{Trace}^{1/2}$
mm

100 sujets
72 lignes sulcales

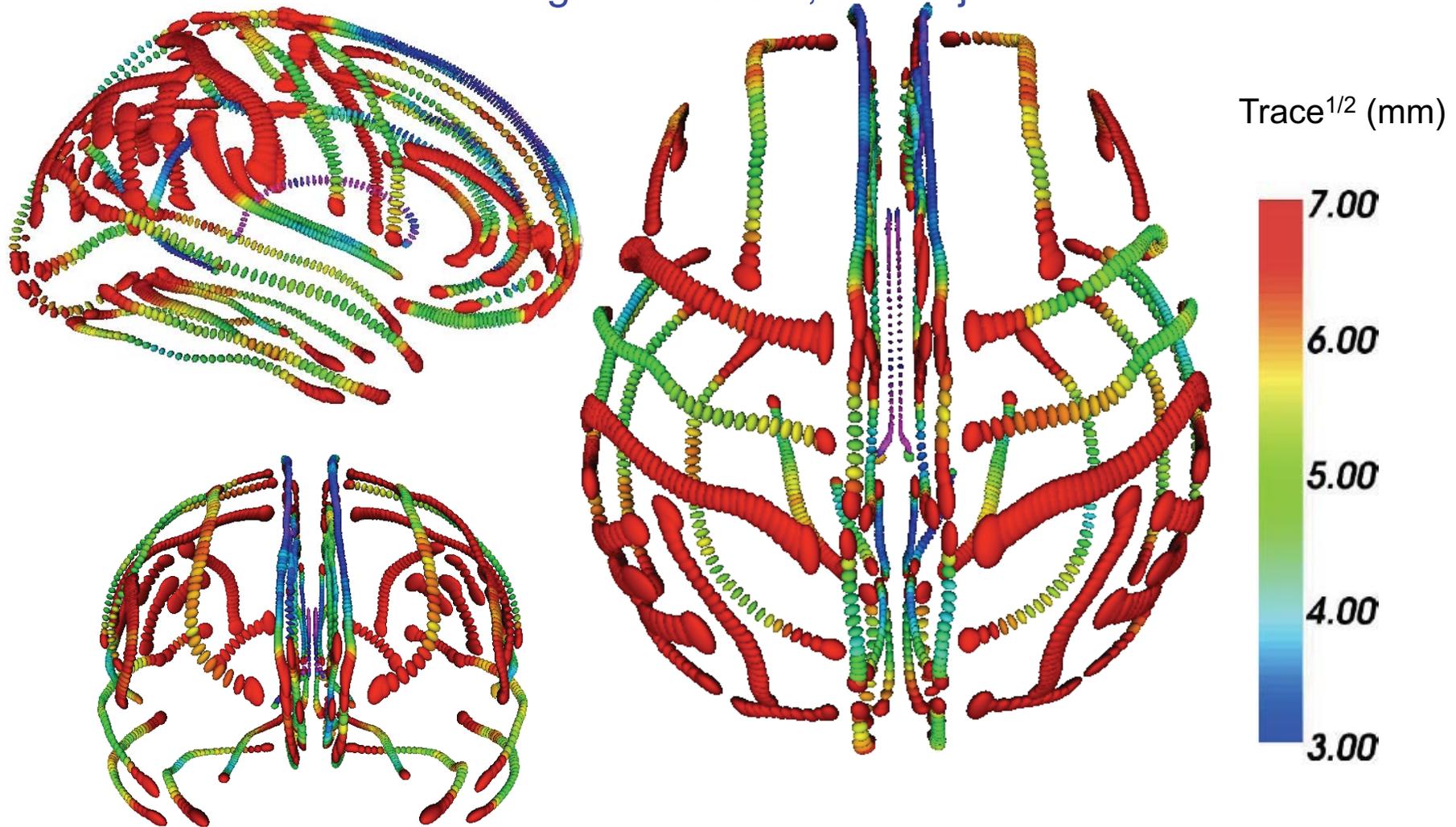
Normalisation
affine

Tenseurs de variabilité



Tenseurs de variabilité

72 lignes sulcales, 100 sujets

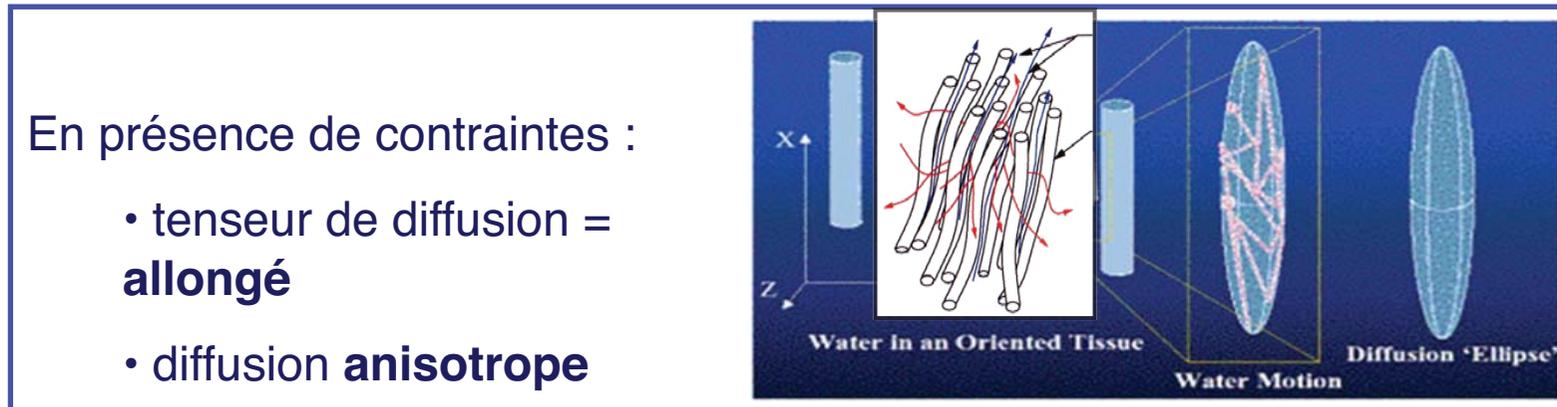


Comment extrapoler la variabilité

- L'espace des matrices de covariance (tenseurs) n'est pas un espace vectoriel
- Il a été beaucoup étudié pour l'IRM de diffusion

Le tenseur de diffusion

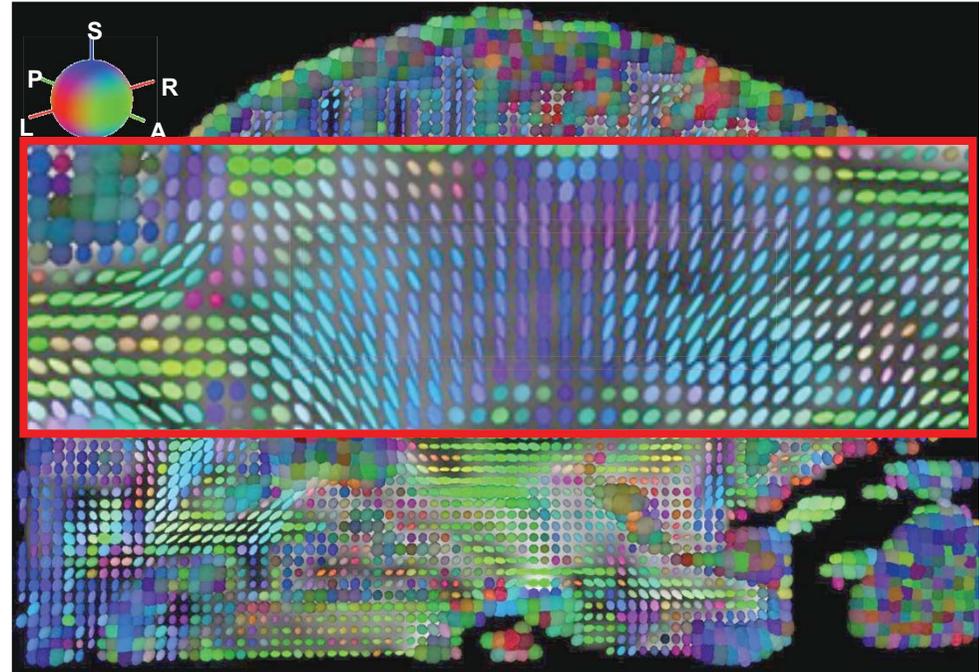
- modélise la diffusion de l'eau dans les tissus:



Tenseurs de diffusion dans le cerveau



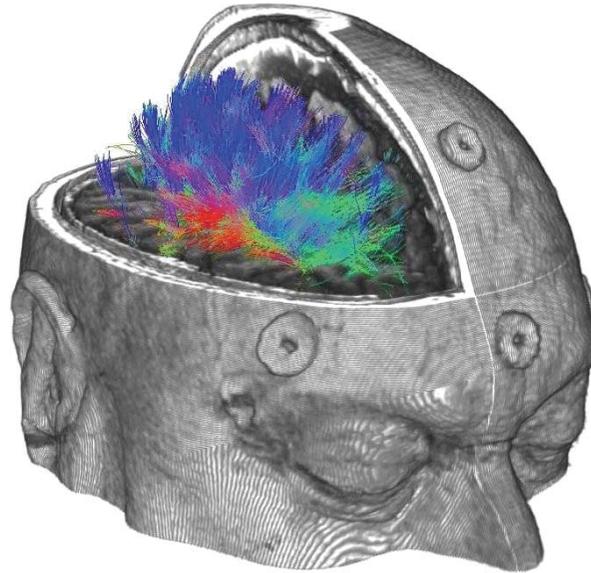
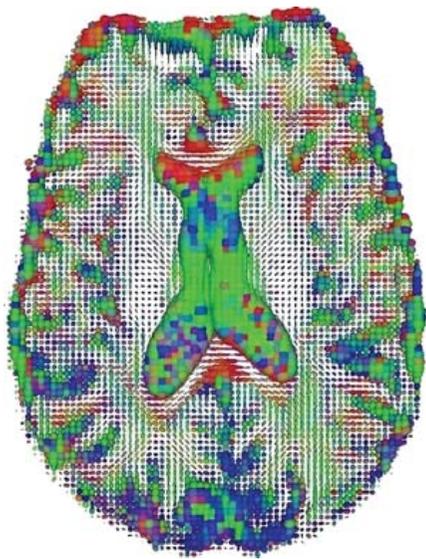
Dissection du cerveau
(L. Heimer, MD, University of Virginia)



Tenseurs de diffusion

¹[Basser, BioPhy' 94]

Tenseurs de diffusion



Sarrazin et al., JAMA Psychiatry, 2014
JF. Mangin

Métriques riemanniennes

Affine-invariante

$$\text{dist}(\Sigma, \Psi)^2 = \left\langle \overrightarrow{\Sigma\Psi} \mid \overrightarrow{\Sigma\Psi} \right\rangle_{\Sigma} = \left\| \log(\Sigma^{-1/2} \cdot \Psi \cdot \Sigma^{-1/2}) \right\|_{L_2}^2$$

Log-euclidienne

$$\text{dist}(\Sigma, \Psi)^2 = \left\| \log(\Sigma) - \log(\Psi) \right\|^2$$

V. Arsigny, P. Batchelor, C. Lenglet, R. Deriche, X. Pennec, T. Fletcher, etc.

Interpolation de tenseurs

Euc:



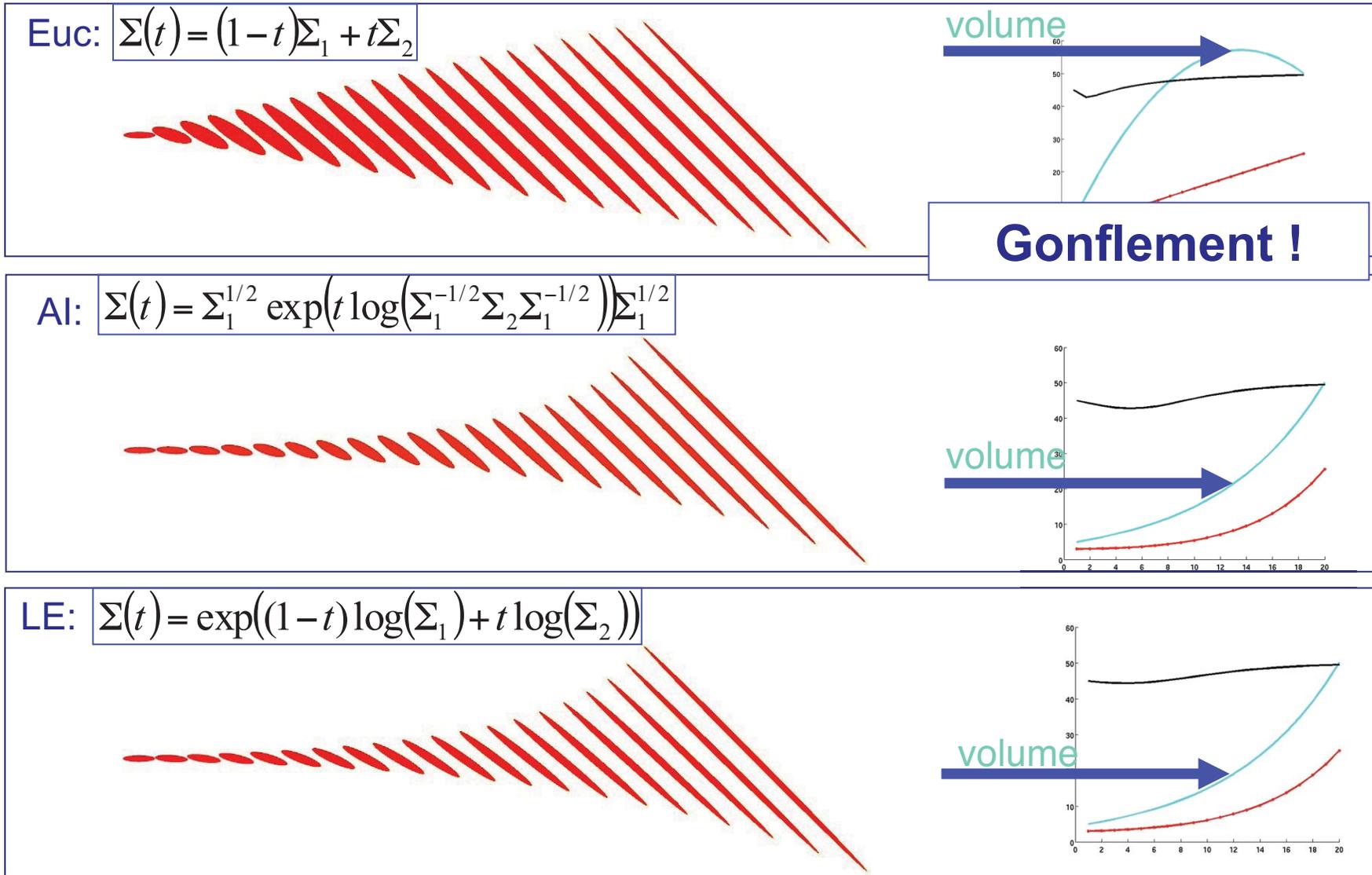
AI:



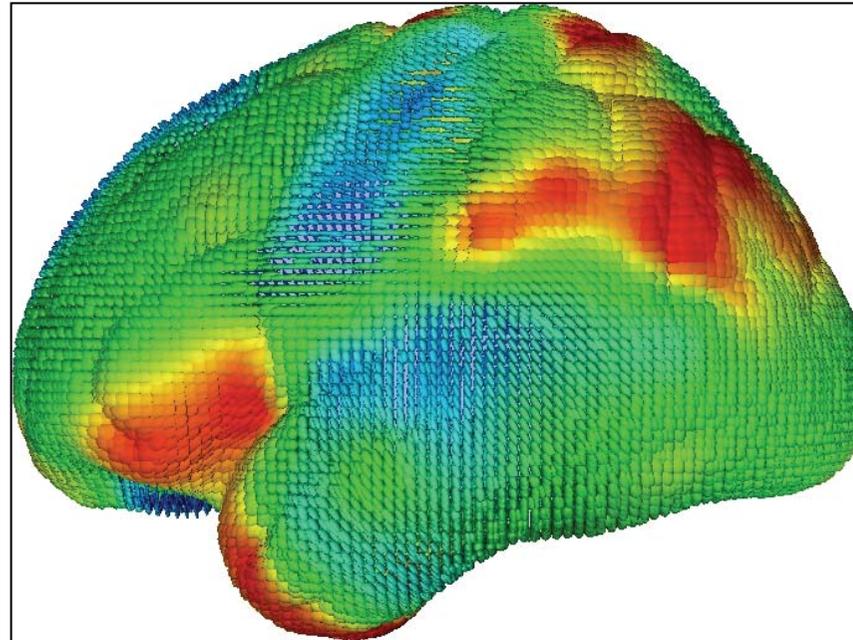
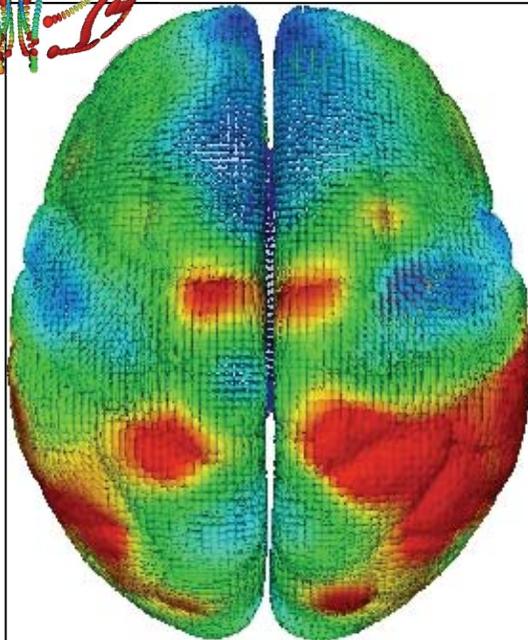
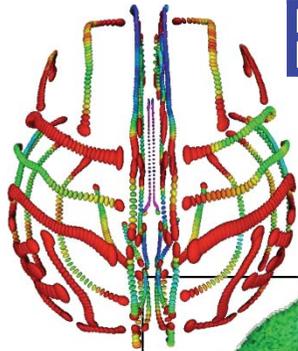
LE:



Interpolation de tenseurs



Extrapolation de la variabilité



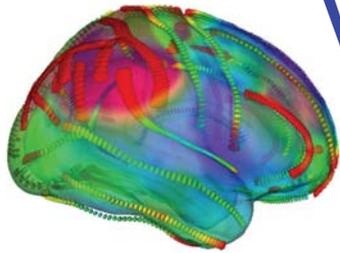
Variability
(mm)



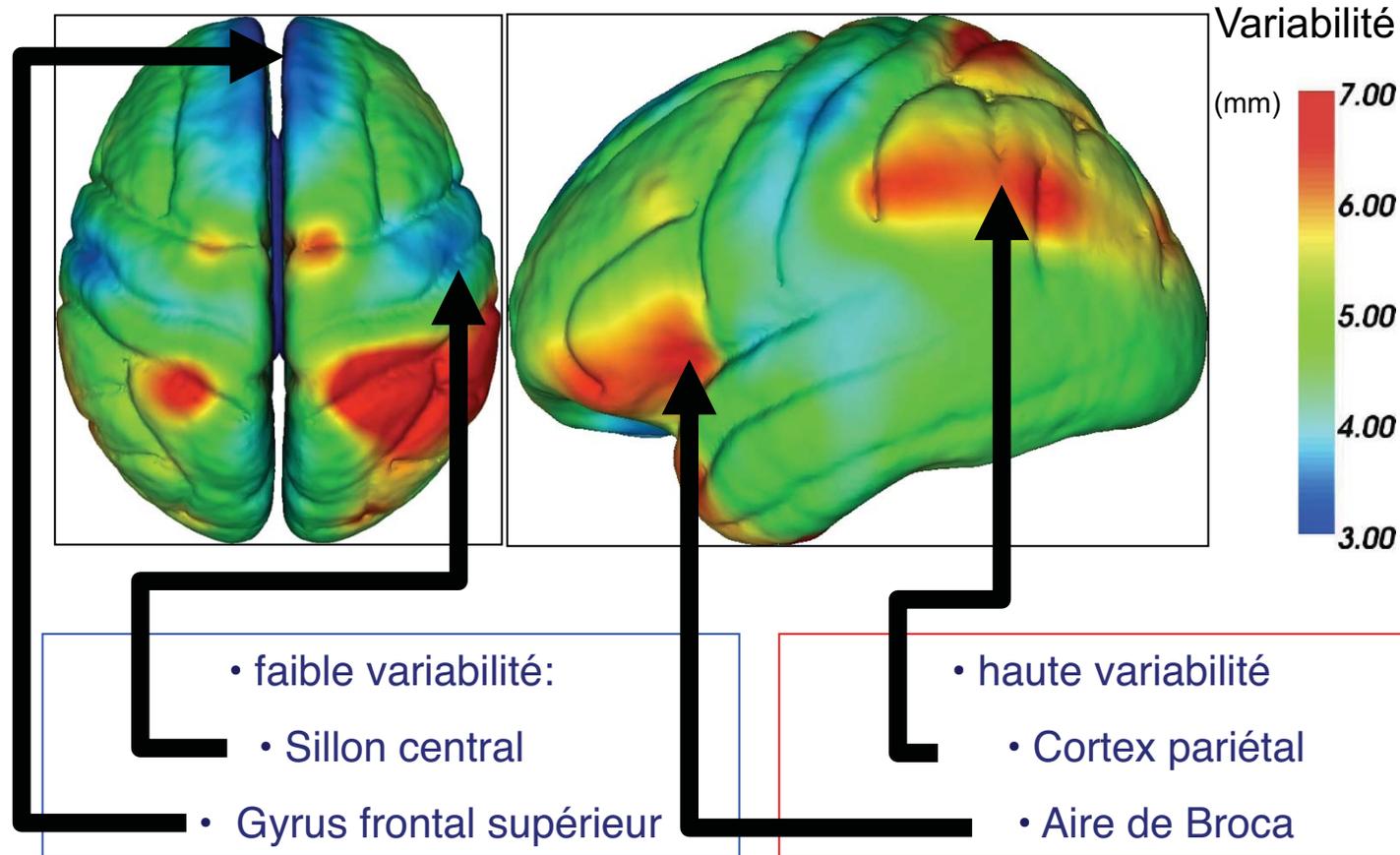
Minimisation d'une fonctionnelle sur les tenseurs (*métrie log-euclidienne*)

$$C(\Sigma) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \sum_{i=1}^n G_{\sigma}(x - x_i) \text{dist}(\Sigma(x), \Sigma_i)^2 dx + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} \|\nabla \Sigma\|^2$$

V. Arsigny, X Pennec, P.Fillard, N.Ayache.: *Fast and Simple Calculus on Tensors in Log-Euclidean Framework*, SIAM' 06

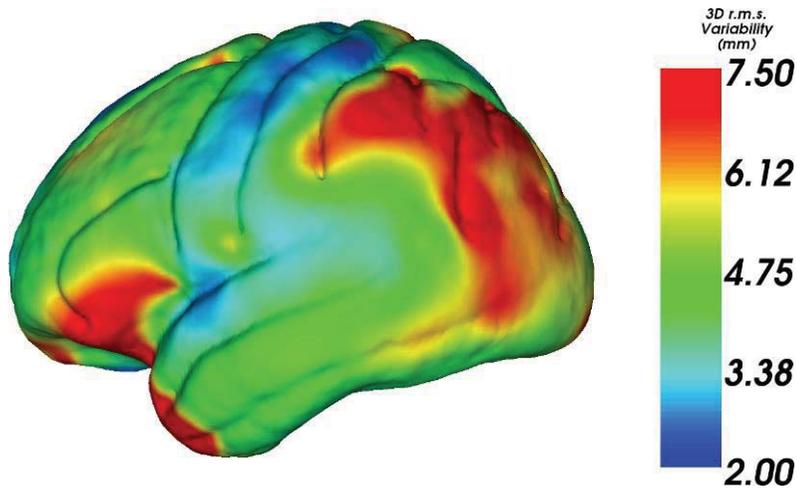


Variabilité morphologique du cortex

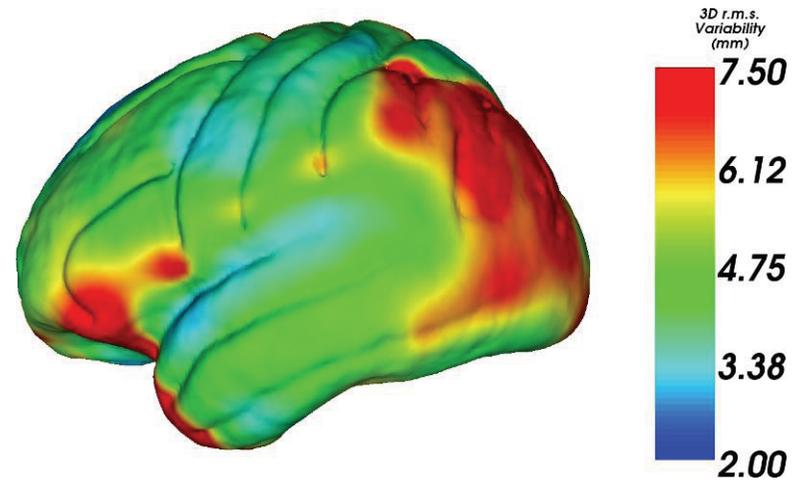


P. Fillard, V. Arsigny, X. Pennec, P. Thompson, N. Ayache *Extrapolation of Sparse Tensor Fields & Modeling of Brain Variability*. Neuroimage 2007
S Durrleman, X Pennec, A Trounev, P Thompson, and N Ayache. *Inferring brain variability from diffeomorphic deformations of currents: an integrative approach*, Medical Image Analysis, 2008.

Analyse de groupe

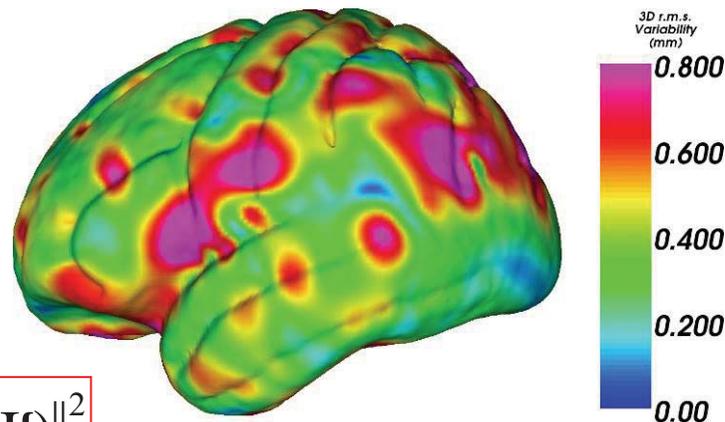


40 contrôles



43 Syndromes de Williams

Différence

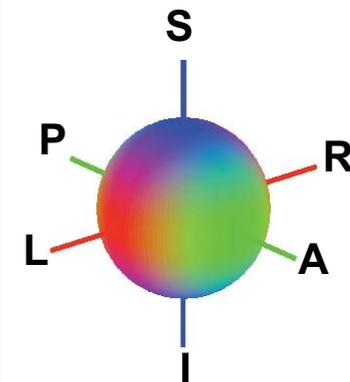
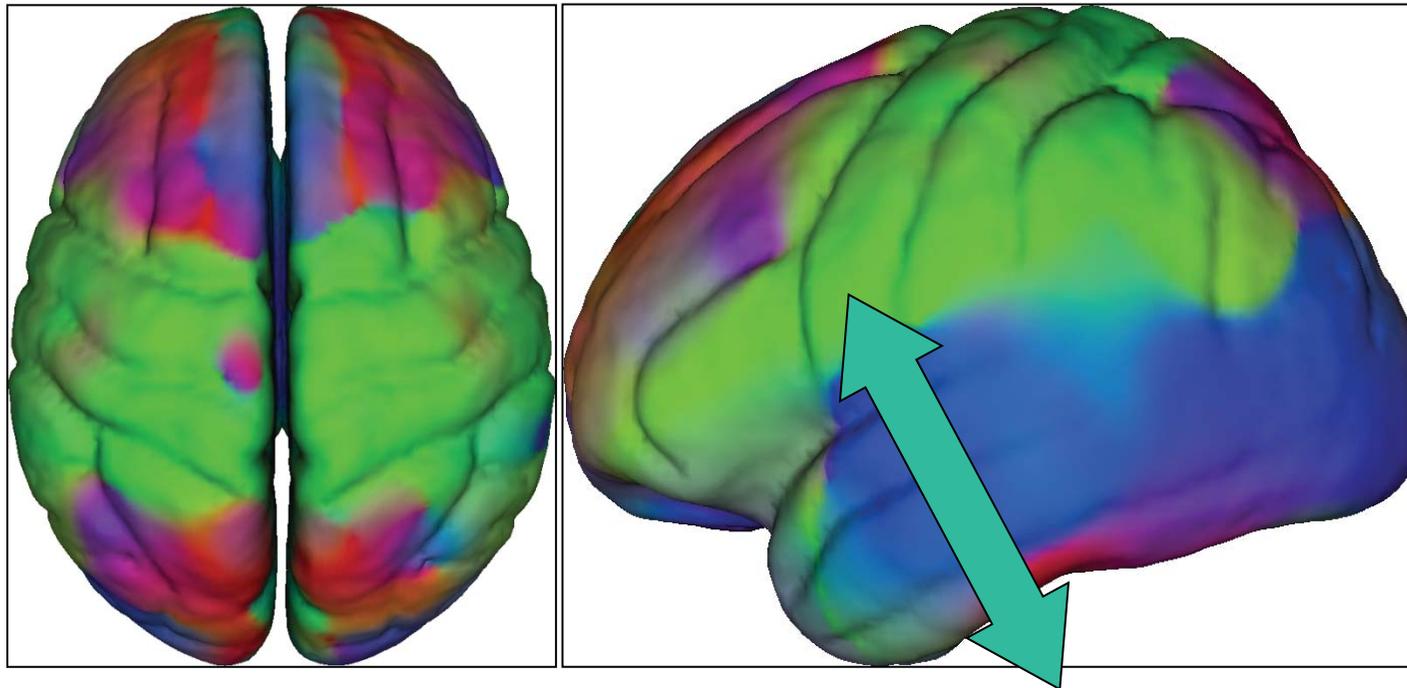


$$\text{dist}(\Sigma, \Psi)^2 = \|\log(\Sigma) - \log(\Psi)\|^2$$

LONI

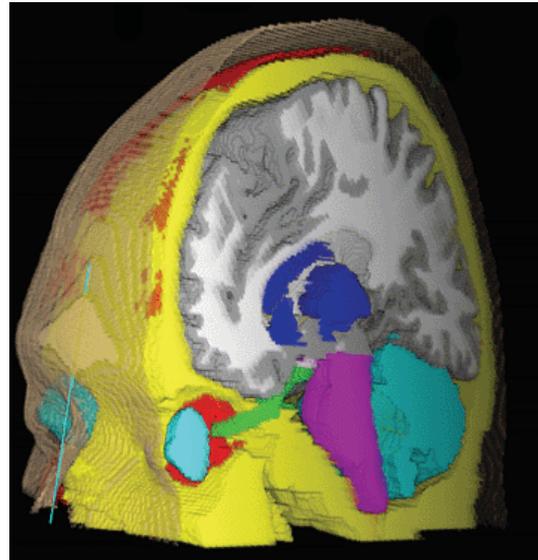
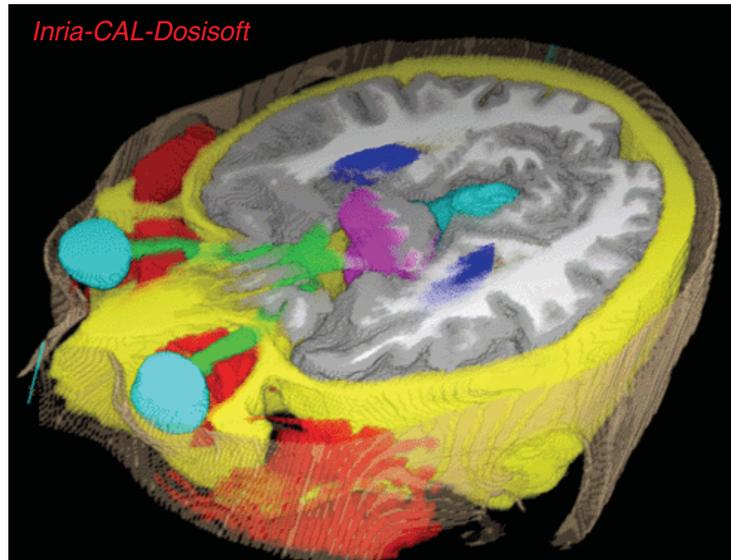
Variabilité Corticale : directions privilégiées

Vecteur
propre
principal

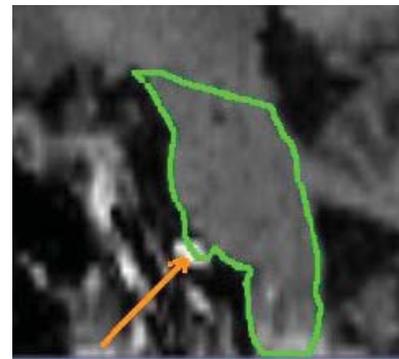
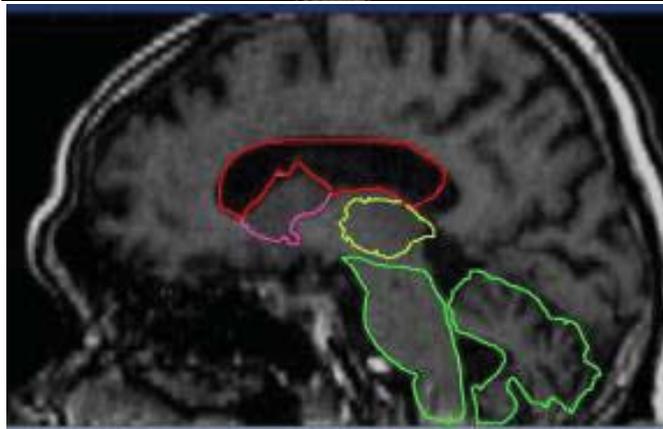


LONI

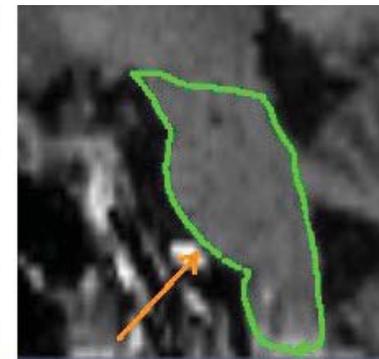
Atlas pour la radiothérapie



Recalage guidé
par les
informations
statistiques
acquises sur une
population



sans



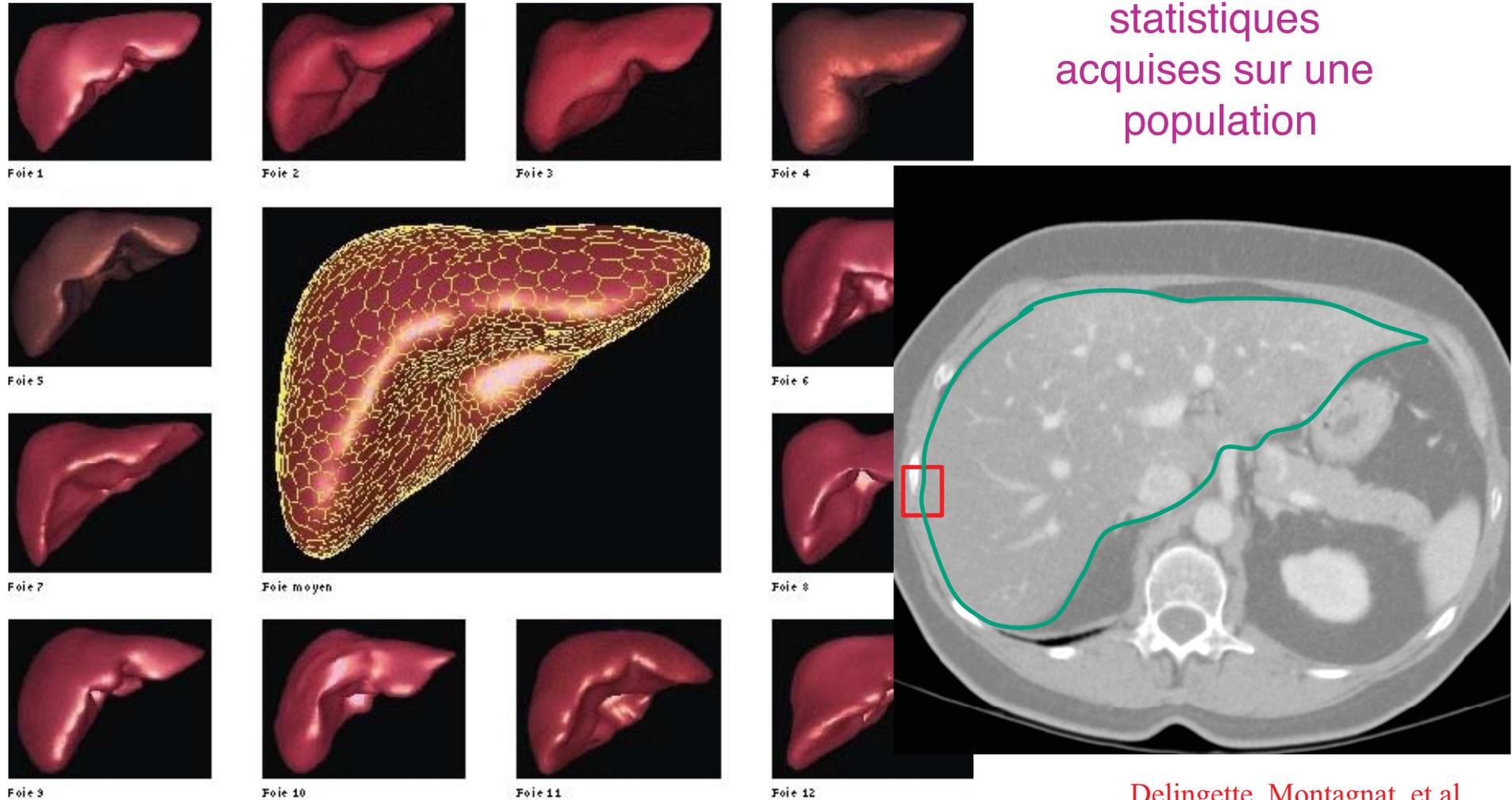
avec

information statistique

O Commowick, R Stefanescu, P Fillard, V Arsigny, N Ayache., X Pennec, G Malandain. *Incorporating Statistical Measures of Anatomical Variability in Atlas-to-Subject Registration for Conformal Brain Radiotherapy*. MICCAI 2005.

Variabilité du foie

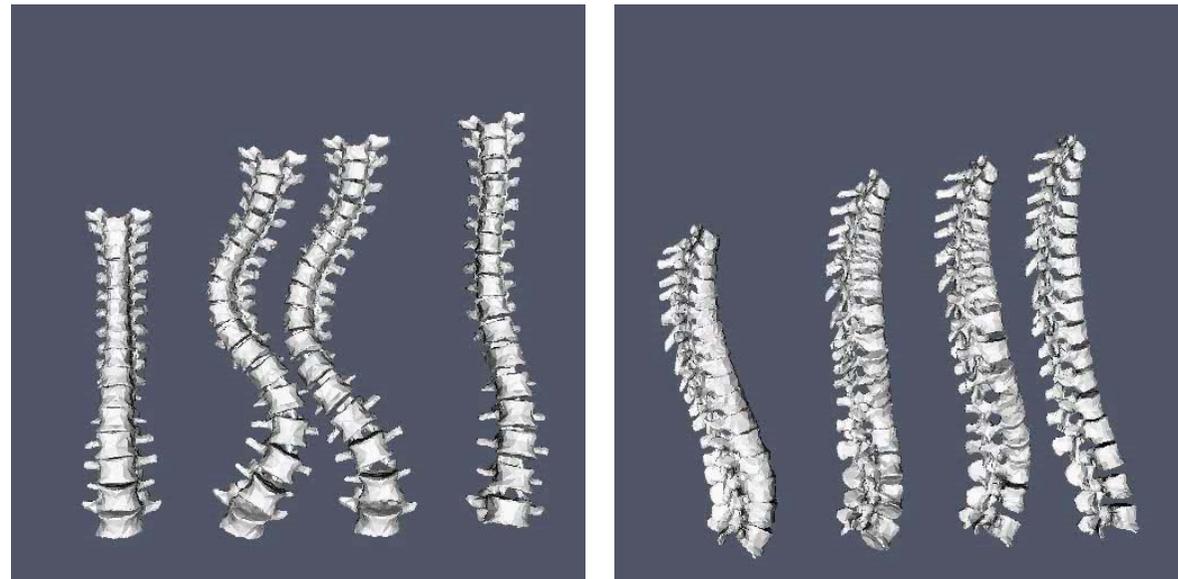
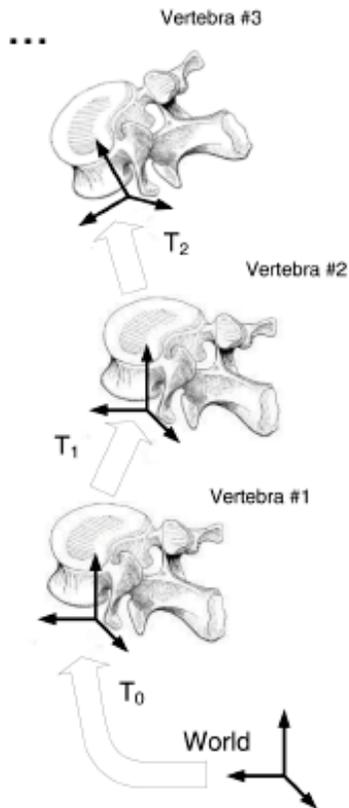
Segmentation guidée par les informations statistiques acquises sur une population



Delingette, Montagnat, et al.

Atlas de la colonne vertébrale

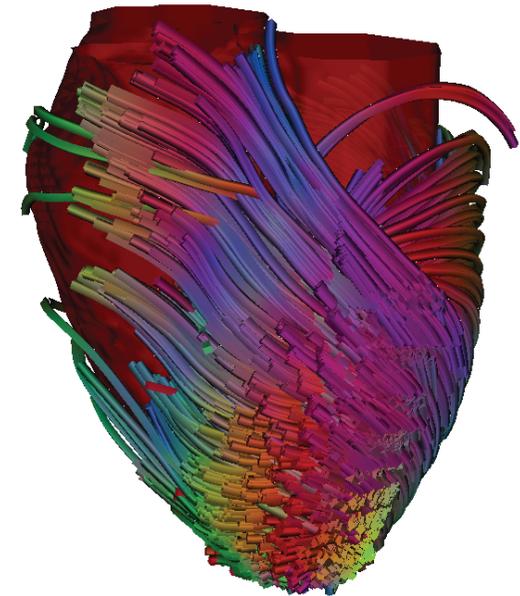
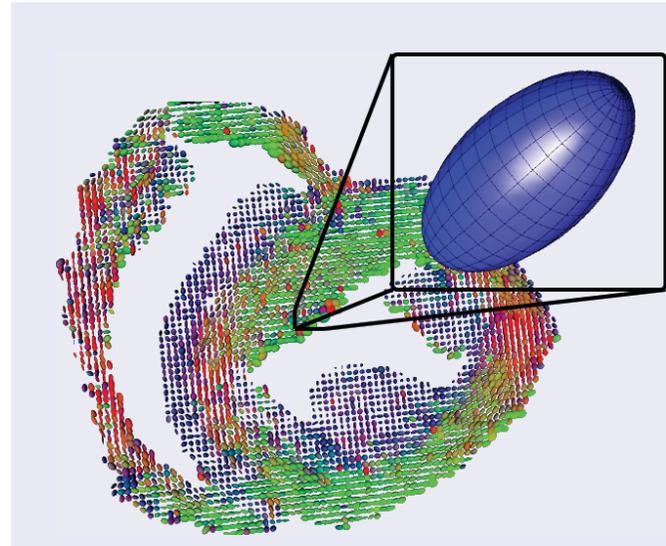
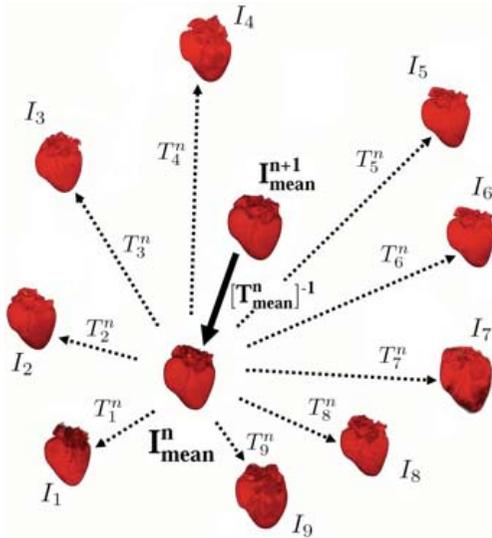
Modèle articulé : 17 transformations rigides (*variété de dimension $102 = 17 \times 6$*)



Statistiques : 4 premiers modes de variation liés à la classification de King des scolioses

Boisvert, Chretien, Pennec, Labelle, Ayache: *Geometric Variability of the Scoliotic Spine using Statistics on Articulated Shape Models.*
IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008

Atlas cardiaque

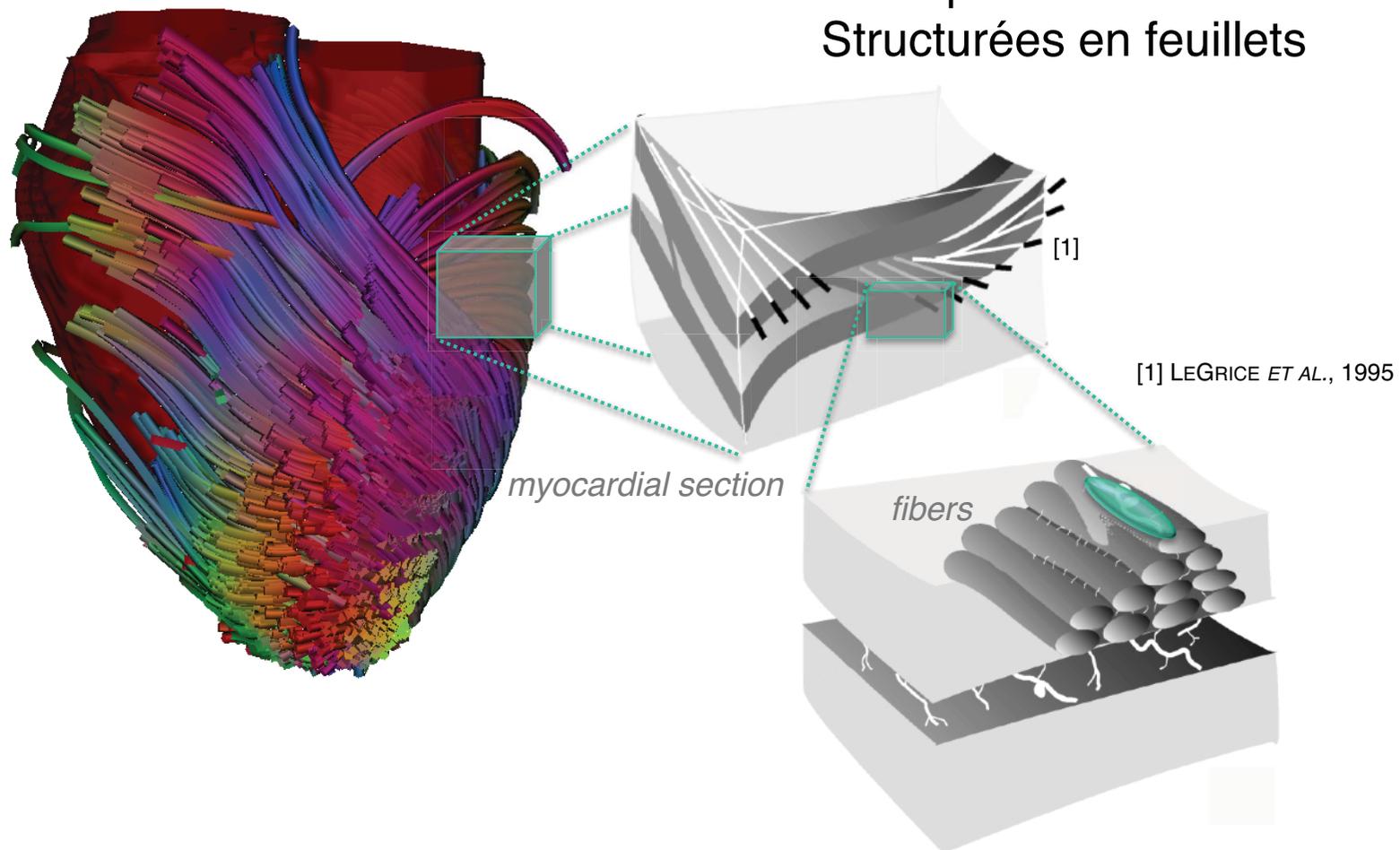


H Lombaert, JM Peyrat, P Croisille, S. Rapacchi, L. Fanton, F Cheriet, P Clarysse, I Magnin H. Delingette, N. Ayache, *Human Atlas of the Cardiac Fiber Architecture: Study on a Healthy Population*. IEEE Tr. on Medical Imaging 2012.

Fibres cardiaques

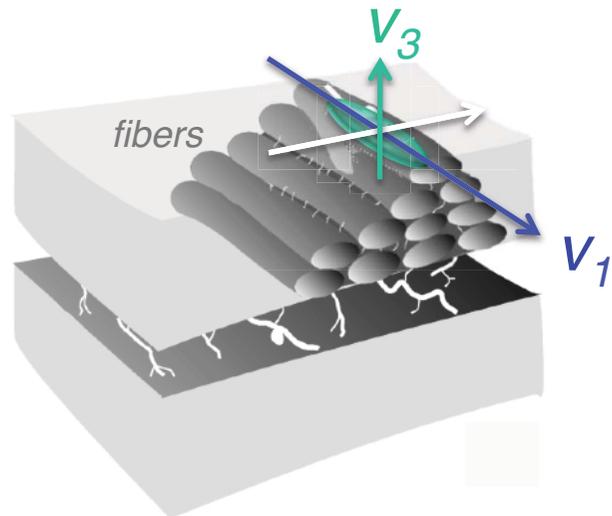
rôle essentiel dans l'activité électrique et mécanique du coeur

Révéler par l'IRM de diffusion
Structurées en feuillets

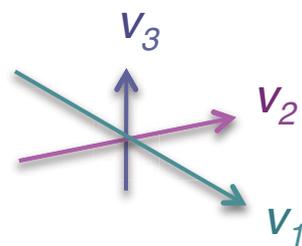


IRM de diffusion

Mesure le parcours moyen des molécules d'eau dans une matrice : **le tenseur de diffusion**



$$D = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{yx} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{zx} & D_{zy} & D_{zz} \end{bmatrix}$$



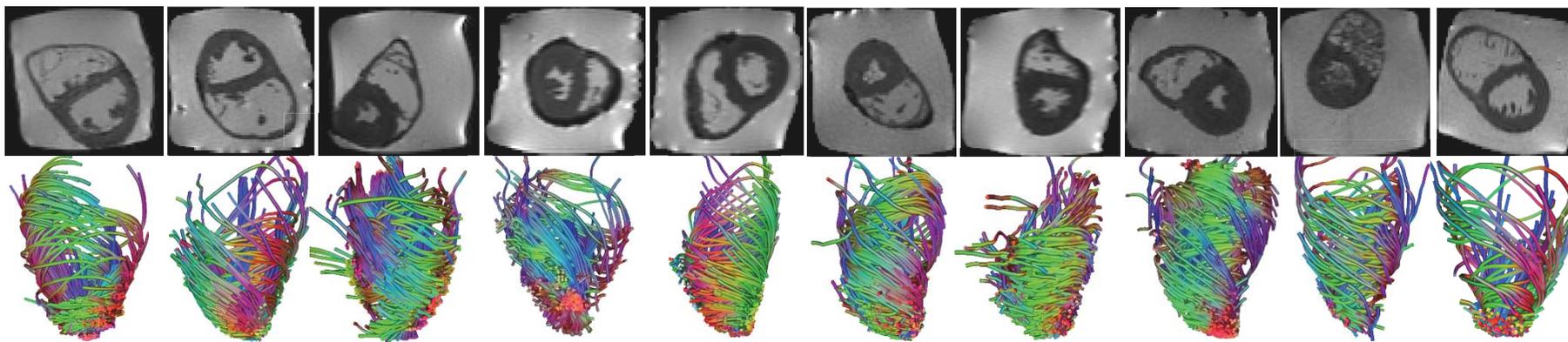
Vecteurs propres :

- **principal** v_1 , direction de la fibre
- **secondaire** v_2 , tangent au feuillet
- **tertiaire** v_3 , normal au feuillet

Base de données

P. Croisille

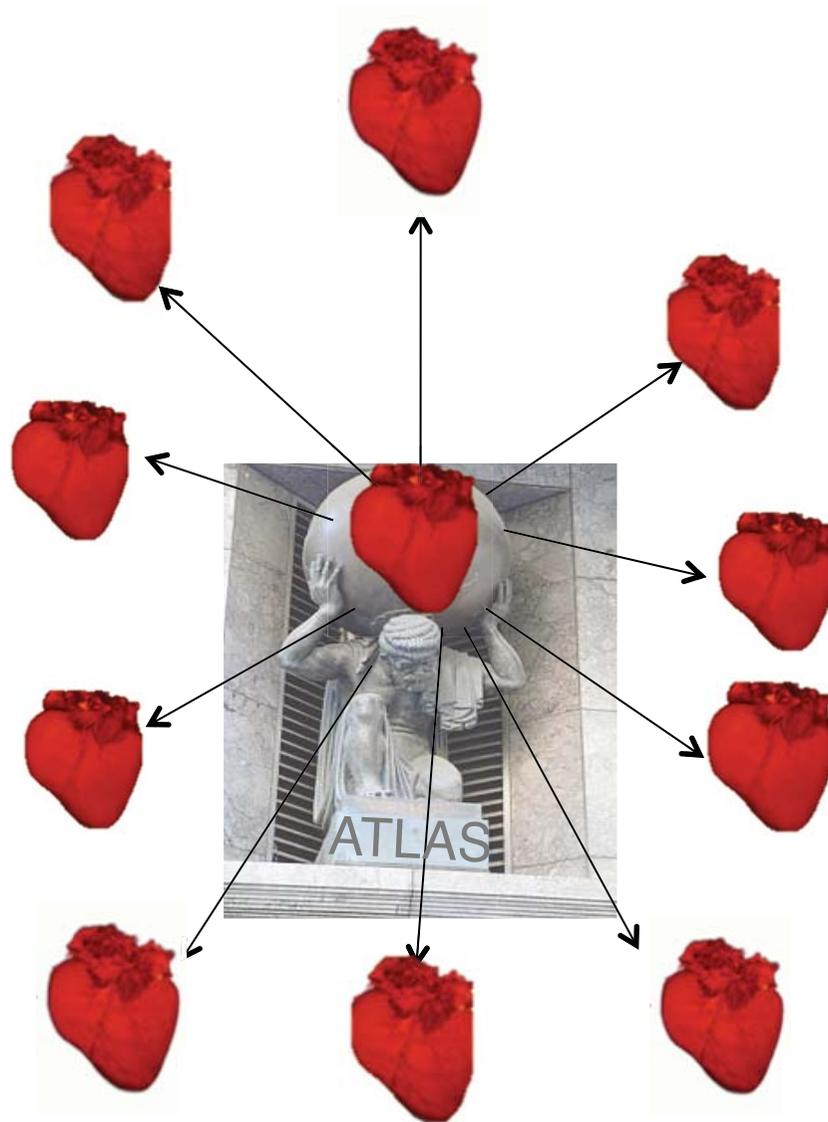
- 10 cœurs humain ex vivo (CREATIS-LRMN, Lyon, France)
 - Classés « sains » (poids, épaisseur du septum, examen pathologique)
 - Imagerie IRM 1.5T Avento Siemens
 - Imagerie bipolaire écho planaire, 4 répétitions, 12 gradients
 - Volume : **128×128×52**, 2 mm résolution



défis:

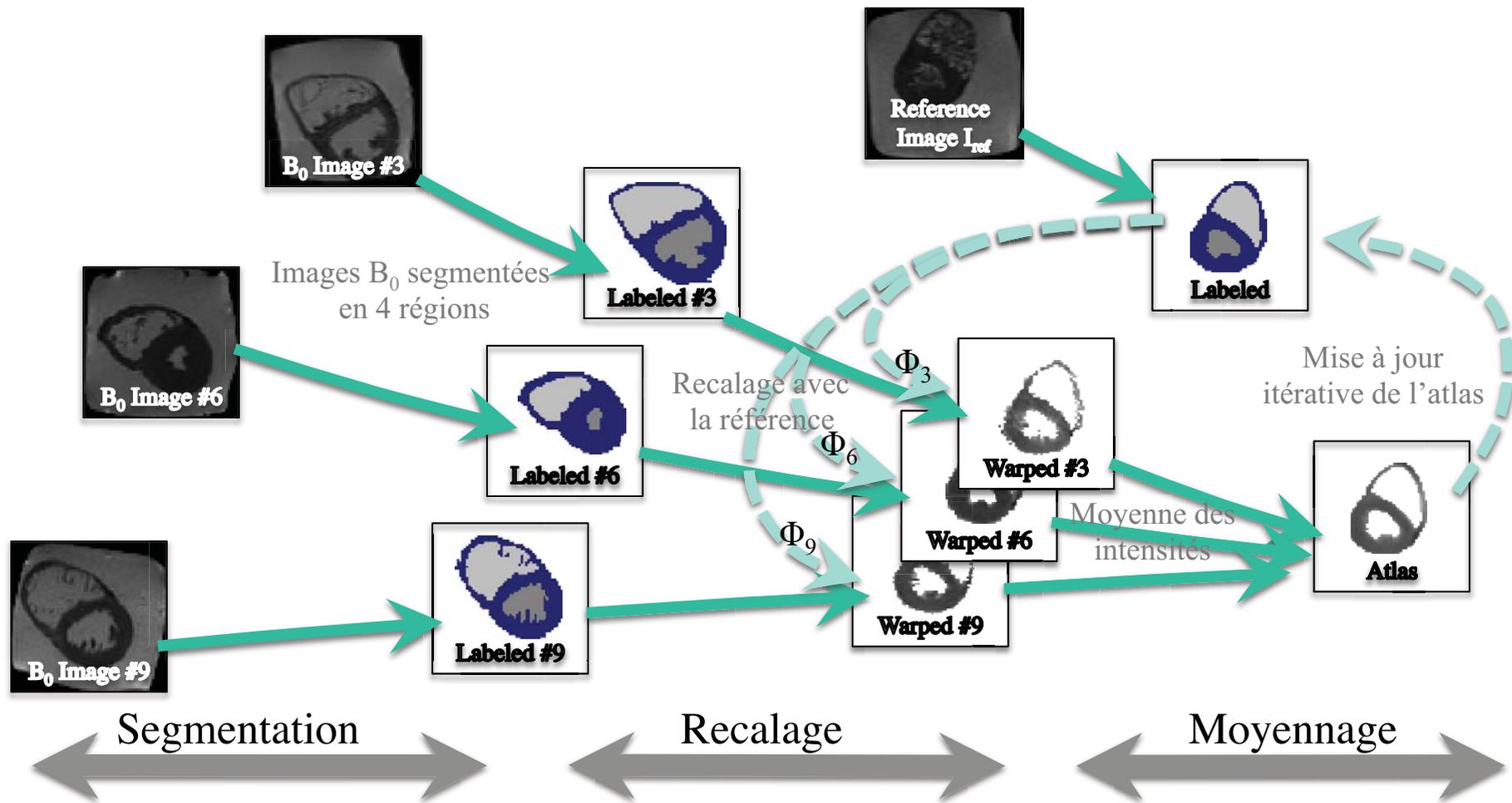
- faible résolution
- grande variabilité des formes

Construction de l'atlas



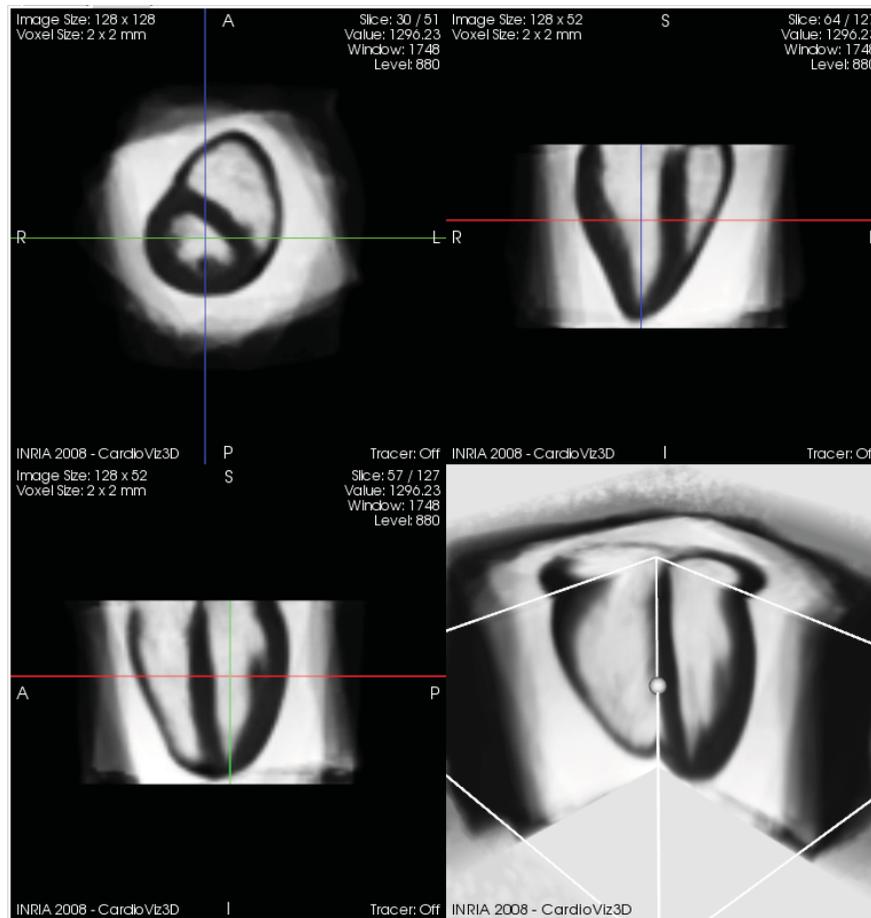
Algorithme

Construction de l'atlas morphologique

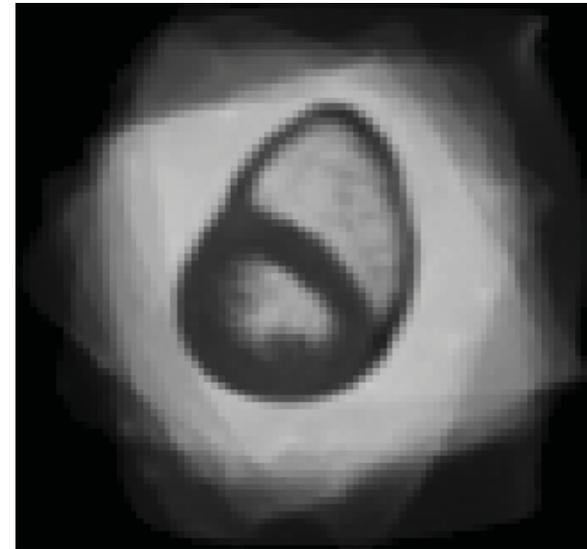


Resultat 1: atlas morphologique

Forme moyenne



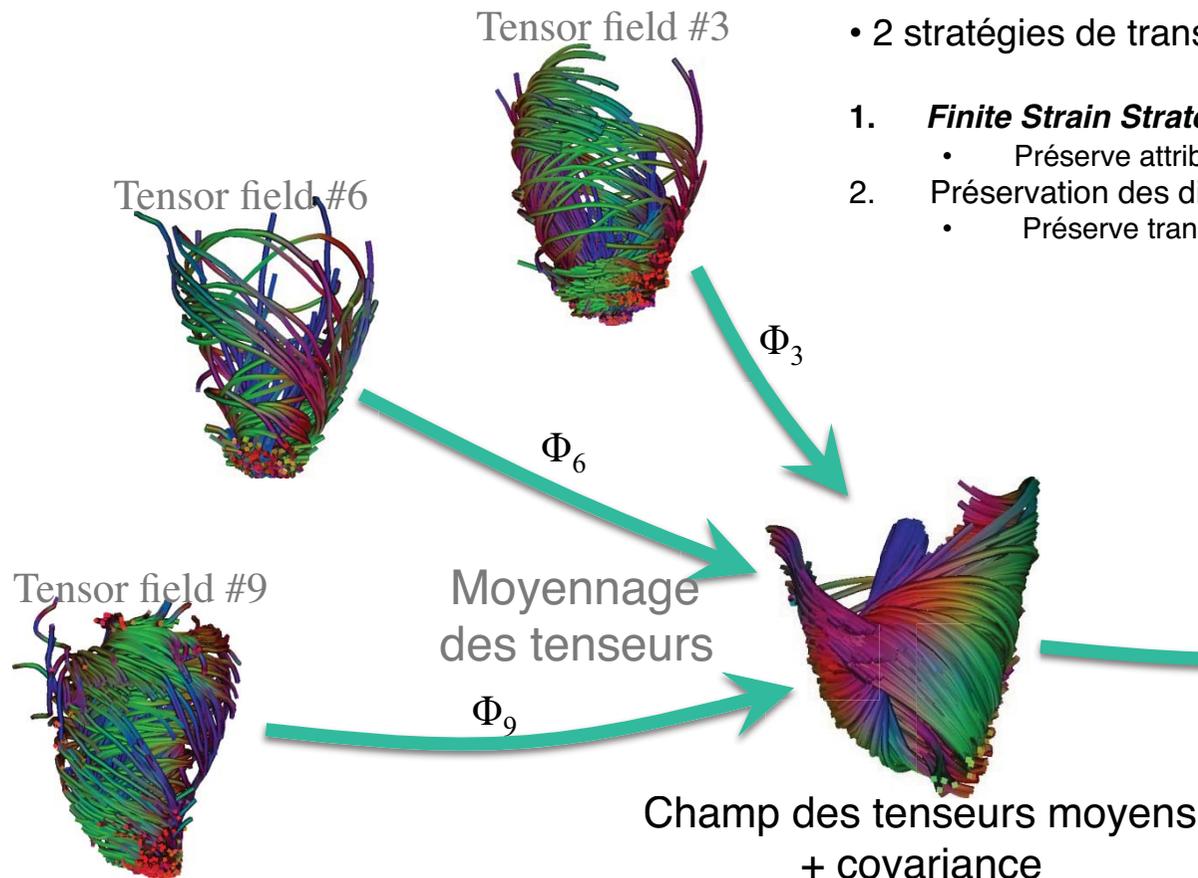
Accumulation des images Bo



Masque du myocarde

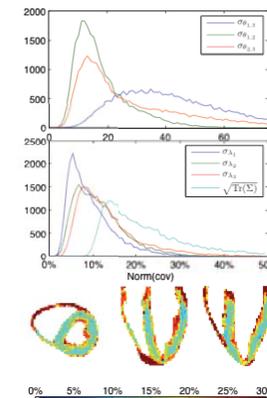
Analyse des champs de tenseurs

Construction de l'atlas des tenseurs avec Φ_1, \dots, Φ_N



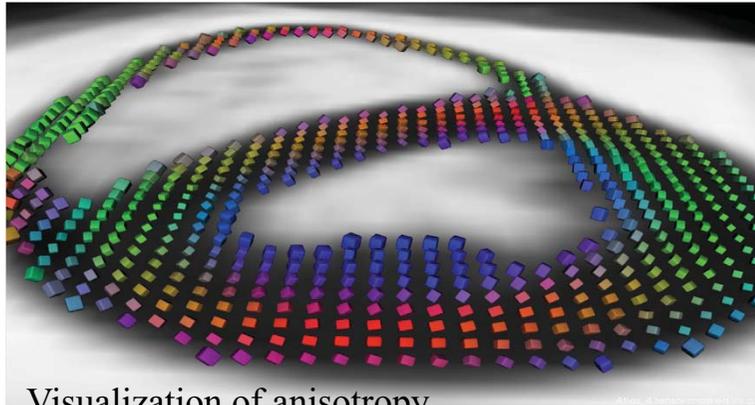
- 2 stratégies de transport (ALEXANDER ET AL., TMI, 2001; PEYRAT ET AL., TMI, 2007)
 1. **Finite Strain Strategy (FS)**
 - Préserve attributs géométriques (i.e., inter sujet)
 2. **Préservation des directions principales (PPD)**
 - Préserve transformations mécaniques (i.e., intra sujet)

Variabilité des tenseurs

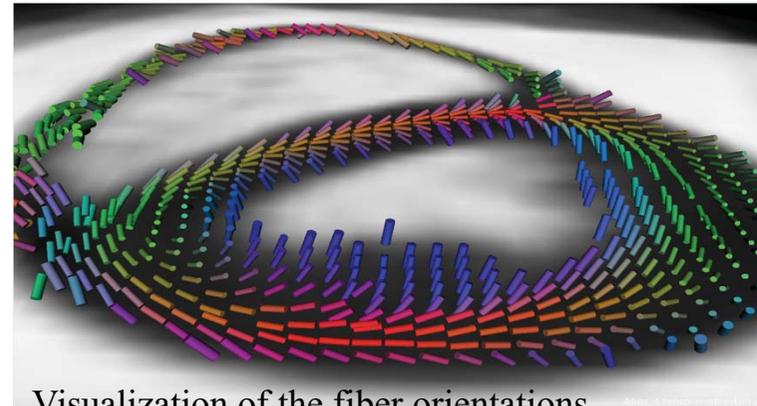


Métrique log-euclidienne

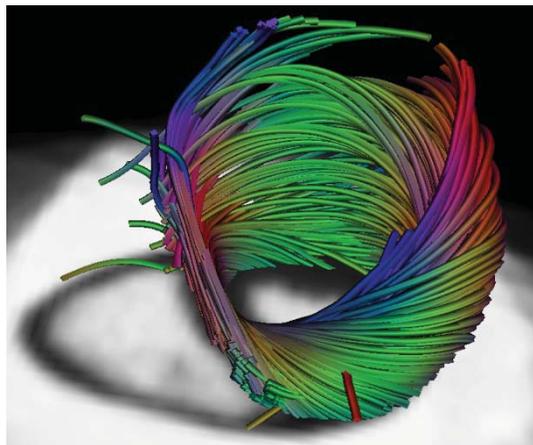
Résultat 2: champ de tenseurs moyen



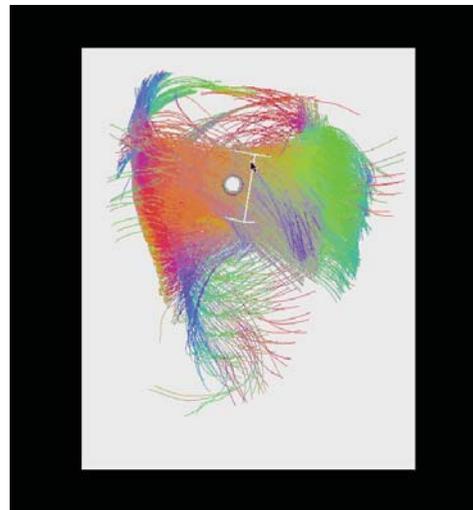
Visualization of anisotropy
Cube orientations and dimensions
→ depend on eigenvectors and eigenvalues



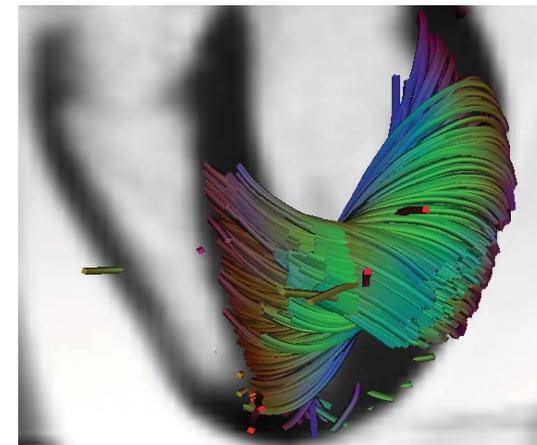
Visualization of the fiber orientations
(r,g,b) components → direction of the first eigenvector



Fiber tractography in the left ventricle



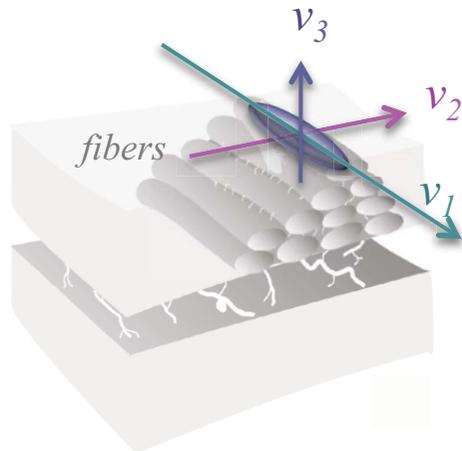
Fiber Tracking along the Midwall



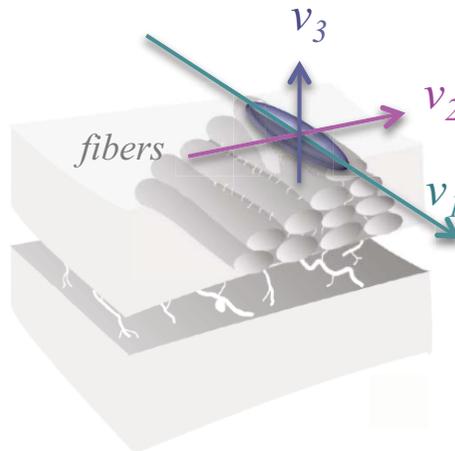
Transmural variability in the left ventricle

Variabilité des vecteurs propres

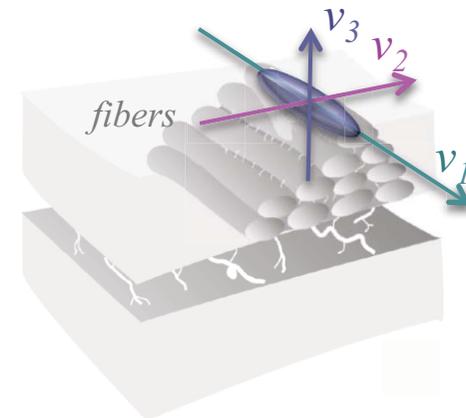
- Mesure de la stabilité de la structure des fibres
 - $\sigma_{\theta_{i,j}}$, écart type angulaire des axes (v_i, v_j) autour du vecteur propre v_k



Angle of rotation $\theta_{1,3}$ of the plane (v_1, v_3) around the axis v_2 , i.e., **vertical angle of the fiber**



Angle of rotation $\theta_{1,2}$ of the plane (v_1, v_2) around the axis v_3 , i.e., **horizontal angle of the fiber**



Angle of rotation $\theta_{2,3}$ of the plane (v_2, v_3) around the axis v_1 , i.e., **angle of the laminar sheet normal**

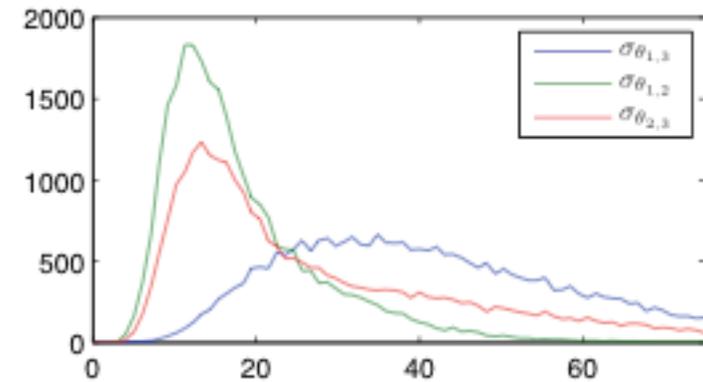
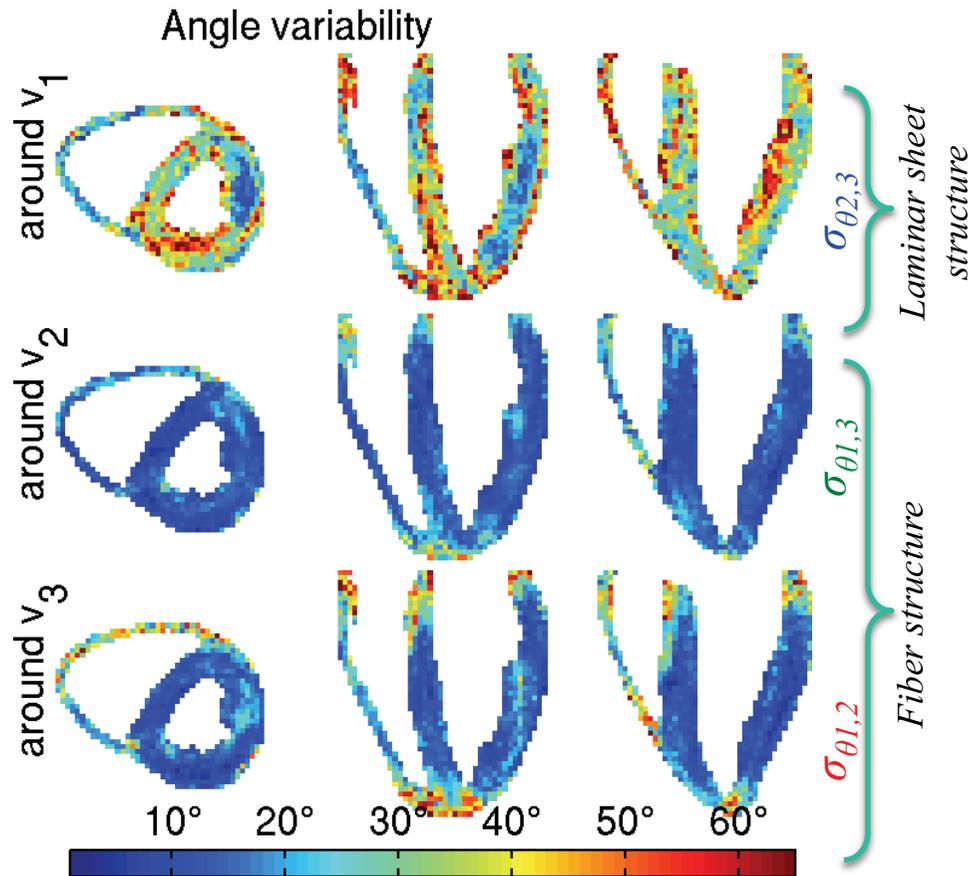
Variabilité angulaire
de la **structure des fibres**

Variabilité angulaire
de la **structure des feuillets**

Variabilité de la structure des fibres

Écart-types angulaires :

$$\sigma_{\theta_{2,3}} = 11.5^\circ, \quad \sigma_{\theta_{1,2}} = 13.0^\circ, \quad \text{and} \quad \sigma_{\theta_{1,3}} = 31.1^\circ$$



Histogram of the standard deviations of the angular variability

quantification:

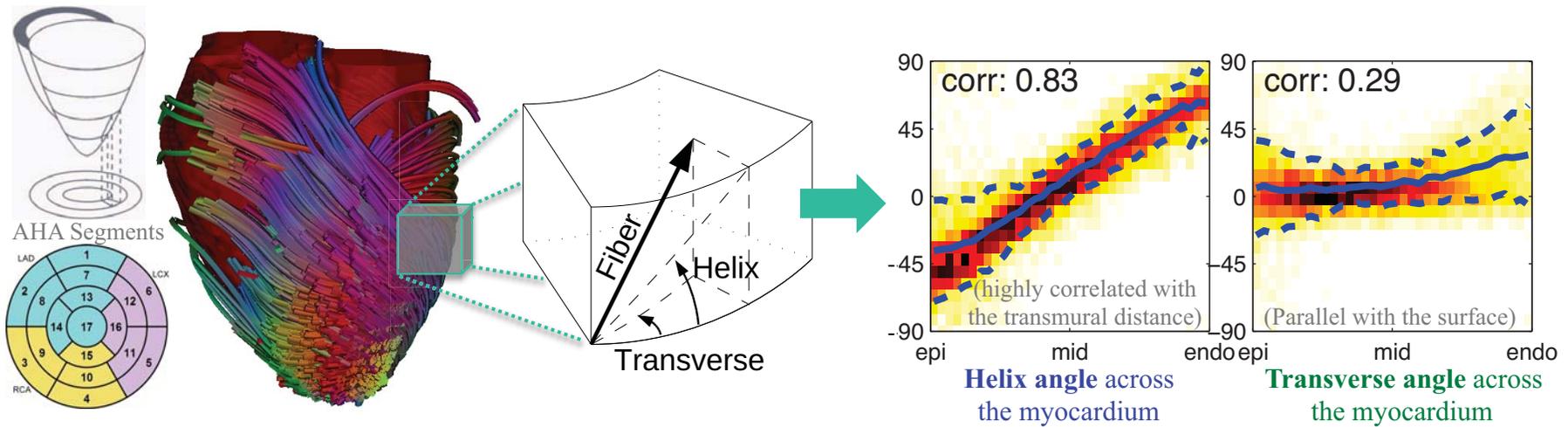
La structure des fibres est plus stable que celle des feuillets

Distribution de l'orientation des fibres

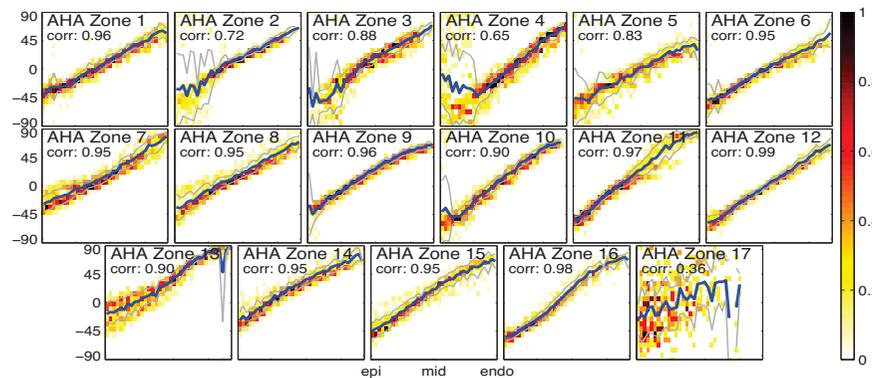
Helix angle (from -41° on epicardium to $+66^\circ$ on endocardium)

Transverse angle (around 0°)

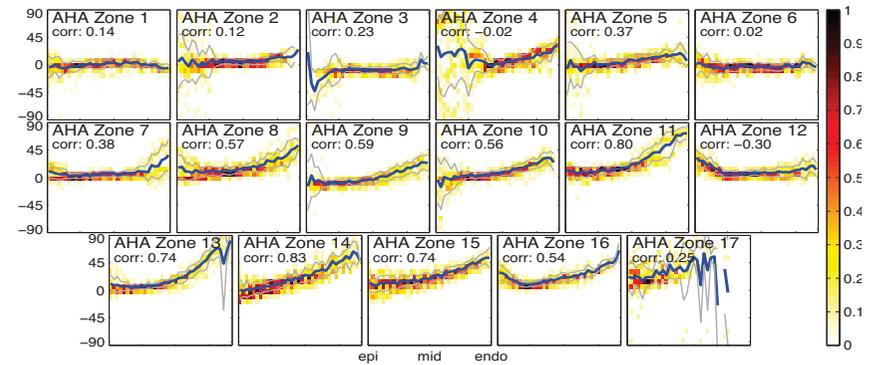
(i.e., helical pitch, vertical angle relative to the myocardium) (i.e., horizontal angle relative to the myocardium)



Fiber angles across all 17 AHA segments



Helix angle across AHA zones



Transverse angle across AHA zones

Personnalisation des fibres à partir de la forme

Statistical Analysis of Joint Variations

H. Lombaert and J.M. Peyrat, *Joint Statistics on Cardiac Shape and Fiber Architecture*, MICCAI 2013

Nicholas Ayache
13 Mai 2014

Le patient numérique personnalisé
Images, médecine & informatique

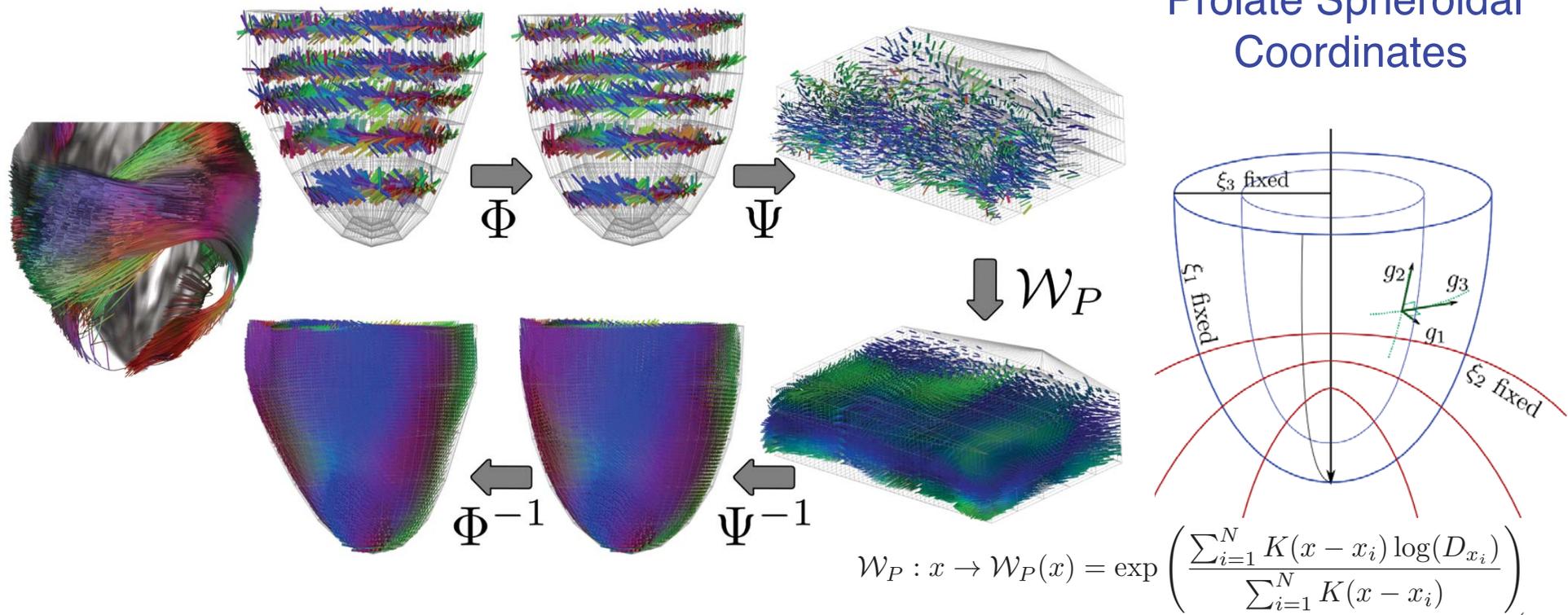


COLLÈGE
DE FRANCE
—1530—

74

Mesures *in vivo* de diffusion

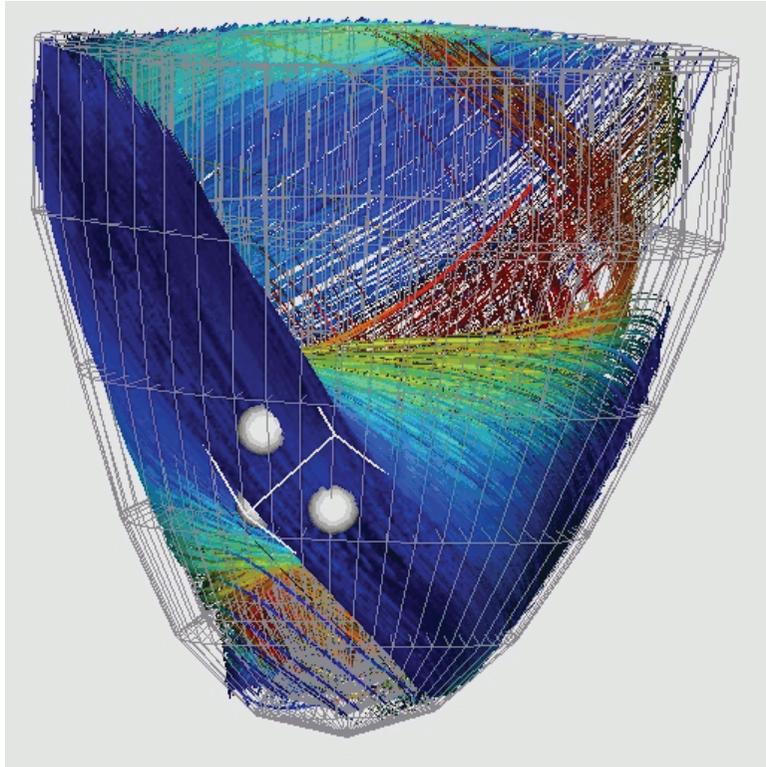
- Prometteur mais difficile
- Mesures éparées, exploiter info *a priori* + interpolation



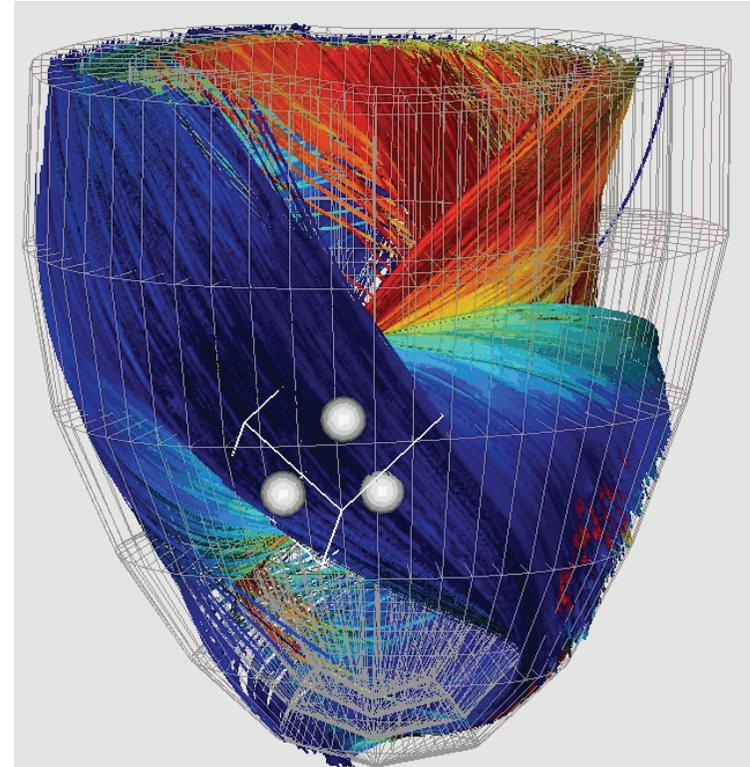
N. Toussaint, C. Stoeck, T. Schaeffter, S. Kozerke, M. Sermesant, and P. Batchelor. *In Vivo Human Cardiac Fibre Architecture Estimation using Shape-based DTI Processing*. *Medical Image Analysis* 2013.

Acquisitions *in vivo*

10 volontaires



Diastole



Systole

N. Toussaint, C. Stoeck, T. Schaeffter, M. Sermesant, S. Kozerke. *Cardiac Laminae Structure Dynamics from In-vivo Diffusion Tensor Imaging*. ISMRM 2013

Conclusion

- Illustration de nouveaux outils mathématiques et algorithmiques permettant d'analyser la variabilité des formes anatomiques à partir des images médicales
- Champ de recherche très actif, nombreuses publications, atelier annuel scientifique à MICCAI
- Développement lié à celui de grandes bases de données ouvertes à la communauté scientifique

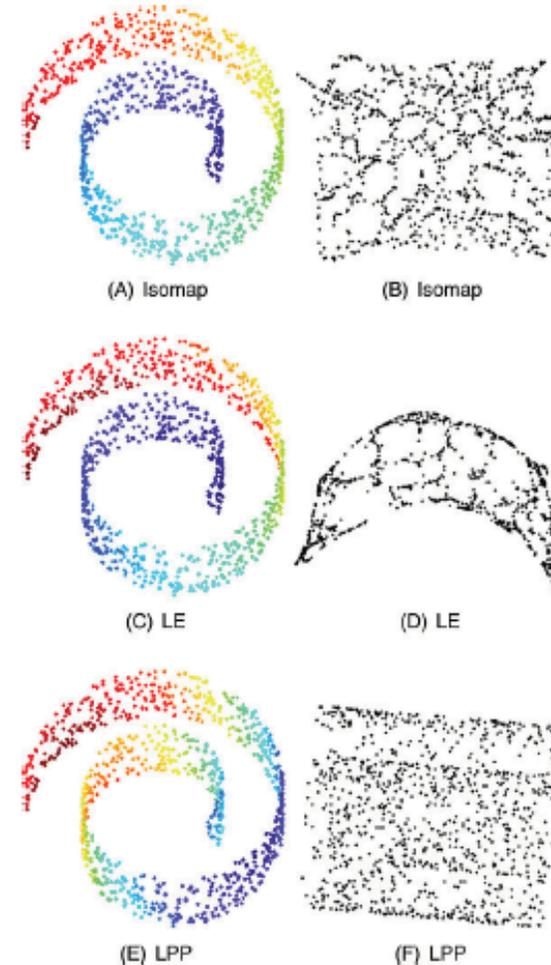
Approches alternatives

- **Courants mathématiques**
 - pour comparer des formes décrites par des points, lignes, surfaces, et volumes
 - sans correspondances explicites (cf. cours 4)
- **Atlas intelligent : conserver toutes les images**
 - retrouver les plus similaires par indexation (cf. cours 6)
 - *Apprentissage de variété* : projeter dans un espace de dimension réduite en préservant la proximité d'images similaires (cf. séminaire, cours 6 et colloque de clôture)

Apprentissage de variété

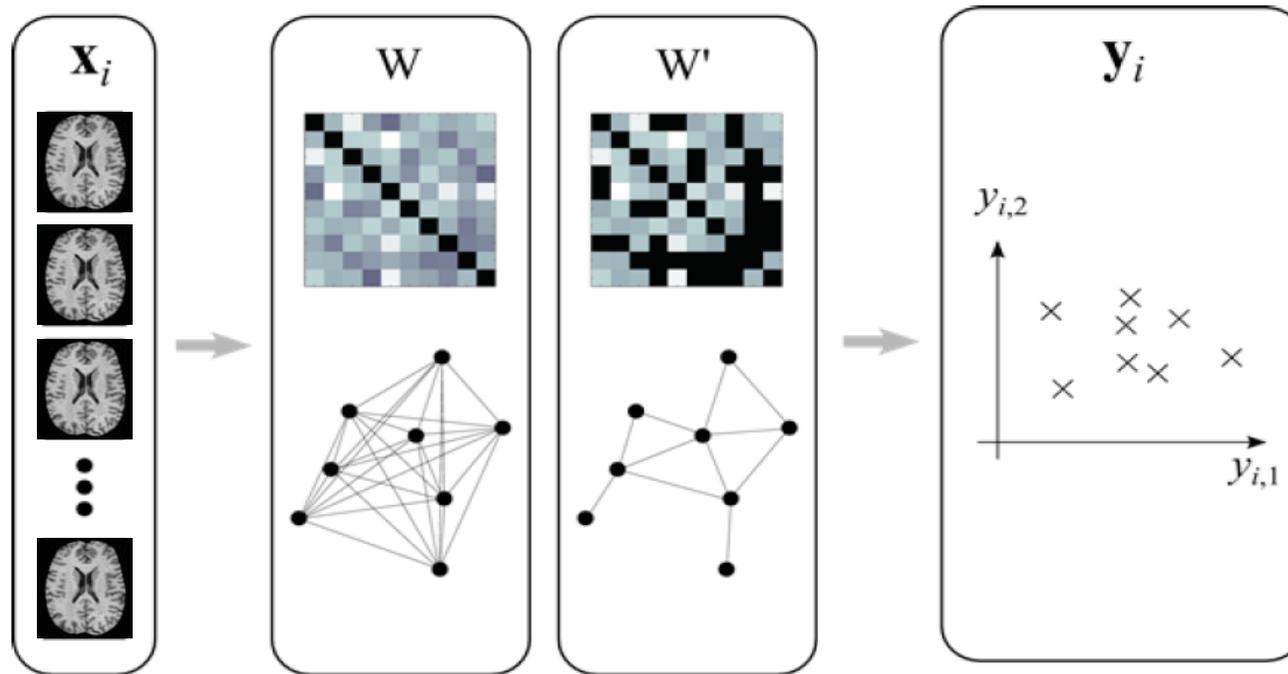
- projeter les images dans un espace de plus petite dimension en préservant la structure des données
- Algorithmes populaires
 - *Isomap*
 - *Laplacian Eigenmaps*
 - *Locality Preserving Projections*

L. Grady, J. Polimeni, 2010



Matrice laplacienne normalisée

- W : matrice de ressemblance; $W_{ij} = \text{Sim}(I,J)$; $T_{ii} = \sum W_{ij}$



- $L = T^{-1/2} (T-W) T^{-1/2}$
Analyse spectrale de L

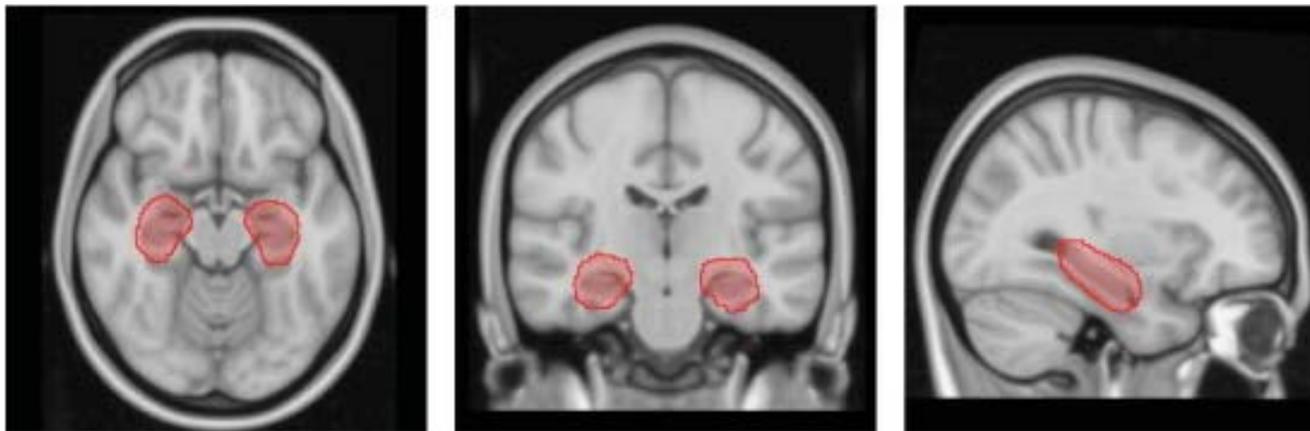
$$\min \sum_{i,j} W_{ij} \|y_i - y_j\|^2$$

les images similaires sont rapprochées

d'après Rueckert 2013

Apprentissage de variété

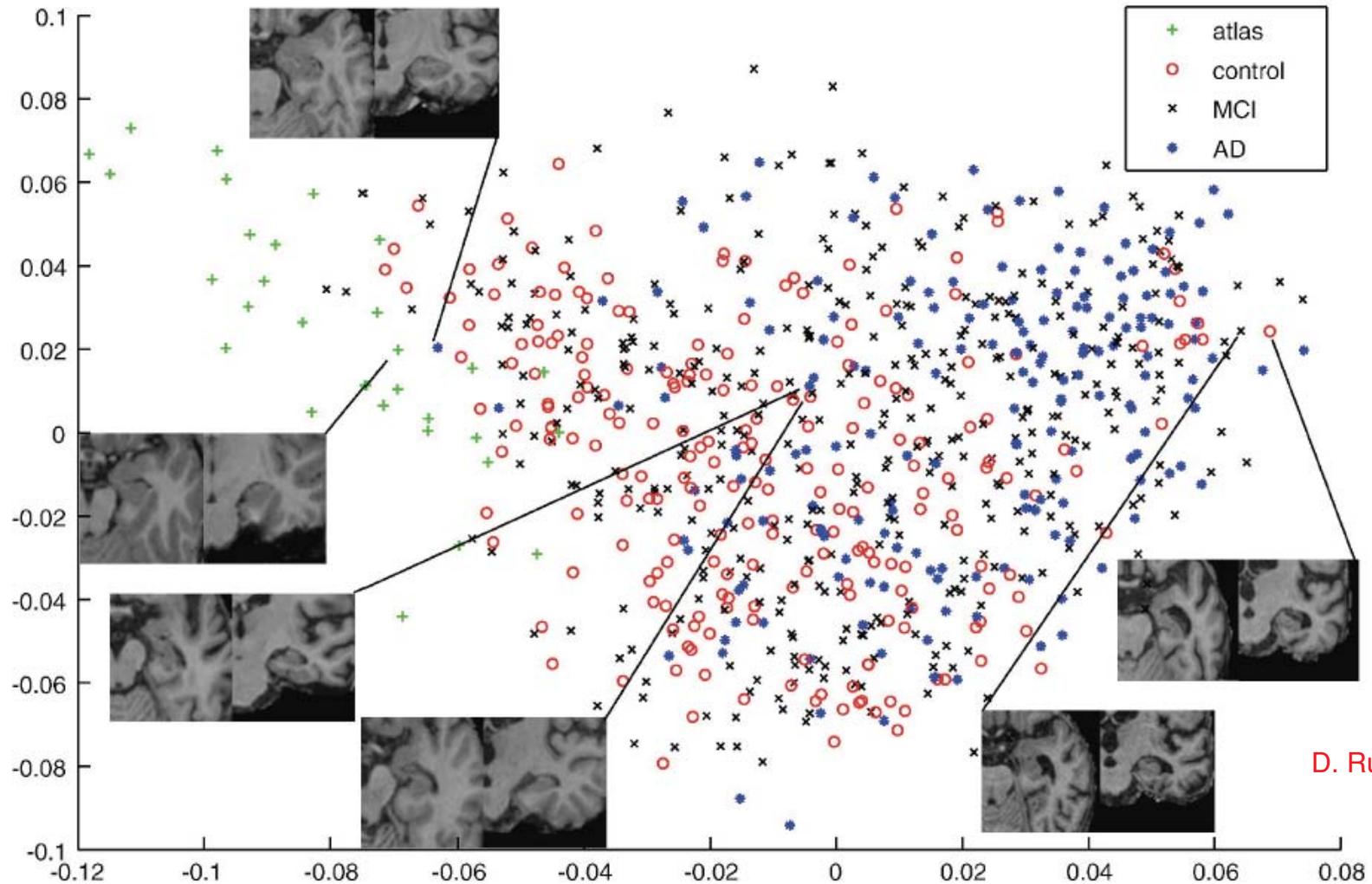
- Requiert une mesure de ressemblance entre images



Exemple: information mutuelle hippocampe

Wolz et al., Neuroimage, 2010

Apprentissage de variété



D. Rueckert

Permet de guider des algorithmes de segmentation et de recalage, voire d'interprétation

Colloque 24 Juin

09h10 Biophysical Models for Cancer Imaging

Michael Brady, *University of Oxford, United Kingdom*

09h50 Learning Clinical information from Medical Images

Daniel Rueckert, *Imperial College London, United Kingdom*

10h30 Spatiotemporal Analysis of Brain Development and Disease Progression

Guido Gerig, *University of Utah, United States*

11h10 Break

11h20 Decision Forests in Medical Image Analysis

Antonio Criminisi, *Microsoft Research, United Kingdom*

12h00 Computational Physiology: Connecting Molecular Systems Biology with Clinical Medicine

Peter Hunter, *University of Auckland, New Zealand*

14h10 Toward a Statistical Neuroscience

Olivier Faugeras, *Inria, Université de Nice Sophia Antipolis*

14h50 Model-Based Biomedical Image Analysis

James Duncan, *Yale University, United States*

15h30 Multi-Scale Image-Guided Interventions

David Hawkes, *University College London, United Kingdom*

16h10 Break

16h20 Augmented Reality in the Operating Room

Nassir Navab, *Tech. Univ. Munich, Germany & J. Hopkins Univ., United States*

17h00 Towards Image-Based Personalized Medicine

Dorin Comaniciu, *Siemens Corporate Technology, United States*

