

Imagerie Médicale : Principes Physiques, traitement Numérique et Applications Avancées

Ecole Centrale Paris (Option Math. App) -
Mastère Recherche MVA - Mastère IDB – 2007/2008

X. Pennec

Recalage non-rigide d'images médicales (2/2)



Asclepios team
2004, route des Lucioles B.P. 93
06902 Sophia Antipolis Cedex

<http://www-sop.inria.fr/asclepios>

1

Cours 2^e module

Lundi 14 janvier 2008: Delingette (Rappels 1^{er} module et classification)
Lundi 21 janvier 2008: Pennec (Recalage paramétrique géométrique)

Lundi 28 janvier 2008: Pennec (Recalage non rigide iconique)

Lundi 18 février 2008: Pennec (Tenseurs & anatomie algorithmique)
Lundi 25 février 2008: Delingette (Modèles biomécaniques)
Lundi 3 mars 2008: Pennec /Delingette (Quizz et présentation d'articles)
Lundi 10 mars 2008: Pennec/Delingette (Quizz et présentation d'articles)

2

Classification des problèmes

Type de transformation

- Paramétrique simples
Rigide (déplacement), similitude, affine, projectif
- Déformables
Polynomiale, spline, libre

Type d'acquisition

- Mono-modal
- Multi-modal

Homologie des objets observés

- Intra-sujet (problème généralement bien posé)
- Inter-sujet (correspondances bijectives, regularisation ?)

3

Méthodes géométriques

Extraction de primitives géométriques

- invariantes par le groupe de transformations choisi (typiquement rigide)

Le recalage consiste alors à :

- Appairer les primitives homologues
- Estimer la transformation T

X. Pennec, N. A. and J.P. Thirion : *Landmark-Based Registration Using Features Identified Through Differential Geometry*, Handbook of Medical Imaging, Chapter 31, Academic Press, 2000.

4

Méthodes géométriques

Avantages :

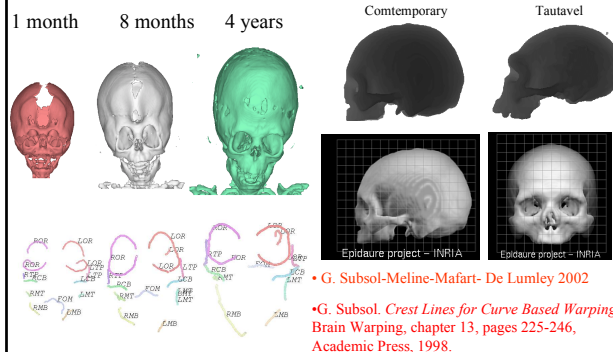
- Automatique, pas d'initialisation requise
- Précision et robustesse

Inconvénients :

- Requier une haute résolution & un bruit faible
- Amers invariants : Rigide, mono-modal, même patient
- Exception possible : les images du crâne

5

Through Aging or Through Ages



6

Méthodes Iconiques

Pas d'extraction d'amers géométriques

Avantages :

- images bruitées et/ou de faible résolution
- images multimodales

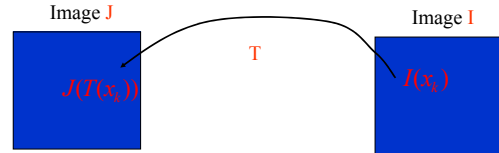
Inconvénients :

- il faut considérer tous les voxels!

7

Principe

Comparer l'intensité des voxels superposés pour guider le processus de recalage



8

Comparer des images multi-modales ?

Quel critère de similarité ?

- Nombreux critères disponibles:
 - SSD, Corrélation, information mutuelle...?
- Coûts et performances variables
- Où est l'optimum ?

Maintz & Viergever, Survey of Registration Methods, Medical Image Analysis 1997

9

Plan du cours

Introduction

Recalage iconique multimodal

- Les critères de similarité
- Un exemple d'application: recalage IRM/US

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

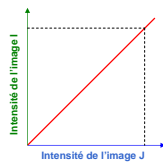
Conclusion

10

Classification des mesures existantes

Relation supposée

Conservation de l'intensité



Mesures adaptées

Somme des différences au carré $S(T) = \sum_k (i_k - j_k^1)^2$
 Somme des différences en valeur absolue
 Mesures de différence d'images (Buzug, 97)

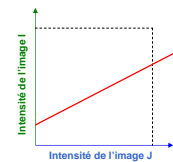
Interpolation: $j_k^1 \equiv J(T(x_k))$

11

Classification des mesures existantes

Relation supposée

Affine



Mesures adaptées

Coefficient de corrélation

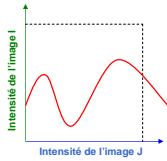
$$\rho_{IJ}(T) = \frac{1}{n \sigma_I \sigma_J} \sum_k (i_k - \bar{I})(j_k^1 - \bar{J})$$

12

Classification des mesures existantes

Relation supposée

Fonctionnelle



Mesures adaptées

- Critère de Woods (1993)
- Variante Woods (Ardekani, 95; Alpert, 96; Nikou, 97)
- Rapport de corrélation (Roche, 98)

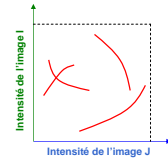
$$\eta^2 = \frac{Var [E(I | J(T))]}{Var(I)}$$

13

Classification des mesures existantes

Relation supposée

Statistique



Mesures adaptées

- Entropie conjointe (Hill, 95; Collignon, 95)
- Information mutuelle (Collignon, 95; Viola, 95)
- Information mutuelle normalisée (Studholme, 98)

$$MI(I, J) = H(I) + H(J) - H(I, J) = \sum_i \sum_j P(i, j) \log \frac{P(i, j)}{P(i)P(j)}$$

14

Un cadre général

- A. Roche a proposé un cadre unificateur par maximum de vraisemblance
- Modélisation physique et statistique du processus d'acquisition d'images
- Crée une hiérarchie de critères

A. Roche, G. Malandain and N.A. : *Unifying maximum likelihood approaches in medical image registration*. International Journal of Imaging Systems and Technology : Special Issue on 3D Imaging 11(1), 71-80, 2000.

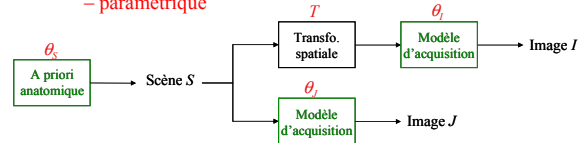
- D'après les travaux pionniers de (Costa et al, 1993), (Viola, 1995), (Leventon & Grimson, 1998), (Bansal et al, 1998)

16

Principe de la méthode [A. Roche]

Modèle de dépendance inter-images

- probabiliste
- paramétrique



Inférence par maximum de vraisemblance

$$\max_{T, \theta_i, \theta_j, \theta_s} P(I, J | T, \theta_i, \theta_j, \theta_s)$$

paramètres auxiliaires: θ

17

Modèle générique

Scène: champ aléatoire à valeurs discrètes (segmentation)



Hypothèses:

- indépendance spatiale
- stationnarité

$$\Rightarrow P(S) = \prod_i \pi(s_i)$$

18

Modèle générique

Images: mesures bruitées de la scène

$$\begin{cases} i_k = f(s_k^\downarrow) + \varepsilon_k & s_k^\downarrow \equiv s(T(x_k)) \\ j_l = g(s_l) + \eta_l \end{cases}$$

Hypothèses sur ε et η :

- blancs (indép. spatiale)
 - stationnaires
 - gaussiens
 - additifs
 - indépendants entre eux
- $$\Rightarrow P(I, J | S) = \prod_k G_{\sigma_\varepsilon}(i_k - f(s_k^\downarrow)) \times \prod_l G_{\sigma_\eta}(j_l - g(s_l))$$

19

Fonction de vraisemblance

Vraisemblance = loi conjointe des images

$$P(I, J) = \int P(I, J | S) P(S) dS \\ \equiv L(T, \theta) \quad \text{avec } \theta \equiv (\pi, f, g, \sigma_\epsilon, \sigma_\eta)$$

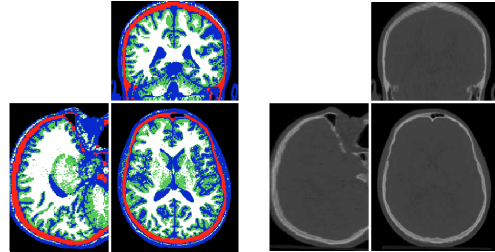
Passage au logarithme (log-vraisemblance)

$$\log L(T, \theta) = \sum_{k \in \mathcal{A}} \log \frac{P_\theta(i_k, j_k^\downarrow)}{P_\theta(i_k) P_\theta(j_k^\downarrow)} + \sum_k \log P_\theta(i_k) + \sum_l \log P_\theta(j_l) \\ \text{avec } P_\theta(i, j) = \sum_{p=1}^K \pi_p G_{\sigma_\epsilon}(i - f_p) G_{\sigma_\eta}(j - g_p)$$

20

Exemple: recalage rigide scanner / IRM

L'estimée de θ permet d'estimer la scène a posteriori



21

Limitations

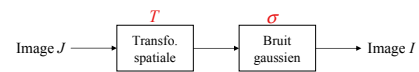
- En général, la maximisation par rapport à θ est coûteuse (algorithme de segmentation EM)
- En faisant des hypothèses sur θ , on peut approcher la solution analytiquement

22

Cas particulier 1

Hypothèses

$$\begin{cases} f = g \\ |\eta| \ll |\epsilon| \end{cases} \Rightarrow i_k \approx j_k^\downarrow + \epsilon_k$$



Maximum de vraisemblance

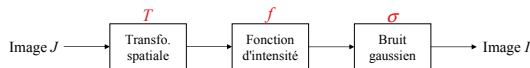
$$\max_{\theta} L(T, \theta) \propto -n \log \left(\frac{c}{n^2} \sum_k (i_k - j_k^\downarrow)^2 \right) + E_{\text{rappel}} \\ \text{SSD}$$

23

Cas particulier 2

Hypothèses

$$\begin{cases} g \text{ injective} \\ |\eta| \ll |\epsilon| \end{cases} \Rightarrow i_k \approx f(j_k^\downarrow) + \epsilon_k, \quad f \text{ cte par morceaux}$$



Maximum de vraisemblance

$$\max_{\theta} L(T, \theta) \propto -n \log \left(\frac{c}{n^2} \min_f \sum_k (i_k - f(j_k^\downarrow))^2 \right) + E_{\text{rappel}} \\ \text{Erreur quadratique d'ajustement}$$

24

Cas particulier 2

Cas limite : le rapport de corrélation (CR)

$$\eta_{i,j}^2(T) \equiv \frac{\min_f \sum_k (i_k - f(j_k^\downarrow))^2}{n \text{Var}(I)} \\ \text{Erreur quadratique d'ajustement} \\ \text{Normalisation différente du critère de vraisemblance}$$

Équivalence MV / CR

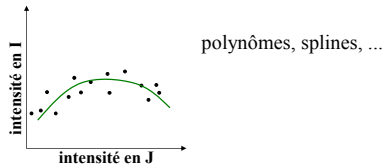
26

Généralisations du CR

Métrique robuste

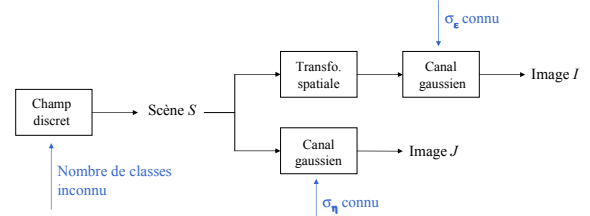
$$\eta_{i,j}^{gene}(T) \equiv \frac{\min_f \sigma(I - f(J \circ T))}{\min_{\mu=cte} \sigma(I - \mu)} \quad \sigma: \text{M-estimateur d'échelle (Rousseeuw, 87)}$$

Espace de recherche de la fonction f



Cas particulier 3

Hypothèses



Cas particulier 3

Maximum de vraisemblance

$$\hat{P}(i, j) \approx \frac{1}{n} \sum_k G_{\sigma_e}(i - i_k) G_{\sigma_n}(j - j_k^\downarrow) \quad (\text{Parzen})$$

$$\max_P L(T, P) \propto \sum_k \log \frac{\hat{P}(i_k, j_k^\downarrow)}{\hat{P}(i_k) \hat{P}(j_k^\downarrow)} + \text{termes correctifs}$$

$n \times$ Information mutuelle

Choix d'un critère

- Choisir le bon critère de similarité demande de bien comprendre le processus physique d'acquisition des images.
- Lorsque plusieurs modèles sont valides, choisir celui avec le plus petit nombre de degrés de liberté permet d'augmenter la robustesse de l'approche.

Plan du cours

Introduction

Recalage iconique multimodal

- Les critères de similarité
- Un exemple d'application: recalage IRM/US

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

Conclusion

Roboscope : Quantify Brain Deformation during Neurosurgery

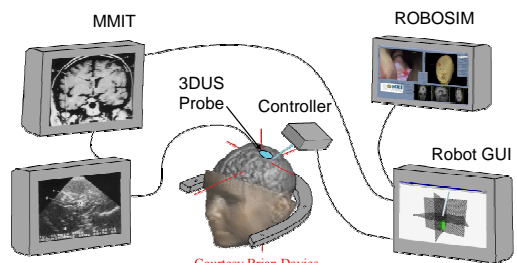


Image-Guided Manipulator-Assisted Neuro-Endoscopy

Manipulator

Steady Hand Motion Compensation
Active Motion Constraints



Courtesy B. Davies & S. Starkie

Manipulator

Steady Hand Motion Compensation
Active Motion Constraints



Courtesy B. Davies & S. Starkie

Manipulator

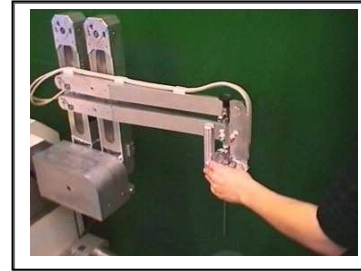
Steady Hand Motion Compensation
Active Motion Constraints



Courtesy B. Davies & S. Starkie

Manipulator

Steady Hand Motion Compensation
Active Motion Constraints



Courtesy B. Davies & S. Starkie

Ultrasons 3-D

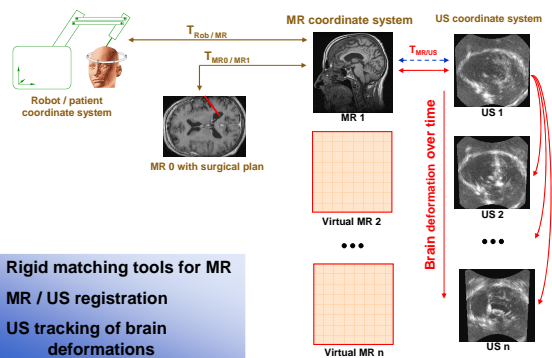
Modalité per-opérateur

- alternative moins chère que l'IRM ouverte.
- Données temps-réel

Suivi du mouvement des tissus

- en 3-D
- mise-à-jour de la planification pré-opérateur

Multimodal Image Fusion



MR-US Images

Pre - Operative MR Image

Per - Operative US Image

Acquisition of images : L. & D. Auer, M. Rudolf

39

Recalage ultrasonore / IRM

Principes élémentaires d'imagerie US

$$I_{rf}(\mathbf{x}) = |\nabla Z \cdot \mathbf{u}(\mathbf{x})| \times \xi(\mathbf{x})$$

Compression logarithmique

$$I(\mathbf{x}) \approx A \log |\nabla Z \cdot \mathbf{u}(\mathbf{x})| + B + \varepsilon(\mathbf{x})$$

40

Recalage ultrasonore / IRM

Hypothèse: l'impédance acoustique est fonction du signal IRM (noté J)

$$Z(\mathbf{x}) = g(J(\mathbf{x})) \Rightarrow \nabla Z(\mathbf{x}) = g'(J(\mathbf{x})) \times \nabla J(\mathbf{x})$$

Relation entre les signaux US / IRM

$$I(\mathbf{x}) = f[J(\mathbf{x}), |\nabla Z \cdot \mathbf{u}(\mathbf{x})|] + \varepsilon(\mathbf{x})$$

En pratique, on néglige l'influence de l'orientation

$$I(\mathbf{x}) \approx f[J(\mathbf{x}), \|\nabla J(\mathbf{x})\|] + \varepsilon(\mathbf{x})$$

41

Bivariate Correlation Ratio

1 function of 2 variables

$$I = f(J, \|\nabla J\|)$$

2 iterated stages

- Robust polyn. approx. of f
- Estimation of T:

$$\hat{T} = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \sum_k (I(x_k) - \hat{f}(J(T(x_k)), \|\nabla J(T(x_k))\|))^2$$

A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. A. Rigid Registration of 3D Ultrasound with MR Images: a New Approach Combining Intensity and Gradient Information. IEEE Transactions on Medical Imaging, 20(10):1038--1049, October 2001.

42

Typical Registration Result with Bivariate Correlation Ratio

Pre - Operative MR Image

Per - Operative US Image

Registered

Acquisition of images : L. & D. Auer, M. Rudolf

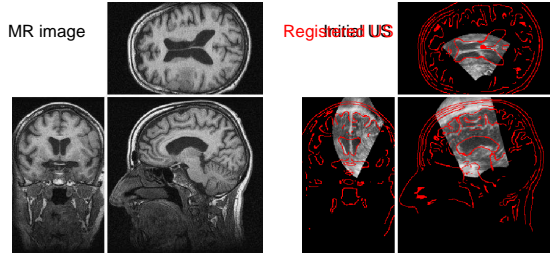
43

US Intensity MR Intensity and Gradient

44

Example 2

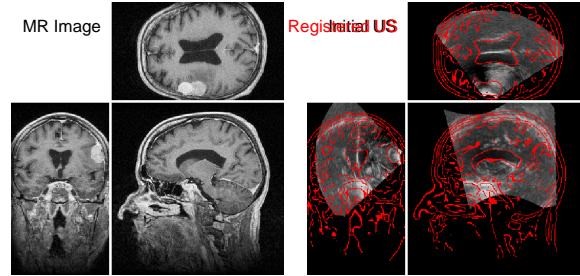
Same patient, same MR, another more focussed US



45

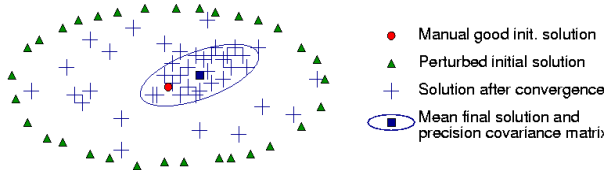
Example 3

Same patient, contrast enhanced MR, another US



46

Robustness and Repeatability study

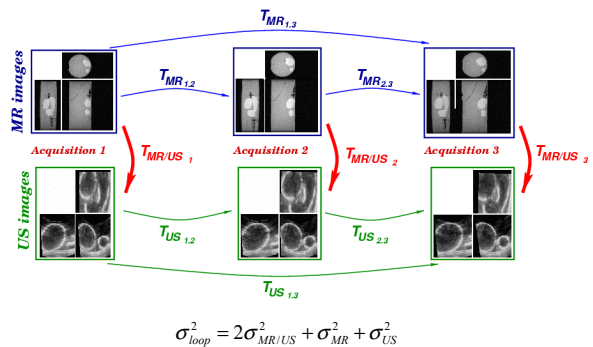


Robustness : percentage of correct results

Repeatability : variance of correct results

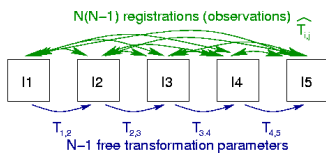
47

Accuracy Evaluation (Consistency)



48

Validation using Bronze Standard



- Best explanation of the observations (ML) :** $C = \sum_{ij} d^2(T_{ij}, \hat{T}_{ij})$
- LSQ criterion
 - Robust Fréchet mean $d^2(T_1, T_2) = \min(\mu^2(T_1, T_2), \chi^2)$
 - Robust initialization and Newton gradient descent
 - Grid scheduling for efficiency

Result $T_{i,j}, \sigma_{rot}, \sigma_{trans}$

[T. Glatard & al, MICCAI 2006, Int. Journal of HPC Apps, 2006]

49

Results on the phantom dataset

Data (varying balloons volumes)

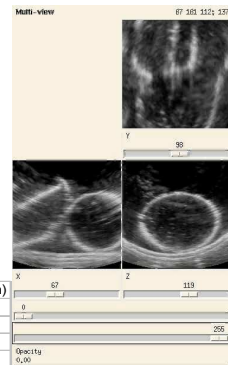
- 8 MR (0.9 x 0.9 x 1.0 mm)
- 8 US (0.4 x 0.4 x 0.4 mm)
- 54 loops

Robustness and repeatability

	Success	var rot (deg)	var trans (mm)
MI	39%	0.40	0.27
CR	52%	0.43	0.25
BCR	76%	0.14	0.09

Consistency of BCR

	var rot (deg)	var trans (mm)	var test (mm)
Multiple MR	0.06	0.1	0.13
Multiple US	0.60	0.4	0.71
Loop	1.62	1.43	2.07
MR/US	1.06	0.97	1.37



50

Results on per-operative patient images

Data (per-operative US)

- 2 pre-op MR (0.9 x 0.9 x 1.1 mm)
- 3 per-op US (0.63 and 0.95 mm)
- 3 loops

Robustness and precision

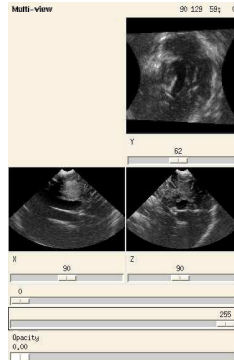
	Success	var rot (deg)	var trans (mm)
MI	29%	0.53	0.25
CR	90%	0.45	0.17
BCR	85%	0.39	0.11

Consistency of BCR

	var rot (deg)	var trans (mm)	var test (mm)
Multiple MR	0.06	0.06	0.10
Loop	2.22	0.82	2.33
MR/US	1.57	0.58	1.65

[Roche et al, TMI 20(10), 2001]

[Pennec et al, Multi-Sensor Image Fusion, Chap. 4, CRC Press, 2005]



51

Plan du cours

Introduction

Recalage iconique multimodal

Recalage iconique non-rigide

- Méthodes : Christensen, Demons, Pasha
- Quantification des déformations apparentes du cerveau

Vers des méthodes adaptatives

Conclusion

52

Approche énergétique : minimisation d'énergie

- Critère de similarité + régularisation

$$E(T) = E_{sim}(I, J(T)) + \lambda E_{reg}(T)$$

- E_{sim} : Mesure la ressemblance des intensités entre voxels homologues;

- E_{reg} : Énergie de déformation destinée à régulariser le problème (Thikhonov, modèles d'élasticité linéaire, mécanique des fluides, etc.). Bajcsy, Christensen-Miller, Bro-Nielsen, Thirion, Pennec, Cachier, Hellier, Younes, Trounev, Hermosillo....

- $E_{reg} = 0$ pour rigide à affine

- Pondération intensité / déformation !

53

Modèle de Christensen-Miller (1994)

T est une déformation libre

$$x_i \mapsto T(x_i) = x_i + u(x_i)$$

La mesure de ressemblance est la SSD (SSD)

$$C = \sum (I(x) - J(x+u(x)))^2$$

C'est une énergie dont la dérivation est assimilée à une force F

$$F(x, u) = -(I(x) - J(x+u)) \nabla J(x+u) \quad (1)$$

54

Christensen-Miller (suite)

La force F est alors appliquée à l'image assimilée

- soit à un matériau élastique linéaire (Coef. de Lamé)

$$\mu \nabla^2 u + (\mu + \lambda) \nabla(\operatorname{div}(u)) = F \quad (2)$$

- soit à un fluide visqueux (Navier-Stokes, Coef. de viscosité)

$$\mu \nabla^2 v + (\mu + \lambda) \nabla(\operatorname{div}(v)) = F \quad (3)$$

$$\frac{\partial u}{\partial t} = v - (\nabla u) \cdot v \quad (4)$$

Les équations (2) et (3) sont résolues itérativement avec F calculée par (1). Pour (4), u calculé par intégration

55

Difficultés

- Equations différentielles coûteuses à résoudre
- Régularité de T?
- Petit pas de temps, nombreuses itérations
- Temps de calcul extrêmement élevé...

56

Algorithme des Démons (Thirion, 1998)

- Inspiré par le travail de Christensen, Miller, et al.
- Algorithme en O(N)
- 2 étapes alternées
 - Des forces images créent un champ de déplacement u_n (flot optique normalisé)
 - Régularisation de u_n par filtrage Gaussian

J.P. Thirion: Image Matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. Medical Image Analysis 2(3), 242-260, 1998.

57

Algorithme des Démons

- $T_0 =$ Identité
- Champ de correction $C_{n+1} = \frac{I - J \circ T_n}{\|\nabla I\|^2 + (I - J \circ T_n)^2} \nabla I$
- Régularisation par filtrage gaussien

$$\begin{array}{l} \text{Elastique} \\ \hat{C}_{n+1} = U_n \circ C_{n+1} \\ U_{n+1} = G_\sigma * \hat{C}_{n+1} \end{array} \qquad \begin{array}{l} \text{Fluide} \\ \tilde{C}_{n+1} = G_\sigma * C_{n+1} \\ U_{n+1} = U_n \circ \tilde{C}_{n+1} \end{array}$$

- Remarque: $\|C_{n+1}\| \leq 1/2$

58

Recalage déformable iconiques

Beaucoup de travaux pour le monomodal

- Flot optique
- Démons [Thirion 1998]
 - Forces = flot optique normalisé
 - Régularisation Gaussienne

Algorithmes

- Rapides, efficaces
- Ne minimisant pas une énergie
 - Difficultés d'analyse
 - Comment changer la mesure de similarité ?

59

Interprétation des démons

Un cadre variationnel pour minimiser une énergie globale

- Pennec-Cachier:

$$E = SSD + \int \|\nabla u\|_*^2$$

X. Pennec, P. Cachier and N. A. : Understanding the Demons Algorithm : 3D non rigid registration by gradient descent, MICCAI 1999, Springer-Verlag.

- Modersitzki: Min E avec conditions de Neumann au bord

$$E = SSD * + \int \|\nabla u\|^2$$

J. Modersitzki : Numerical Methods for Image Registration, Oxford University Press, 2004.

60

PASHA Algorithm (1/2)

$$E(C, T) = E_S(I, J, C) + \sigma \|C - T\|^2 + \sigma \lambda E_R(T)$$

- E_S : mesure de similarité des intensités
- E_R : énergie de régularisation (quadratique)
- λ, σ : paramètres resp. de lissage et de bruit
- C : correspondances entre points (champ de vecteurs)
- T : transformation (champ de vecteurs régularisé)
- P. Cachier a introduit les correspondances comme variables auxiliaires pour formaliser la minimisation alternée des démons tout en préservant l'efficacité.

P. Cachier E. Bardinet, E. Dormont, X. Pennec and N. A.: Iconic Feature Based Nonrigid Registration: the PASHA Algorithm, Comp. Vision and Image Understanding (CVIU), Special Issue on Non Rigid Registration, 89 (2-3), 272-298, 2003.

PASHA: Pair-And-Smooth, Hybrid energy based Algorithm

61

PASHA Algorithm (2/2)

$$E(C, T) = E_S(I, J, C) + \sigma \|C - T\|^2 + \sigma \lambda E_R(T)$$

Minimisation alternée

- Minimisation par rapport à C :
 - Trouver les correspondances entre les points (amers) en utilisant E_S + **contrainte de proximité** de T
 - Descente de gradient (1^{er}, 2^e ordre, e.g. Gauss-Newton)
- Minimisation par rapport à T :
 - Trouver une transformation lisse approximant C
 - Énergie quadratique \Rightarrow convolution
- **Intérêt**: rapidité

62

Régularisation mixte élastique / fluide

$$E(C_n, T_n) = E_S(I, J, C_n) + \sigma \|C_n - T_n\|^2 + \sigma \lambda \cdot \cancel{E_R(T_n)} + \sigma \lambda [\omega \cdot E_R(T_n - T_{n-1}) + (1 - \omega) E_R(T_n)]$$

- Le résultat est encore obtenu par convolution:

$$T_n = (1 - \omega) \cdot K * C_n + \omega \cdot (T_n + K * (C_n - T_{n-1}))$$

- Avantage** : supporte de grands déplacements

P. Cachier N. A., *Isotropic Energies, Filters and Splines for Vector Field Regularization*, J. of Mathematical Imaging and Vision, 20: 251-265, 2004

63

Bonnes propriétés de PASHA

- Minimisation alternée d'un unique critère positif :
 - Convergence
- Complexité algorithmique : O(N)
- Champ de déformation lisse :
 - Petites étapes de descente de gradient $\|C_{n+1}\| \leq 1/2$
 - Schéma d'interpolation Eulerien
 - Régularisation avec des filtres passe-bas

64

Garantir un diffeomorphisms

- A. Trouvé 1998 : Diffeomorphisms groups and pattern matching in image analysis, Int. J. of Comp. Vision 28 (3), 213-221
- M. Miller and L. Younes 2001. Group actions, homeomorphisms and matching : A general framework. Int. J. of Comp. Vision 41 (1/2), 61-84
- C. Chefd'hotel, G. Hermosillo, O. Faugeras 1001. Flows of diffeomorphisms for multimodal image registraton. In: IEEE Int Symp. On Biomedical Imaging, IEEE, pp. 753-756.
- M. Miller 2004: Computational Anatomy: Shape, Growth, and atrophy comparison via diffeomorphisms. NeuroImage, S19-S33. Special Issue Mathematics in Brain Imaging.
- T. Vercauteren, X. Pennec, A. Perchant and N. Ayache: Non-parametric Diffeomorphic Image Registration with the Demons Algorithm. Proc. of MICCAI 2007, October 29 - November 2 2007, Brisbane, Australia

65

Algorithmes d'optimisation pour le déformable

Fonctionnelle non convexe...

Etapes importantes

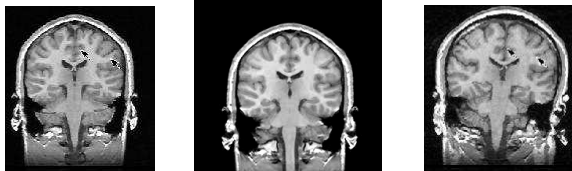
- analyse multi-échelle
- bonne initialisation
- hiérarchie de déformations
 - similitude, affine, polynomiale, déformation libre, etc.

Descente de gradient

- Recherche linéaire
- Gauss-Newton
- Levenberg-Marquardt

66

Exemple de comparaison inter-patients



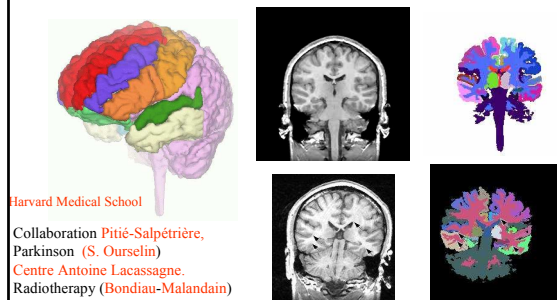
Patient 1

Patient 2

J.P. Thirion, X. Pennec, Guimond,...

67

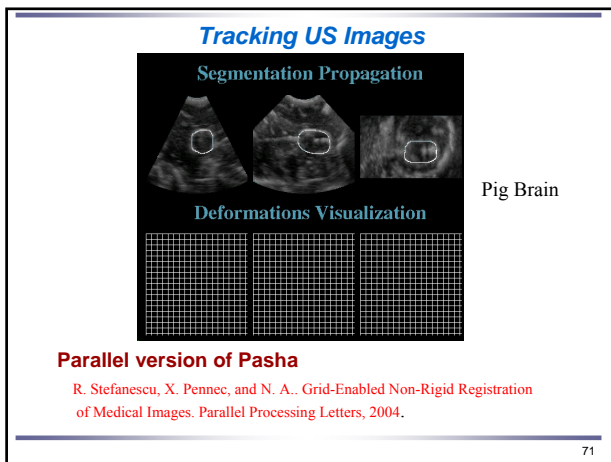
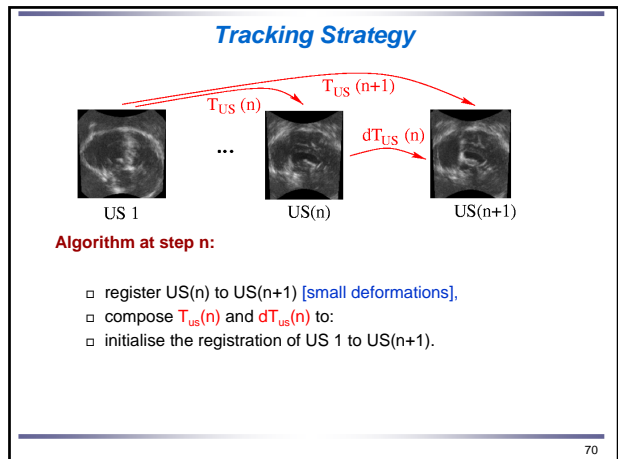
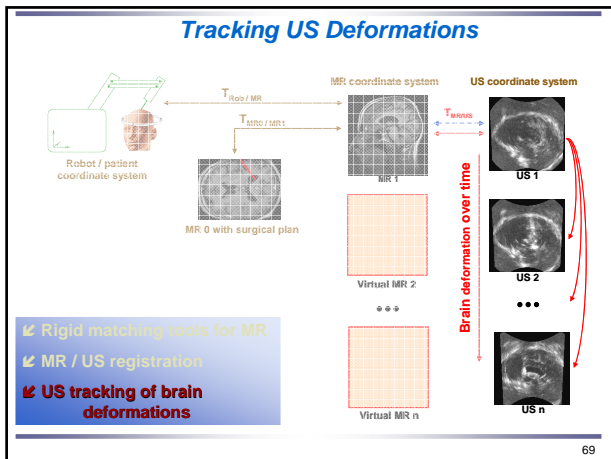
Exemple de superposition d'un Atlas



Harvard Medical School

Collaboration Pitié-Salpêtrière, Parkinson (S. Ourselin)
Centre Antoine Lacassagne.
Radiotherapy (Bondiau-Malandain)

68



Pig brain experiment

Volume Validation

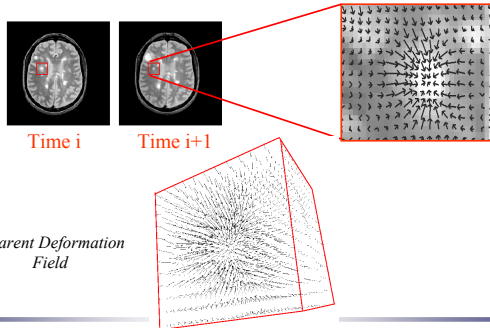
Volume	Img 1	Img 2	ratio
Real	1.00	1.25	1.25
Manual Seg.	1.13	1.39	1.23
Transformed	-	1.38	1.22

72

- ### Plan du cours
- Recalage géométrique (rappel)
 - Recalage iconique multimodal
 - Recalage iconique non-rigide**
 - Méthodes : Christensen, Demons, Pasha
 - Quantification des déformations apparentes du cerveau
 - Vers des méthodes adaptatives
 - Conclusion
- 73

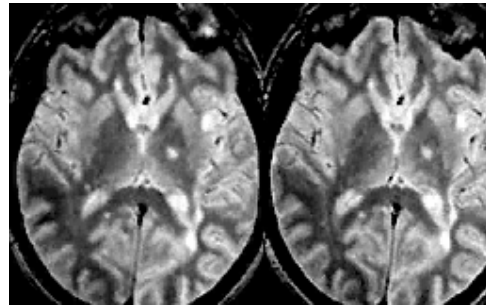
- ### Quantifying Apparent Brain Variations
- Introduce Differential Operators to the deformation field to detect non-rigid brain variations**
- Exemple : Jacobian of deformation field :**
- $J = 1$ for rigid transformation
 - $J > 1$ for local expansion
 - $J < 1$ for local contraction
- 74

Quantifying Apparent Brain Variations 1. Multiple Sclerosis Evolution



75

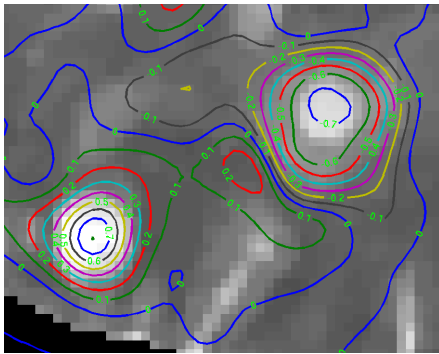
Apparent Residual Deformations



Time i Aligned Time i+1

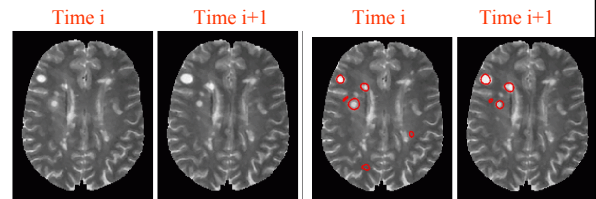
76

Isovalues of Log[Jacobian]



77

Detection of evolving lesions



$$|\ln(jac)| \geq 0,4$$

78

Energies symétriques

Similarité

$$SSD(I, J, C) = \int (I - J \circ C)^2 \neq SSD(J, I, C^{-1})$$

$$E_s^*(I, J, C) = \frac{1}{2} [E_s(I, J, C) + E_s(J, I, C^{-1})]$$

$$SSD^*(I, J, C) = \frac{1}{2} \int (1 + |\nabla C|)(I - J \circ C)^2$$

Régularisation

$$E_V(I, J, U) = \int \|\nabla U\|^2 \neq E_V(J, I, U^{-1})$$

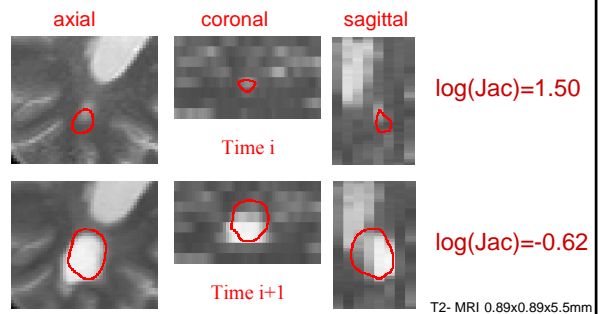
$$E_{reg}^*(U) = \frac{1}{2} [E_{reg}(U) + E_{reg}(U^{-1})]$$

$$E_V^*(U) = \frac{1}{2} \int \left(1 + \frac{1}{|\nabla U|}\right) (\|\nabla U\|^2)$$

[P. Cachier, D. Rey, MICCAI'00]

79

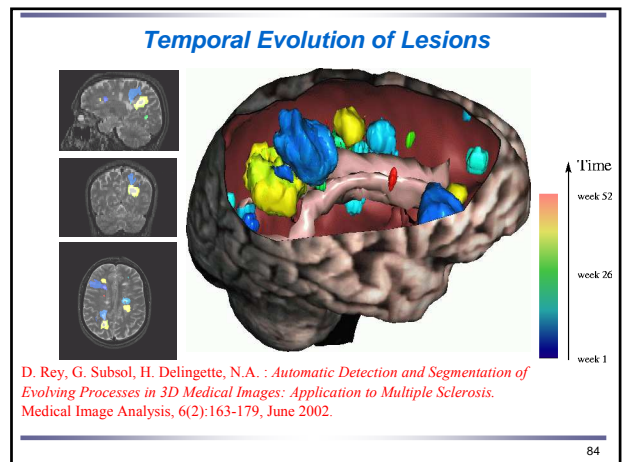
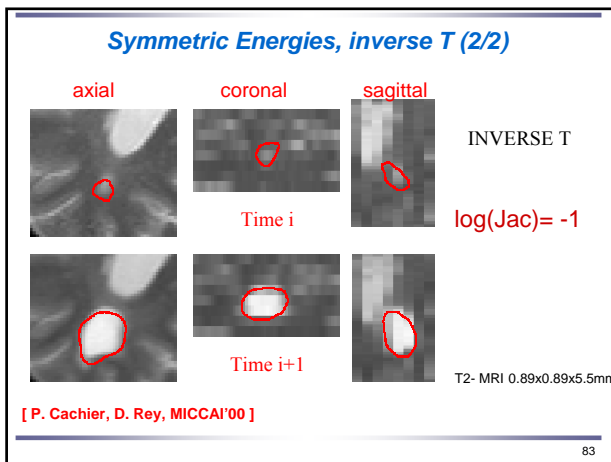
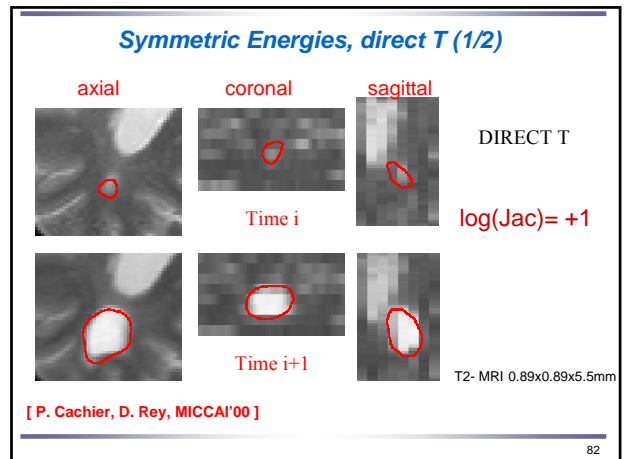
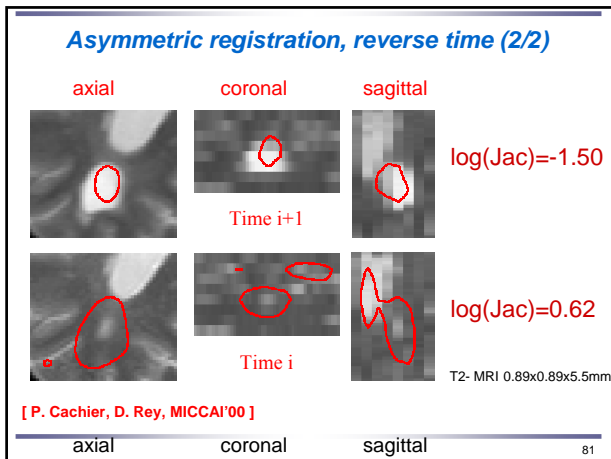
Asymmetric registration (1/2)



[P. Cachier, D. Rey, MICCAI'00]

axial coronal sagittal

80



Plan du cours

Recalage géométrique (rappel)

Recalage iconique multimodal

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

- Critère de similarité hybride géométrique / iconique
- Régularisation prenant en compte des a priori
- Morphing d'images

Conclusion

85

Recalage inter-sujet

Grande variabilité interindividuelle du cerveau

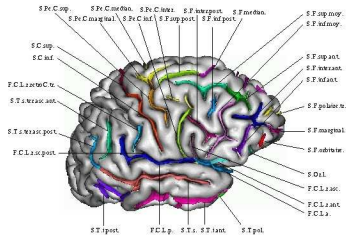
- La forme globale est préservée
- Les détails des sillons corticaux diffèrent

Cortex 1

Cortex 2

86

Geometrie-Iconique-Semantique



J.F. Mangin, D. Rivière, SHFJ-CEA

ARC BrainVar: CEA-Asclepios--Salpêtrière-Visages

87

Recalage intersujet

Ajout de contraintes géométriques

- Correspondances C_2 entre les sillons
- L'énergie de recalage devient

$$E(C_1, C_2, T) = S(I, J, C_1) + \sigma \cdot \|C_1 - T\|^2 + \sigma \cdot \gamma \cdot \|C_2 - T\|^2 + \sigma \cdot \lambda \cdot R(T)$$

- Algorithme en trois étapes:
 - Min. p.r. C_1 par descente de gradient
 - Min. p.r. C_2 par recherche du plus proche point
 - Min. p.r. T : solution explicite (convolution+spline)

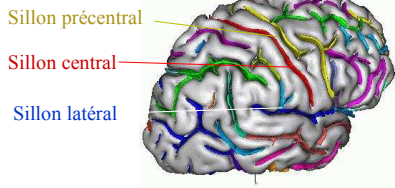
[P. Cachier et al, MICCAI 2001]

88

Recalage intersujet

Exemple d'étiquetage

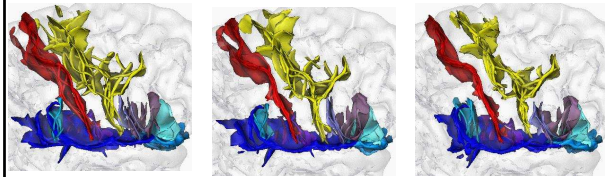
- Une couleur = une étiquette anatomique



[Rivière et al.00]

89

Results with 5 subjects



Affine Initialization

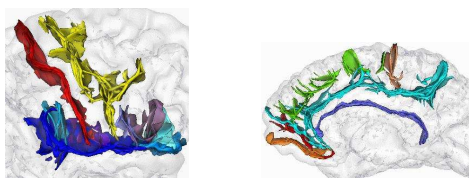
Iconic

Iconic + Geometric

P. Cachier, J.-F. Mangin, X. Pennec, D. Rivière, D. Papadopoulos, J. Régis, N. A. Multisubject Non-Rigid Registration of Brain MRI using Intensity and Geometric Features. MICCAI'01, LNCS vol 2208, 734-742, 2001.

90

Results with 5 subjects



A Iconic + Geometric

Iconic + Geometric

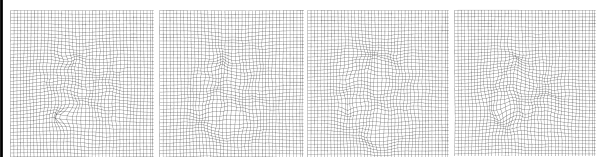
P. Cachier, J.-F. Mangin, X. Pennec, D. Rivière, D. Papadopoulos, J. Régis, N. A. Multisubject Non-Rigid Registration of Brain MRI using Intensity and Geometric Features. MICCAI'01, LNCS vol 2208, 734-742, 2001.

91

Recalage intersujet

Résultats sur un jeu de 5 IRM

- Les transformations retrouvées sont lisses
- La topologie est préservée



Cerveau 1

Cerveau 2

Cerveau 3

Cerveau 4

92

Plan du cours

Recalage géométrique (rappel)

Recalage iconique multimodal

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

- Critère de similarité hybride géométrique / iconique
- Régularisation prenant en compte des a priori
- Morphing d'images

Conclusion

93

Vers des algorithmes de recalage plus fonctionnels (Thèse Radu Stefanescu)

- Adapter la régularisation en fonction des tissus
 - Lissage non-stationnaire simulant élastique / fluide
- Les appariements sont incertains en certains points
 - Pathologies, zones homogènes
 - Recaler seulement certaines zones, interpoler le reste
 - Choix des points d'intérêt : recalage sélectif
- Résolution parallèle rapide (1-5 min)
 - High Performance Computing : cluster de PCs

[R. Stefanescu, X. Pennec, N. Ayache, MICCAI 2003 + Media 2004]

94

Revisiting Regularization

$$E(C, U, \dot{U}) = E_s(I, J, C) + \sigma \int \|C - U\|^2 + \lambda \int \|\nabla U\|^2 + \mu \int \|\nabla \dot{U}\|^2$$

Modulate regularization as a function of

- 1- local variability (statistics on anatomy)
- 2- local information (presence of texture/edges)

R. Stefanescu, X. Pennec, N. A., *Grid Powered Nonlinear Image Registration with Locally Adaptive Regularization*, Medical Image Analysis, Sept 2004 (also MICCAI'03)

95

Non Stationary Elastic Regularization

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \text{div}(D\nabla(T - Id))$$

Diffusion or stiffness tensor

- Encodes a priori variability
- Image and application dependent
- Scalar or tensor (directional)

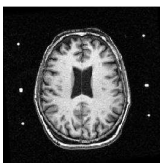
96

Non Stationary Elastic Regularization

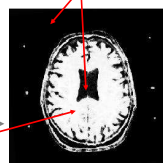
$$\frac{\partial T}{\partial t} = \text{div}(D\nabla(T - Id))$$

Diffusion or stiffness tensor

Source image

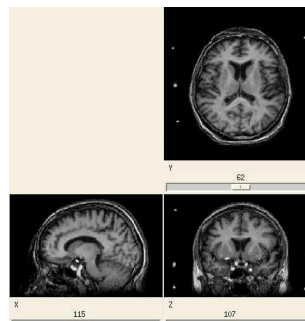


Inter-subject brain registration:
 $D = P(\text{grey}) + P(\text{white})$



97

Inter-subject registration Affine transformation



MR T1 Images
256x256x120 voxels
Atlas to patient registration
for radiotherapy planning

Correct size and position but high remaining variability in cortex and deep structures

98

Inter-subject registration Fluid regularization

Very good image correspondence But anatomically meaningless deformation
Jacobian [1/50;50]

99

Inter-subject registration Adaptive non-stationary visco-elastic regularization

Registration in 5 min on 15 PCs Anatomically more meaningful deformation
Jacobian [1/5;5]

100

Non Stationary Fluid Regularization

Inspired from non-stationary image diffusion
• Weickert 1997, 2000

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} = (1 - k)\Delta u_i$$

Confidence in the correction field

- $k \sim 1$ for edges (driving forces)
- $k \sim 0$ for uniform regions (interpolation)
- Used to model pathologies (e.g. tumors)

0,05
0,65

101

Patient with Pathology

Fuzzy segmentation of the resection

Confidence Low confidence values in the resection region Patient T1-MRI

102

Atlas and Patient with Pathology

Initialization: affine registration maximizing the correlation ratio

Atlas Patient T1-MRI

R. Stefanescu, O. Commowick, G. Malandain, P.-Y. Bondiau, N. A., and X. Pennec. Non-Rigid Atlas to Subject Registration with Pathologies for Conformal Brain Radiotherapy. MICCAI'04, 2004.
Data courtesy of Dr. Pierre-Yves Bondiau, M.D., Centre Antoine Lacassagne, Nice, France

103

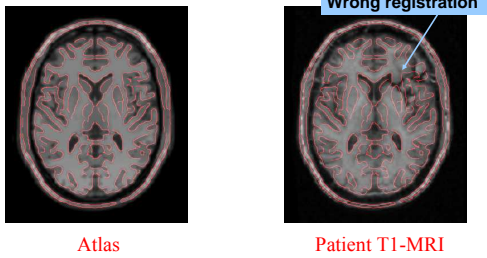
Registration Result

Atlas Resection is "preserved" Patient T1-MRI

Data courtesy of Dr. Pierre-Yves Bondiau, M.D., Centre Antoine Lacassagne, Nice, France

104

Classical (wrong) Registration



Data courtesy of Dr. Pierre-Yves Bondiau, M.D., Centre Antoine Lacassagne, Nice, France

Plan du cours

Recalage géométrique (rappel)

Recalage iconique multimodal

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

- Critère de similarité hybride géométrique / iconique
- Régularisation prenant en compte des a priori
- Morphing d'images

Conclusion

Using registration for image interpolation and morphing

Interpolating motion and intensity changes

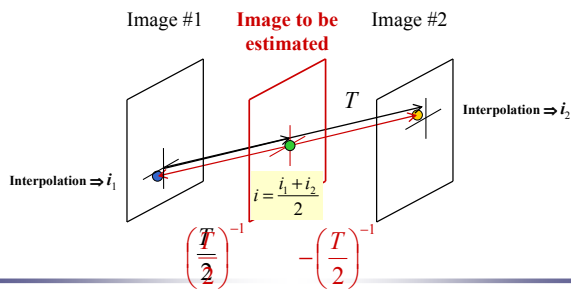
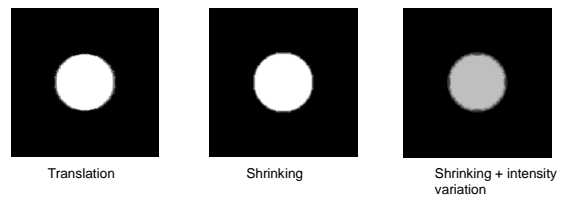


Image interpolation

Synthetical experiments

- Comparison with expected results



MORPHING



Interpolation and Extrapolation



Plan du cours

Recalage géométrique (rappel)

Recalage iconique multimodal

Recalage iconique non-rigide

Vers des méthodes adaptatives

Conclusion

112

Iconic Methods

Advantages

- No preliminary segmentation
- Can address non-rigid and multimodal cases

Challenges

- Initialization,
- Computing time
- Validation

113

Credits

Asclepios Team *past/current members*

- V. Arsigny, N. Ayache, E. Bardinet, P. Cachier, O. Clatz, H. Delingette, P. Fillard, G. Malandain, S. Ourselin, X. Pennec, A. Pitiot, S. Prima, G. Subsol, D. Rey, A. Roche, R. Stefanescu, J.P. Thirion, etc.

Academic & Clinical partners

- L. Auer, D. Dormont, R. Kikinis, C. Lebrun, J.F. Mangin, D. Rivière, P. Thompson, J. Yelnik, S. Warfield, etc.

Asclepios Publications available on line <http://www-sop.inria.fr/asclepios/>

114

115