

# HMIN318M

Imagerie (médicale) 3D

Recalage (1/2)

Noura Faraj

[noura.faraj@umontpellier.fr](mailto:noura.faraj@umontpellier.fr)

Source Gérard Subsol

# Recalage

- Intérêt et nécessité du recalage
- Imagerie multi-modale dans différents domaines
- Informations complémentaires
- Prétraitement pour la fusion
- Plus d'information et meilleures décisions

# Modalités en imagerie médicale

- **Mono-modale**

- Une série d'images avec la même modalité d'acquisition (CT/CT/IRM/IRM...)
- Acquisitions à des moments différents (mois, années) et/ou différents points de vue
- **Alignement des images** pour détecter les changements subtiles en intensité ou forme

# Exemple : recalage rigide monomodal d'images 3D

- Opération d'un torticolis
- Scanner X préopératoire – 8 ans
- Scanner X postopératoire – 9 ans

Comment **aligner au mieux** les informations des 2 images pour voir les différences ?

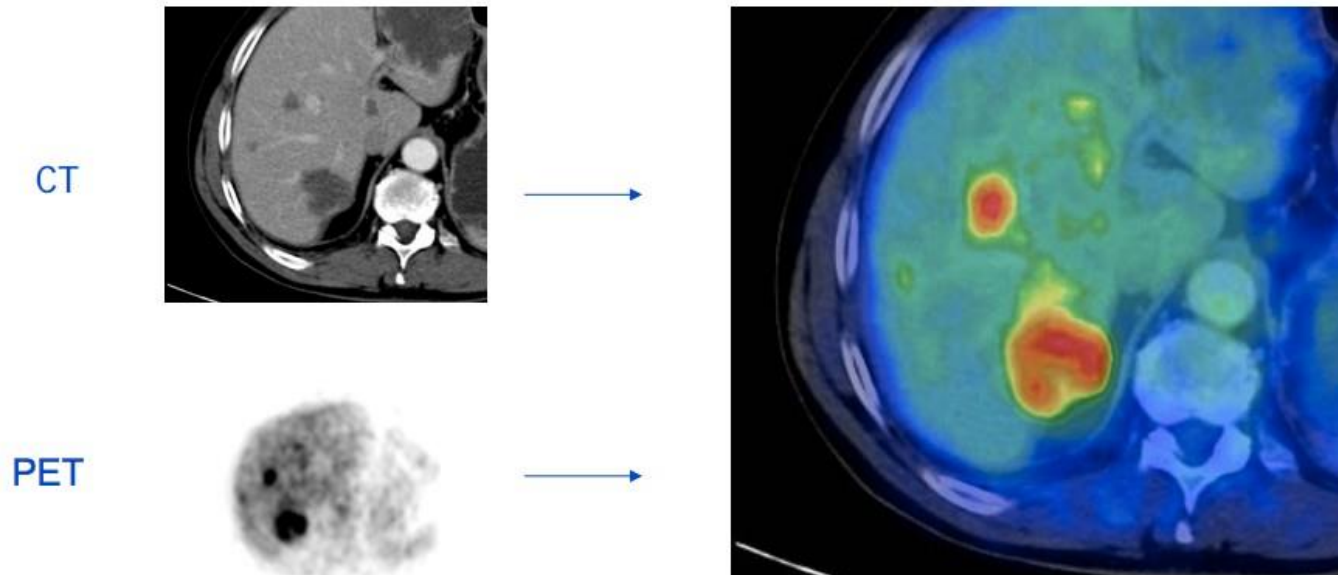


- Logiciel *MedINRIA* <http://med.inria.fr> (module Registration / Linear BM algorithm)

# Modalités en imagerie médicale

- **Multi-modale**

- Informations anatomiques et fonctionnelles complémentaires pour améliorer le diagnostic
- Exemple : PET et PSECT (informations fonctionnelles basse résolution) nécessite un IRM ou CT (information anatomique haute-résolution) pour avoir une information structurelle



**Fusion d'information** : recalage et combinaison en une seule représentation (PET/CT)

# Modalités en imagerie médicale

- CT, IRM, PET et Ultrasons

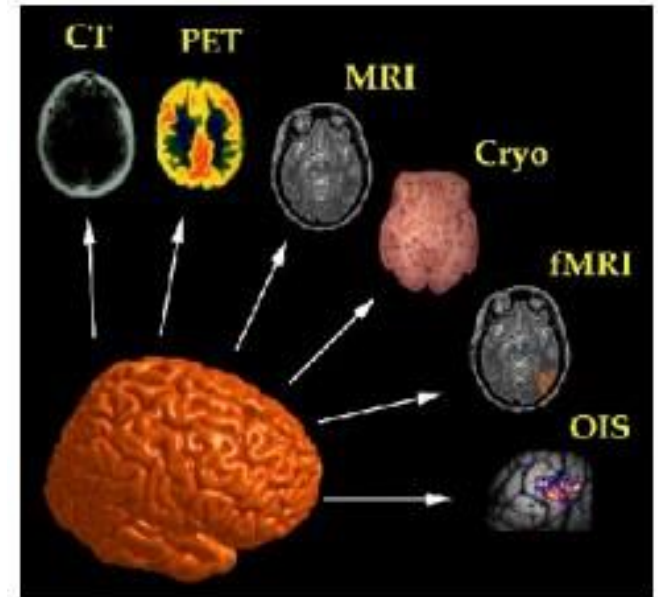
→ images 3D volumineuses

- **Inter-modalité** : combinaison de modalités

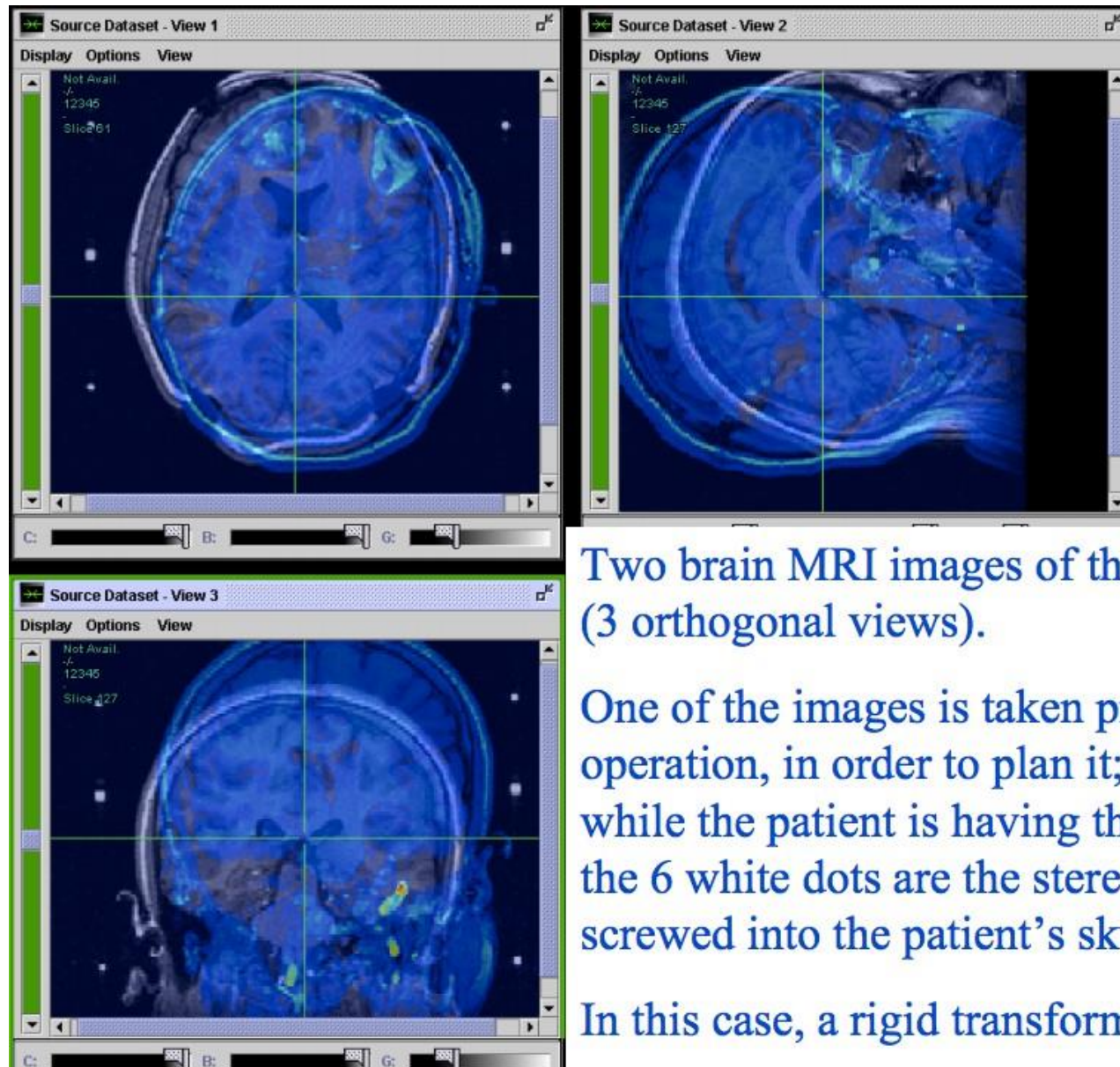
→ informations supplémentaires

- **Intra-modalité** : images répétées dans le temps avec la même modalité

→ Les images doivent être recalées spatialement

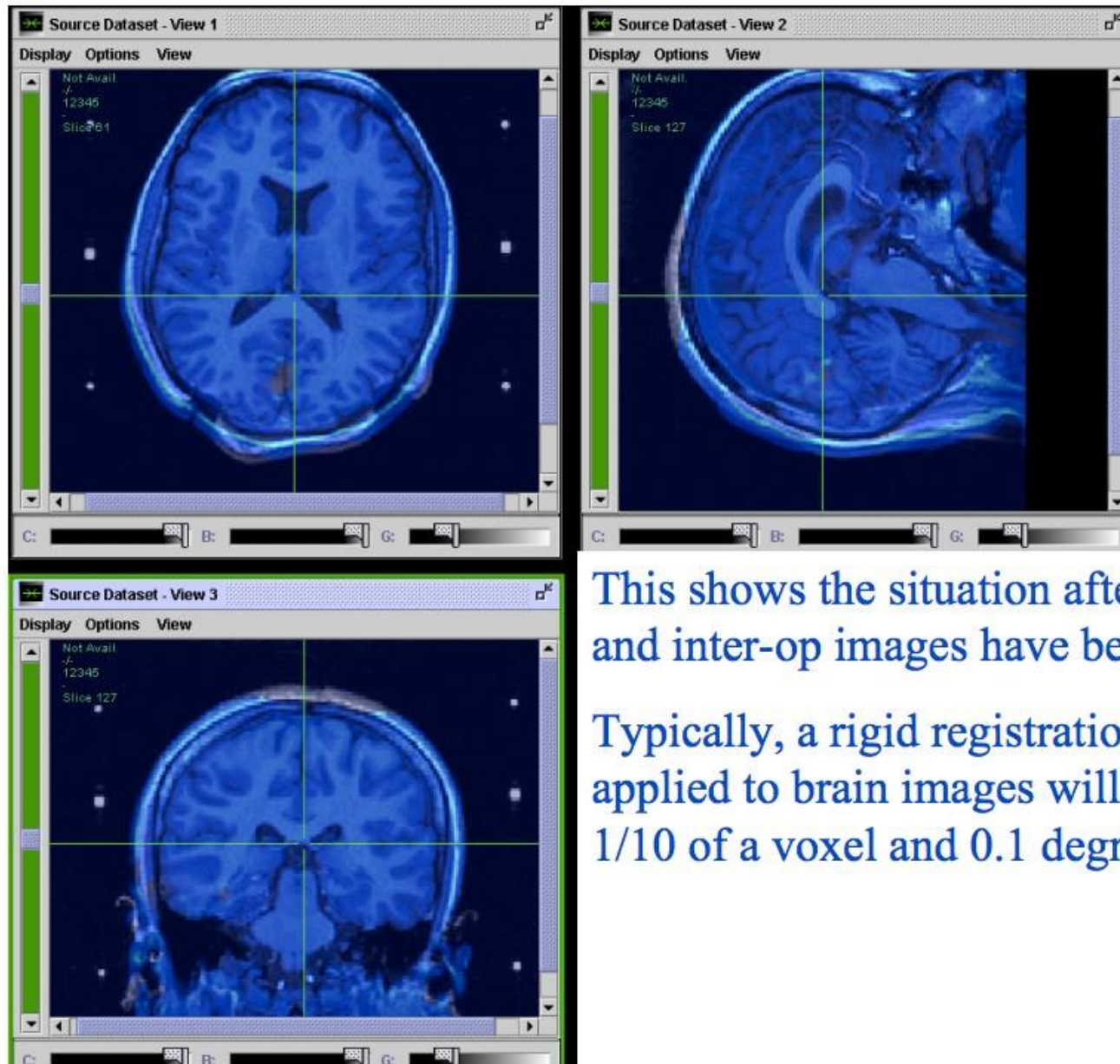


## Before Registration





## After Registration

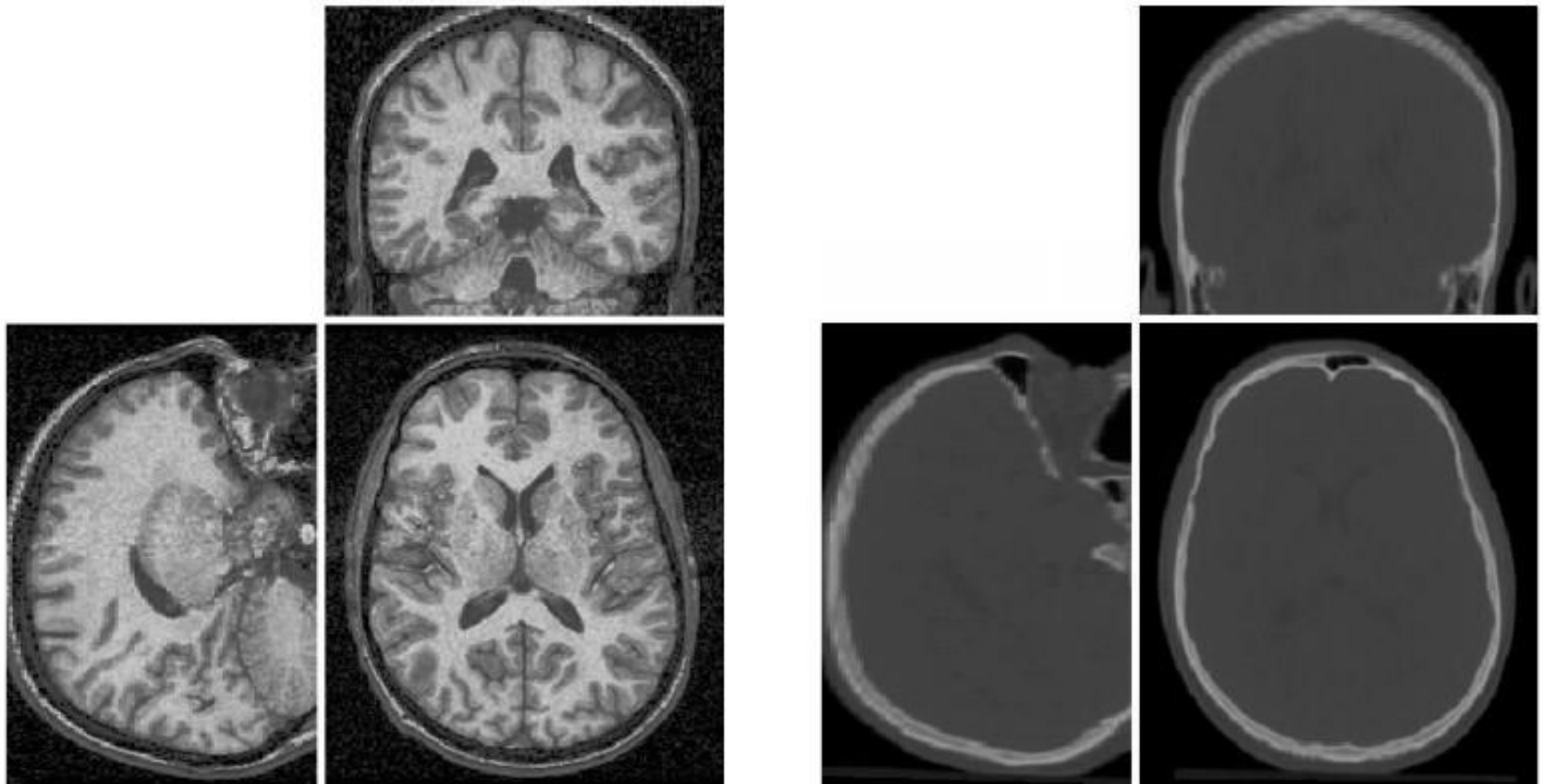


This shows the situation after the pre-op and inter-op images have been aligned.

Typically, a rigid registration algorithm applied to brain images will be accurate to 1/10 of a voxel and 0.1 degrees of rotation



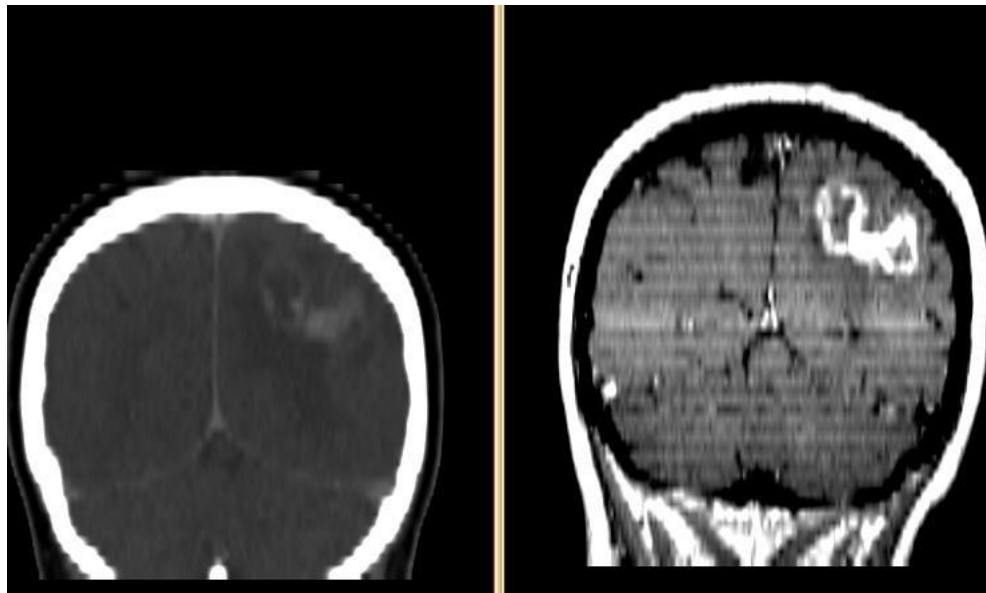
# Example: rigid CT/MR registration



## Exemple 2 : recalage rigide multimodal d'images 3D

- Traumatisme crânien suite à un accident de voiture
- Scanner X pour observer les structures osseuses
- IRM pour observer les tissus mous cérébraux

Comment **fusionner** les informations des 2 modalités pour établir un diagnostic (le signal d'un même tissu est différent en scan et en IRM) ou repérer une voie opératoire ?



- Logiciel *3D Slicer* : <http://www.slicer.org/> (module Rigid Registration)
- Logiciel *MedINRIA* <http://med.inria.fr/> (module Registration / optimus algorithm)

# Applications

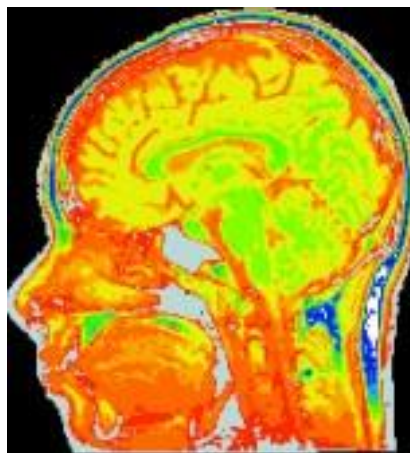
- **Diagnostic**
  - Combinaison d'informations de plusieurs modalités
- **Etude de la progression d'une pathologie**
  - Surveiller les changements dans le temps en taille, forme, position ou intensité dans l'image
- **Chirurgies guidées par l'image ou radiothérapie**
  - Représenter les images et le plan pré-opératoire dans le repère physique du patient
- **Comparaison de patient ou construction d'un atlas**
  - Relation entre l'anatomie d'un individu à une base standardisée

Qu'est ce que le recalage d'images ?

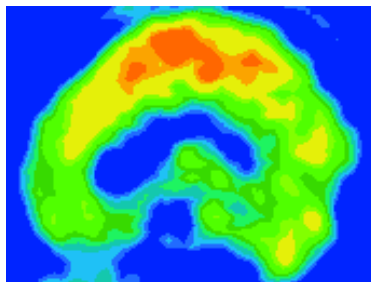
= registration

# Le recalage est

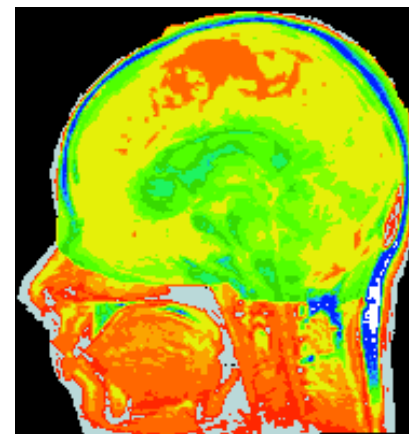
- **Transformation spatiale** établissant la correspondance entre les points d'une images vers les points d'une autre image
  - *Faire en sorte que les points correspondant aux même région physiques de l'objet acquis soient au même endroit*



+



=



Recalée

# Le recalage est

- **Transformation spatiale** établissant la correspondance entre les points d'une image vers les points d'une autre image
  - Rigide
    - Rotations et translations
  - Affine
    - Oblique et mise à l'échelle
  - Déformable
    - Transformation de forme libre (Free-form)



# Le recalage est

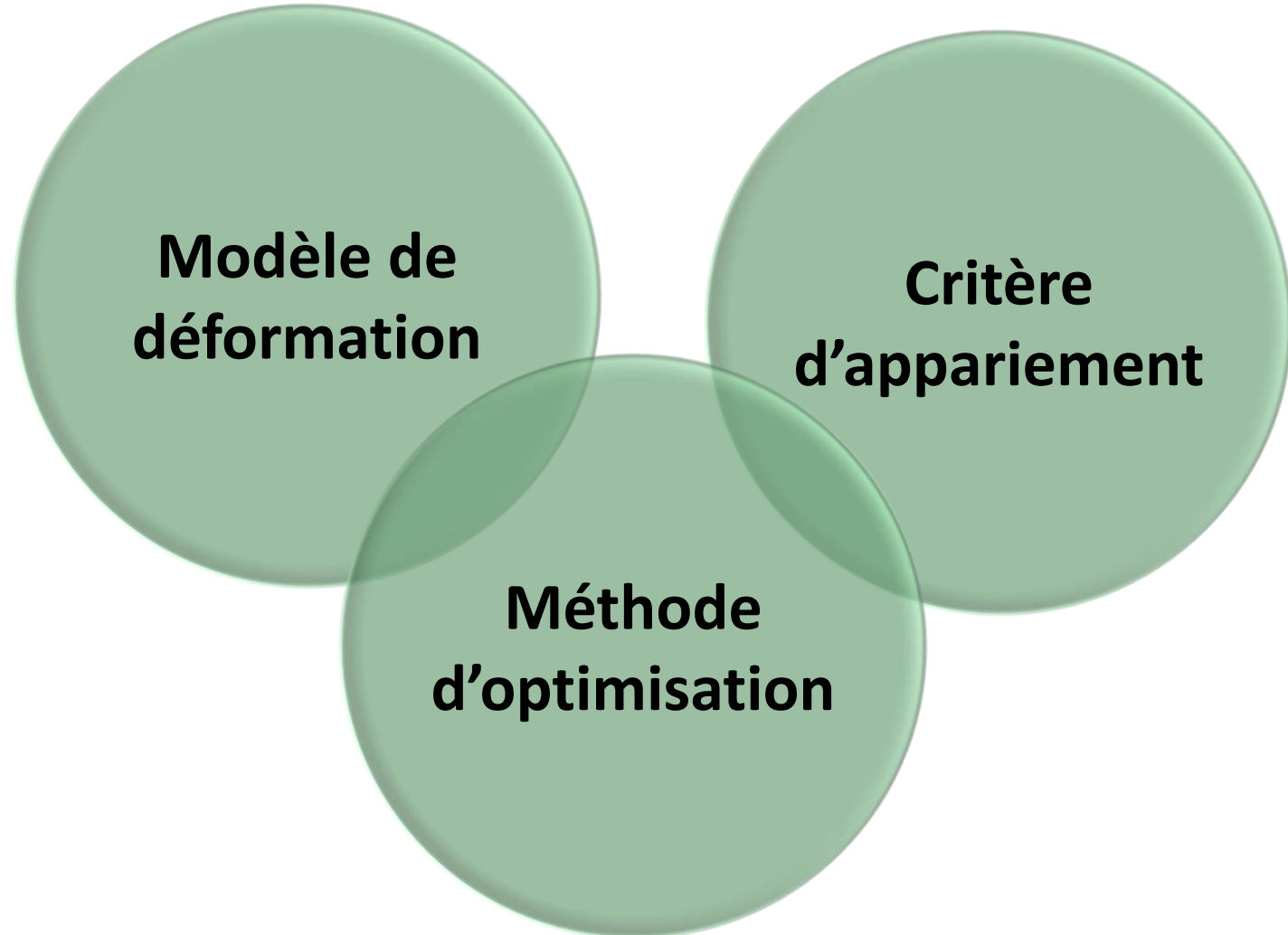
## Mise en correspondance spatiale

- Formulation générale

$$\min_{t \in T} f(I_1, t(I_2))$$

- $I_1$  et  $I_2$  images à recaler (ou informations extraites de ces images)
- $t$  : transformation
- $T$  : ensemble des transformations possibles / admissibles
- $f$  : critère de dissimilarité (min) ou de similarité (max)

# Processus de recalage



# Processus de recalage

- Nature de la transformation ( $t$  et son domaine de définition  $T$  )
- primitives utilisées (sur quoi portent  $t$  et  $f$ )
- Critère de similarité  $f$
- Méthode d'optimisation

## Difficultés liées

- à la complexité des problèmes  
à la discrétisation des images
- à l'évaluation de la qualité du recalage

## Note

- non indépendants entre eux
- non indépendants du type d'images, des modalités, et du problème de recalage posé

# Classification des méthodes

- **Dimensionnalité**
  - 2D-2D, 3D-3D, 2D-3D
- **Nature de la base du recalage**
  - Basé sur l'image
    - Extrinsèque, intrinsèque
  - Non-basé sur l'image
- **Nature de la transformation**
  - Rigide, Affine, Projective, Libre
- **Interaction**
  - Interactive, semi-automatique, Automatique
- **Modalités impliquées**
  - Mono-modale, multi-modale, modalité à un modèle
- **Sujet**
  - Intrasujet, intersujet, atlas
- **Domaine de la transformation**
  - Local, global
- **Procédure d'optimisation**

# Modèles de déformation

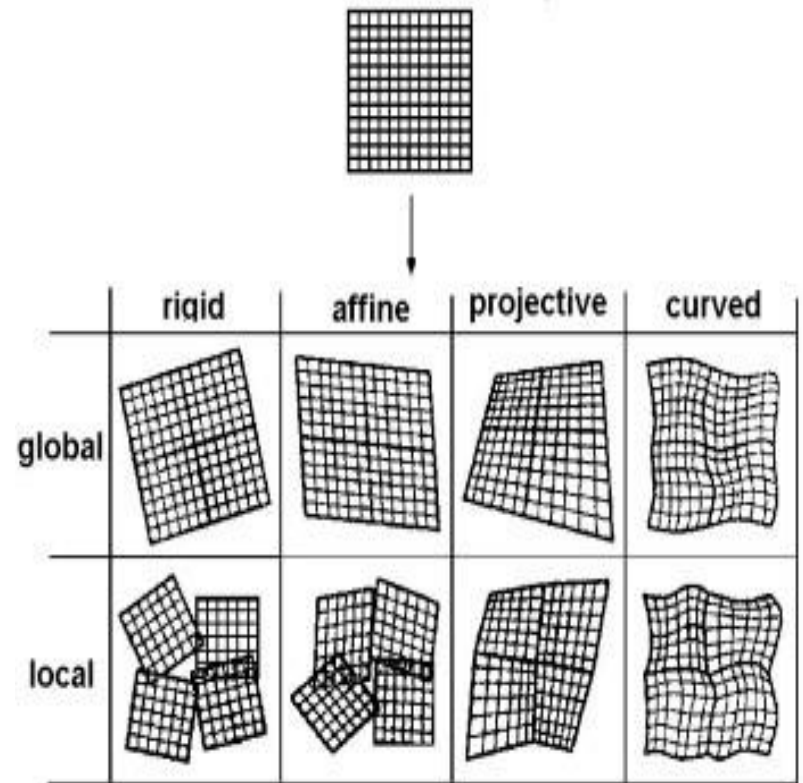
- Méthode utilisée pour trouver la transformation

- **Rigide et affine**

- Ancres
- Arêtes
- Intensité de de voxel
- Théorie de l'information

- **Non-rigide**

- Fonctions de base
- Splines
- Physique (flux optique, élasticité...)



# Transformations admissibles

- Rigide : uniquement translation et rotation

$$X^t = RX + T$$

- Affine : transforme des lignes parallèles en lignes parallèles

$$X^t = SRX + T$$

- Projective : met en correspondance des lignes non parallèles
- Déformable : transforme des lignes droites en courbes
  - transformations polynomiales
  - fonctions de base (combinaison) : polynômes, splines...
  - déformations de forme libre
  - déformations élastiques

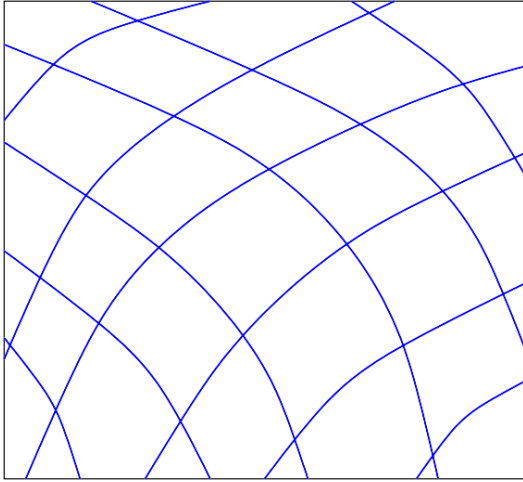
$$\mu \nabla^2 u(x, y, z) + (\lambda + \mu) \nabla (\nabla \cdot u(x, y, z)) + f(x, y, z) = 0$$

$u(x, y, z)$  : champ de déformation,  $f$  : forces externes,  $\lambda$  et  $\mu$  : constantes d'élasticité

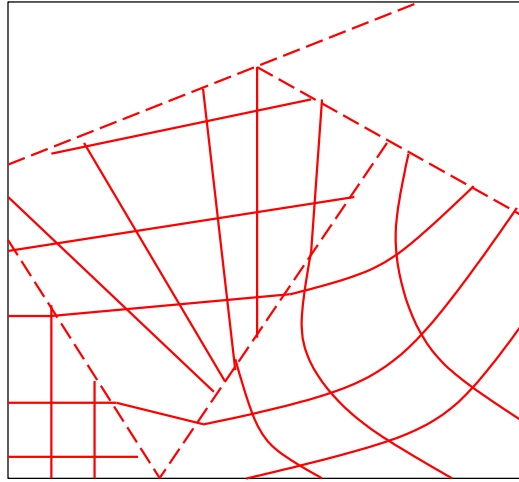
- transformations fluides ( $u$  est remplacé par le champ de vélocité)



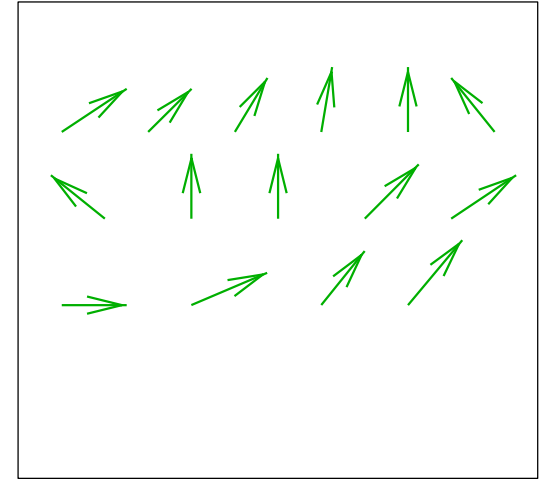
# Modèle global / local



modèle global



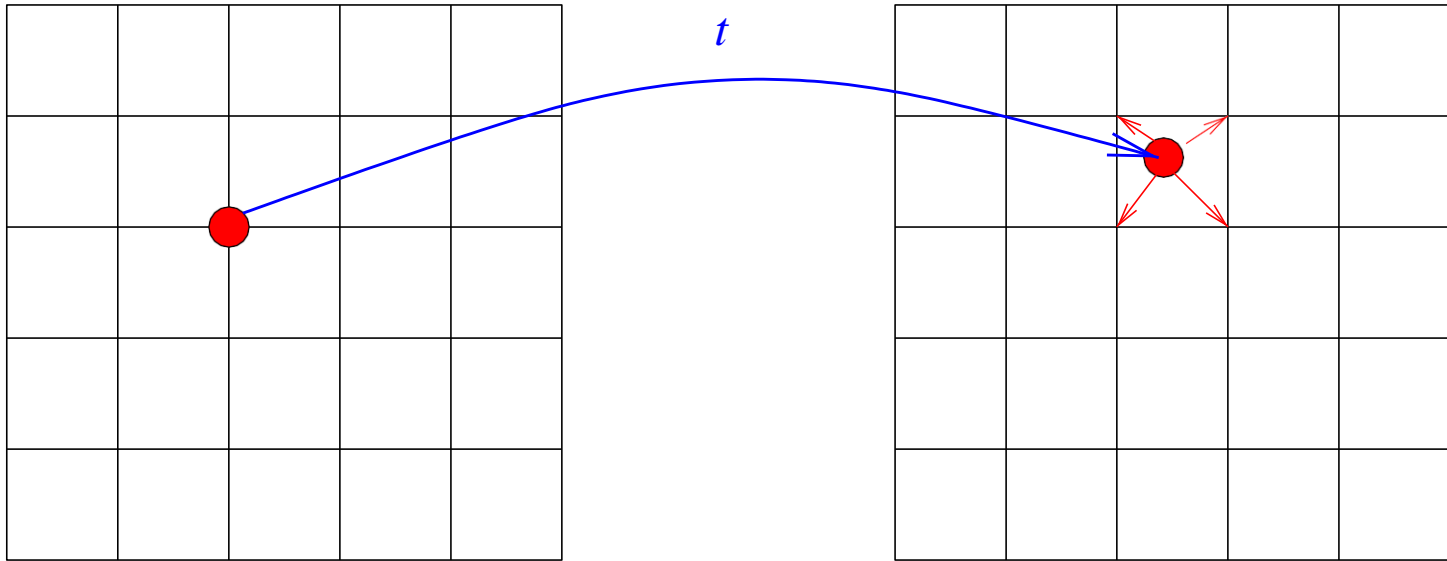
modèle par  
morceaux  
(régional)



modèle  
local

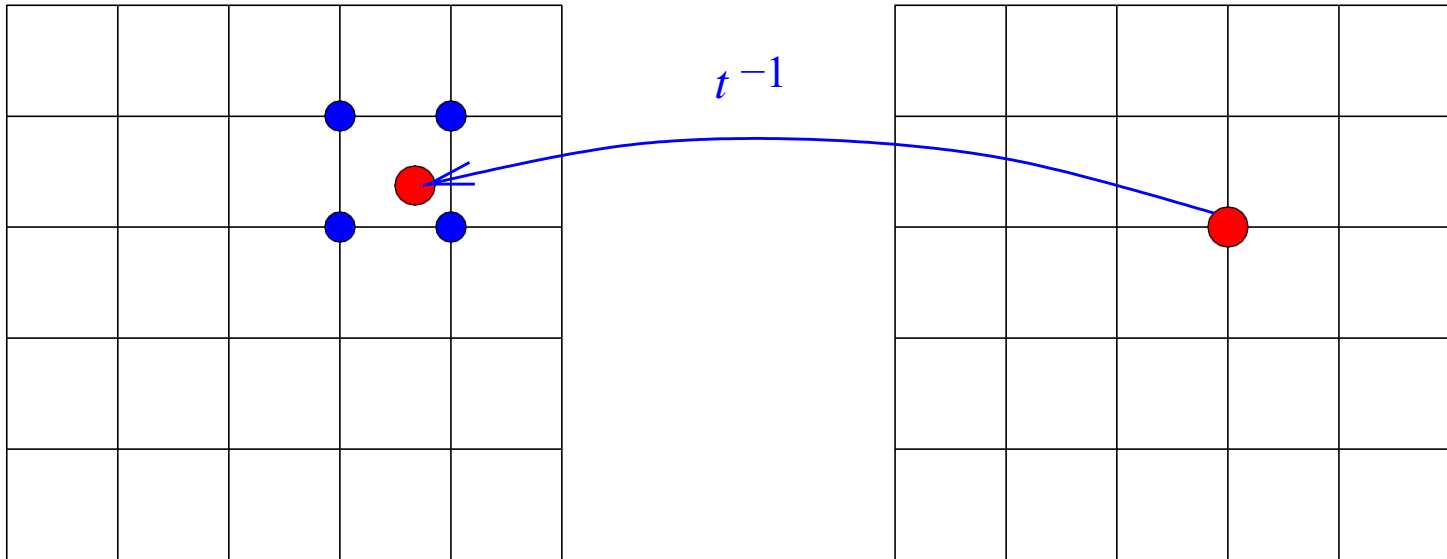
# Rééchantillonnage

Transformation directe :



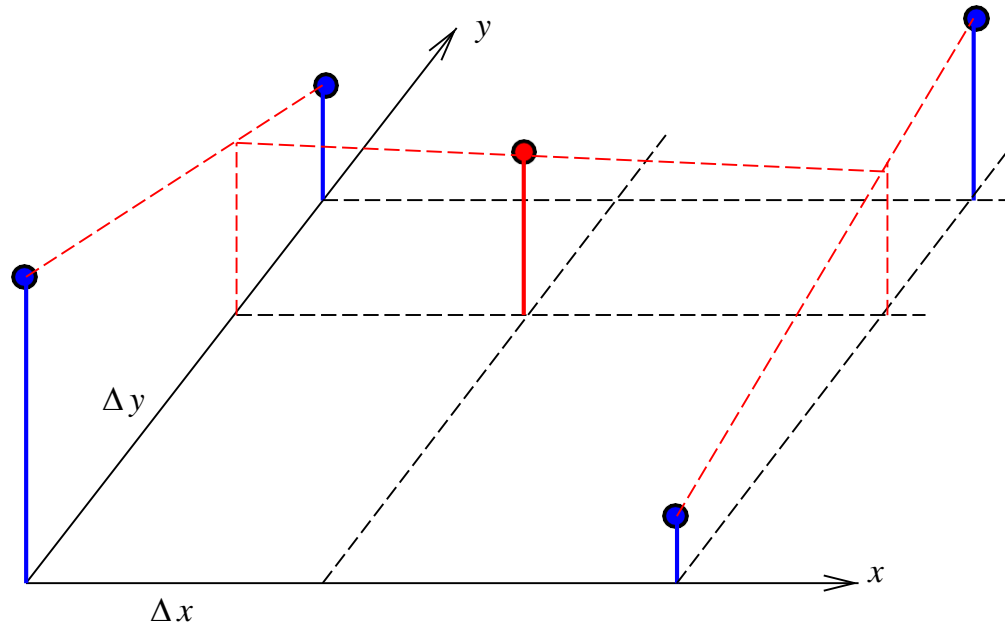
# Rééchantillonnage

Transformation inverse (mieux) :



# Interpolation

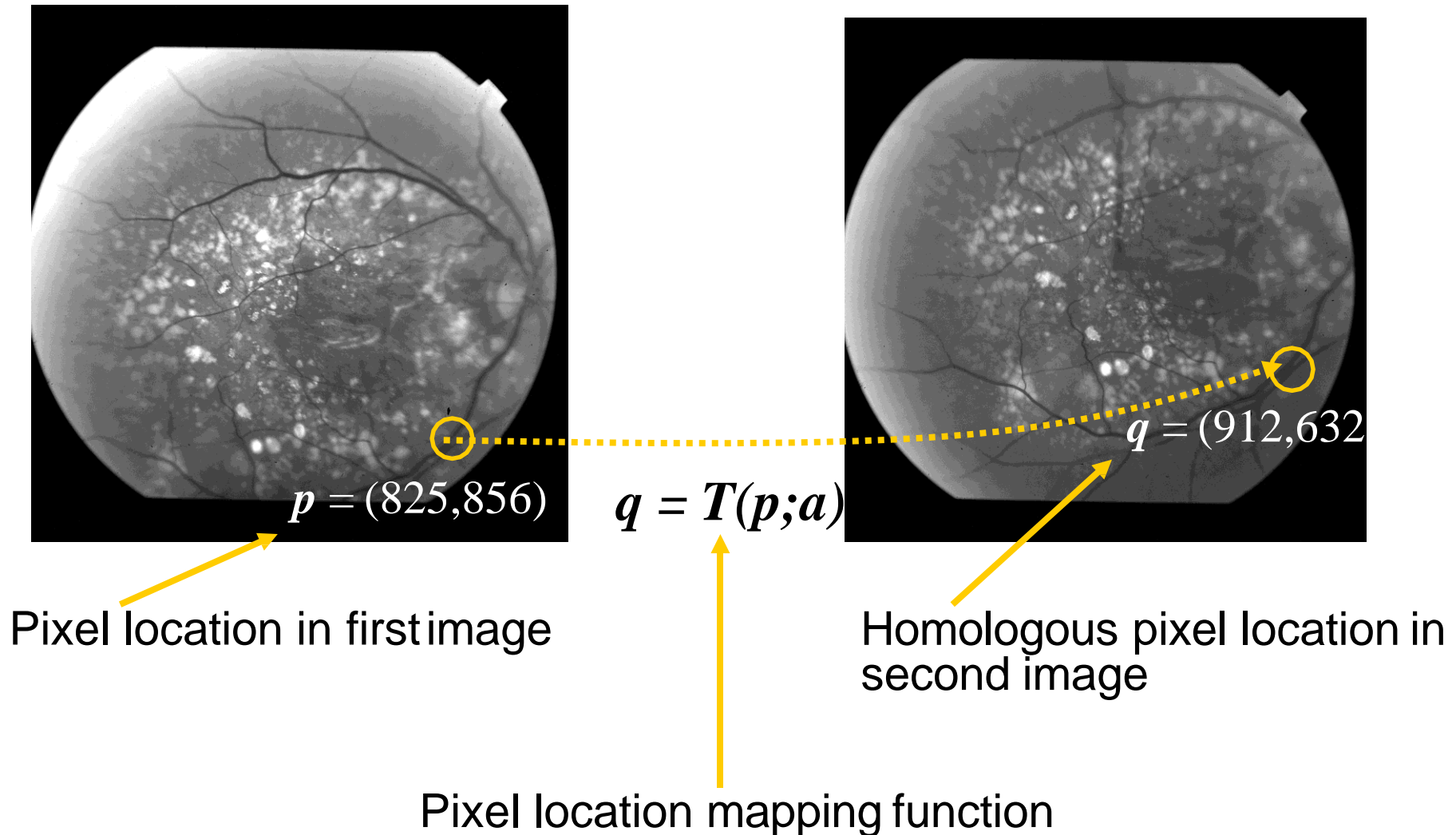
- Plus proche voisin
- Linéaire



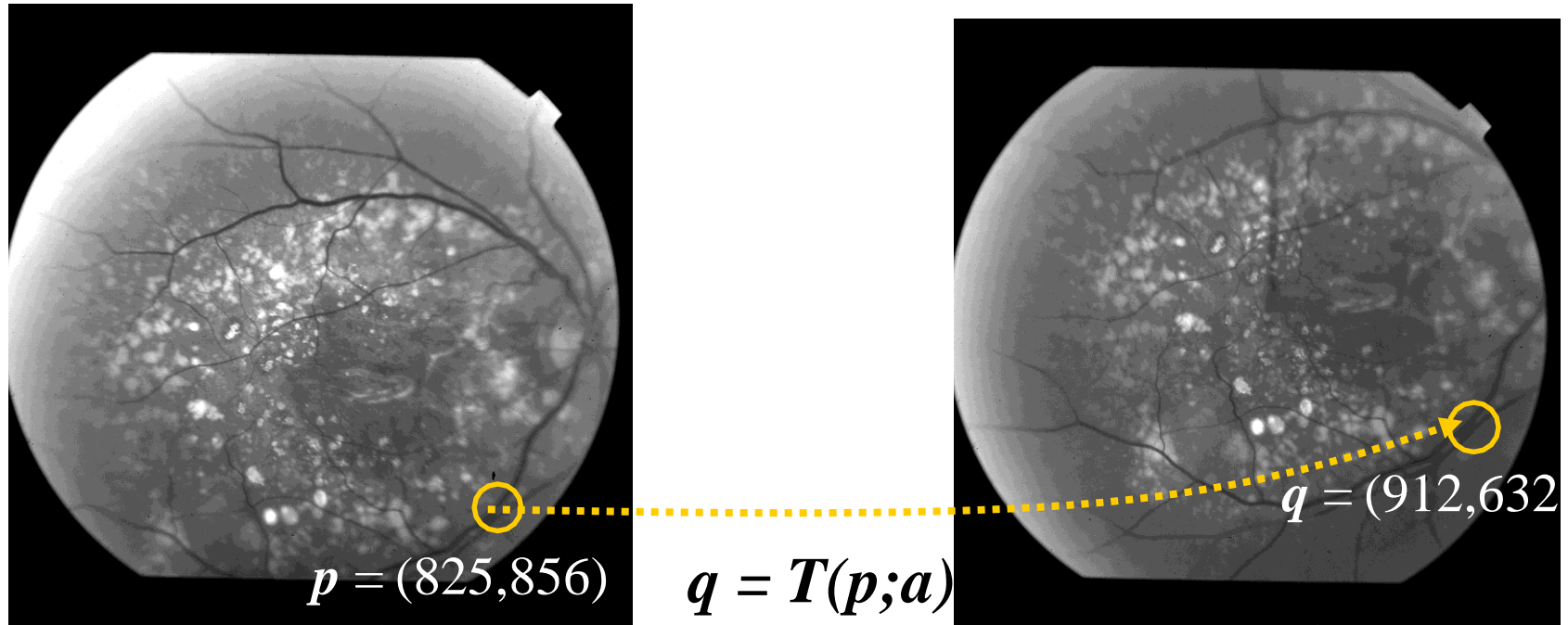
$$f(x, y)[(1 - \Delta x)(1 - \Delta y)] + f(x + 1, y)[\Delta x(1 - \Delta y)] +$$
$$f(x, y + 1)[(1 - \Delta x)\Delta y] + f(x + 1, y + 1)[\Delta x\Delta y]$$

- Ordre supérieur

# Recalage = problème d'alignement



# Recalage = problème d'alignement



$$\mathbf{p} = (x, y)^T$$

$$\Theta = (s, t_x, t_y)^T$$

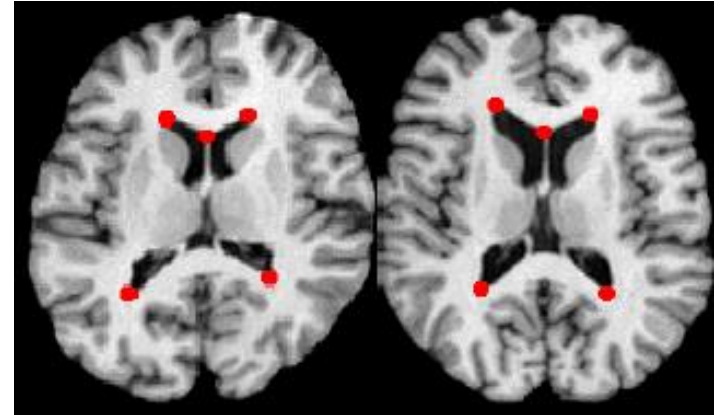
$$\mathbf{T}(\mathbf{p}; \Theta) = \begin{pmatrix} sx + t_x \\ sy + t_y \end{pmatrix}$$

Pixel scaling and translation



# Ancres

- Identifier des points correspondants dans les 2 images et en déduire la transformation
- Types d'ancres
  - Extrinsèques
    - Objets artificiels attachés au patient
    - Marqueurs
    - Calibration des systèmes d'acquisition
  - Intrinsèques
    - Extraites de l'image (Structures anatomiques internes)
    - Intensités des voxels
- Calcul de la moyenne des « centroïdes » de chaque groupe de points  
→ translation
- Tourner ce nouvel ensemble de point jusqu'à ce que la somme des distances au carré entre chaque paire de point soit minimisée



# Fonction de similarité/dissimilarité

Choix : modalités, **influence sur le critère de similarité**

- recherche du point le plus proche
- minimisation de la distance entre points de repère
- maximisation de l'aire d'intersection de surfaces alignement des axes d'inertie
- corrélation entre les deux images (spatial / Fourier)
- fonction de similarité quadratique
- minimisation de la variance des rapports d'intensité
- ....

# Fonction de similarité/dissimilarité

- minimisation de la variance dans des partitions de l'image de référence projetées sur l'image à recaler
- maximisation de l'information mutuelle de l'histogramme conjoint
- minimisation de la dispersion de l'histogramme conjoint  
comptage des changements de signe
- minimisation de la médiane du carré des erreurs
- minimisation de mesures fondées sur la matrice de co-occurrence utilisation de la transformée de distances
- critères bayésiens
- ....

# Similarité entre points en correspondance

## Hypothèses :

- même nombre de points  $n$
- correspondance entre  $x_i$  et  $y_i$  connue
- dimension quelconque
- pas de points aberrants (robuste au bruit gaussien)

## Définition du critère :

$$E = \sum_{i=1}^n \|x_i - (r(y_i) + t)\|^2$$

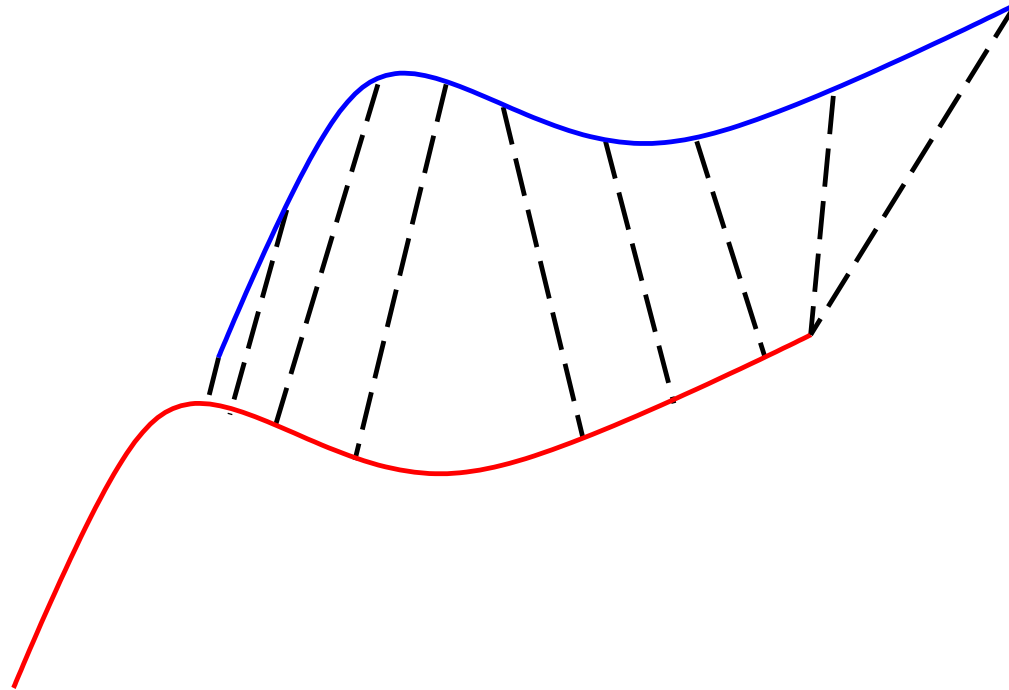
**Translation optimale :** mise en correspondance des centres d'inertie des deux ensembles de points

**Rotation optimale :** formule directe en 2D, méthode des quaternions en 3D

# Basé sur des surfaces

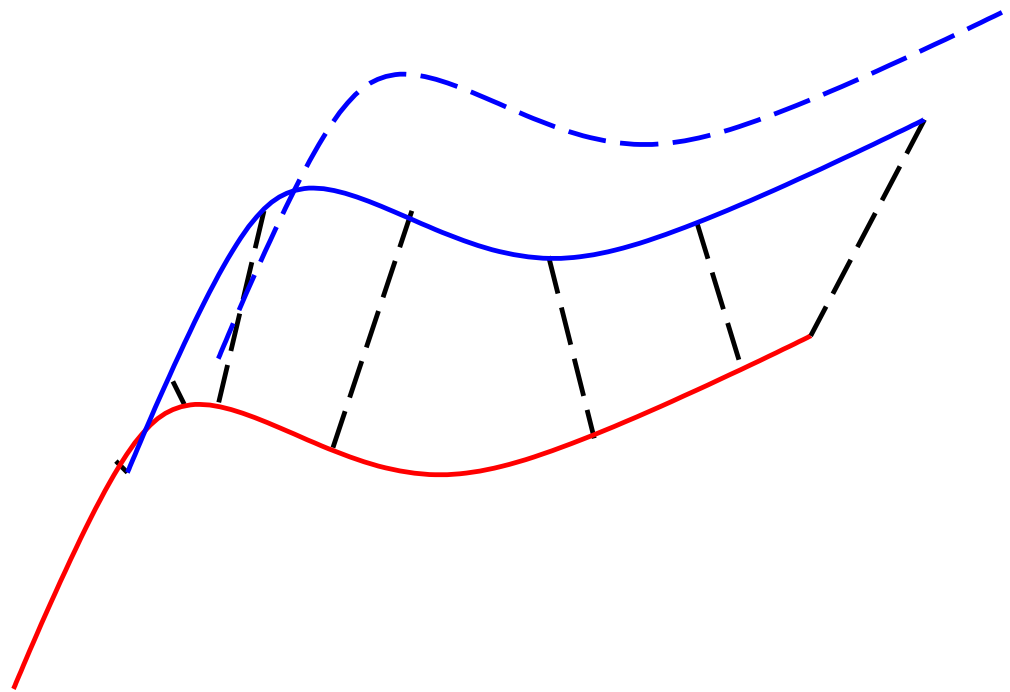
- Méthode :
  - Extraction de surfaces correspondantes
  - Calculer la transformation en minimisant une mesure de distance entre les surfaces
- Algorithmes utilisés :
  - Le « Head and Hat »
  - L'Iterative Closest Point
  - Les lignes de crête

# ICP

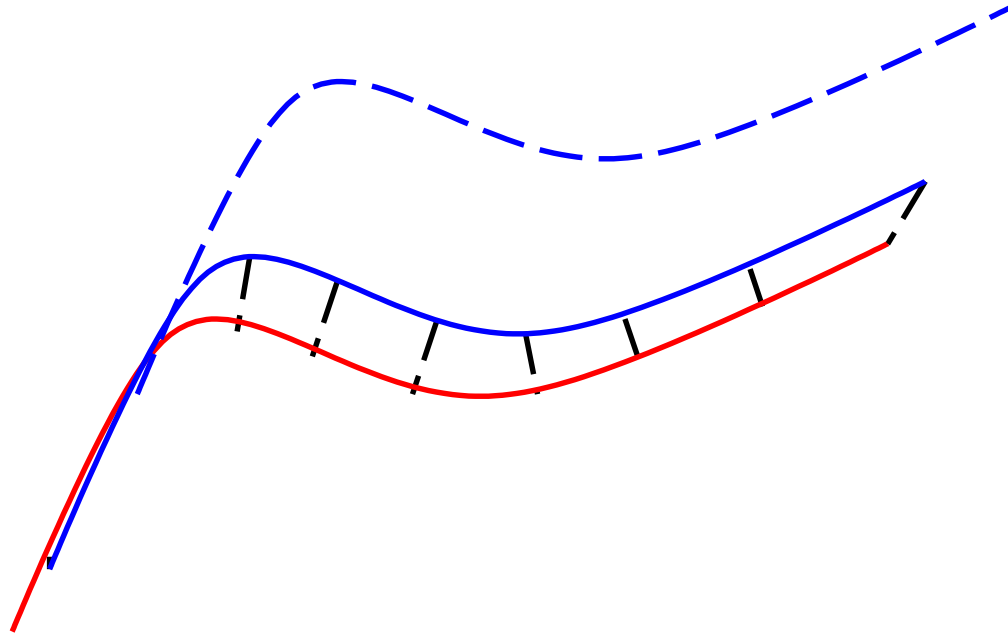




# ICP



# ICP



# Similarités entre intensité

(recalage mono-modal)

Quadratique :

$$E(\Theta) = \sum_x [I_{ref}(x) - I_{rec}(T_{\Theta}(x))]^2$$

Quadratique avec normalisation d'intensité :

$$E(\Theta) = \sum_x \left[ \frac{\bar{I}_{rec}}{\bar{I}_{ref}} I_{ref}(x) - I_{rec}(T_{\Theta}(x)) \right]^2$$

Corrélation :

$$R(\Theta) = \frac{\sum_x [I_{ref}(x) - \bar{I}_{ref}][I_{rec}(T_{\Theta}(x)) - \bar{I}_{rec}]}{\sqrt{\sum_x [I_{ref}(x) - \bar{I}_{ref}]^2 \sum_x [I_{rec}(T_{\Theta}(x)) - \bar{I}_{rec}]^2}}$$

(maximum de corrélation pour la bonne transformation)

Similarité robuste :

$$E(\Theta) = \sum_x \rho[I_{ref}(x) - I_{rec}(T_{\Theta}(x))]$$

$\rho$  = M-estimateur

# Similarités entre intensités

(recalage multi-modal)

**Uniformité inter-images** : partition de l'image de référence en régions homogènes et projection (spatiale) sur l'image à recaler, puis minimisation de :

$$E(\Theta) = \sum_{regions\ g} \frac{N_g}{N} \frac{\sigma_g(T_{\Theta}(x))}{\mu_g(T_{\Theta}(x))}$$

$$\sigma_g(T_{\Theta}(x)) = \sqrt{\sum_{x, I_{ref}(x)=g} [I_{rec}(T_{\Theta}(x)) - \mu_g(T_{\Theta}(x))]^2}$$

$$\mu_g(T_{\Theta}(x)) = \frac{1}{N_g} \sum_{x, I_{ref}(x)=g} I_{rec}(T_{\Theta}(x))$$

**Exploitation de l'histogramme conjoint** : maximisation de l'information mutuelle

$$E(\Theta) = - \sum_g \sum_k p(g, k) \log \frac{p(g, k)}{p(g)p(k)}$$

**Similarité robuste** :

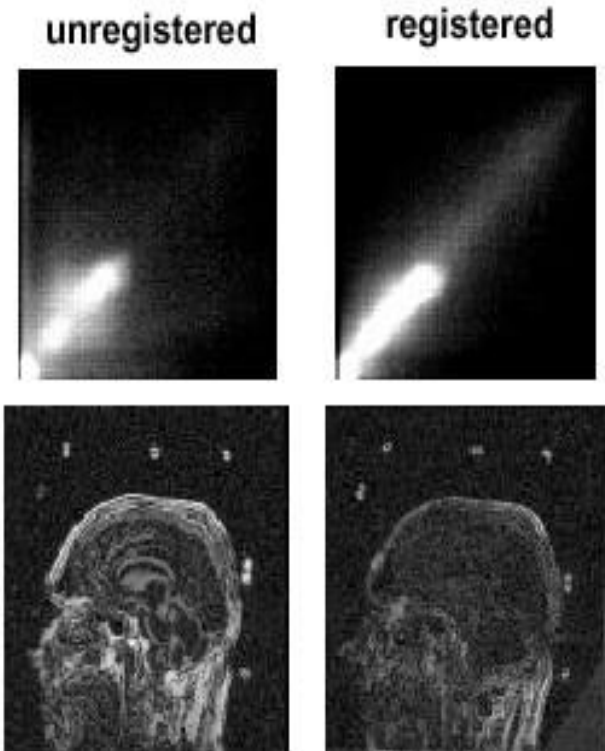
$$E(\Theta) = \sum_{regions\ g} \frac{N_g}{N} \tilde{\sigma}_g(T_{\Theta}(x))$$

# Basés sur l'intensité

- Méthodes
  - Calculer la transformation en optimisant une mesure sur les voxels
- Algorithmes utilisés
  - Recalage en minimisant la différence d'intensité
  - Technique de la corrélation
  - Uniformité du ration de l'image
  - Uniformité de l'intensité partitionnée



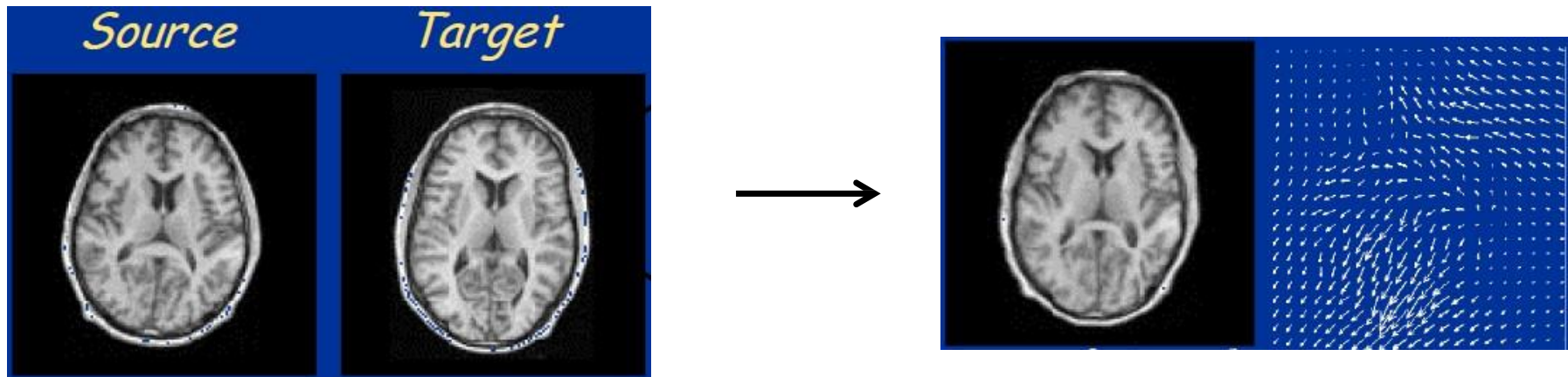
histogrammes



Images de différence

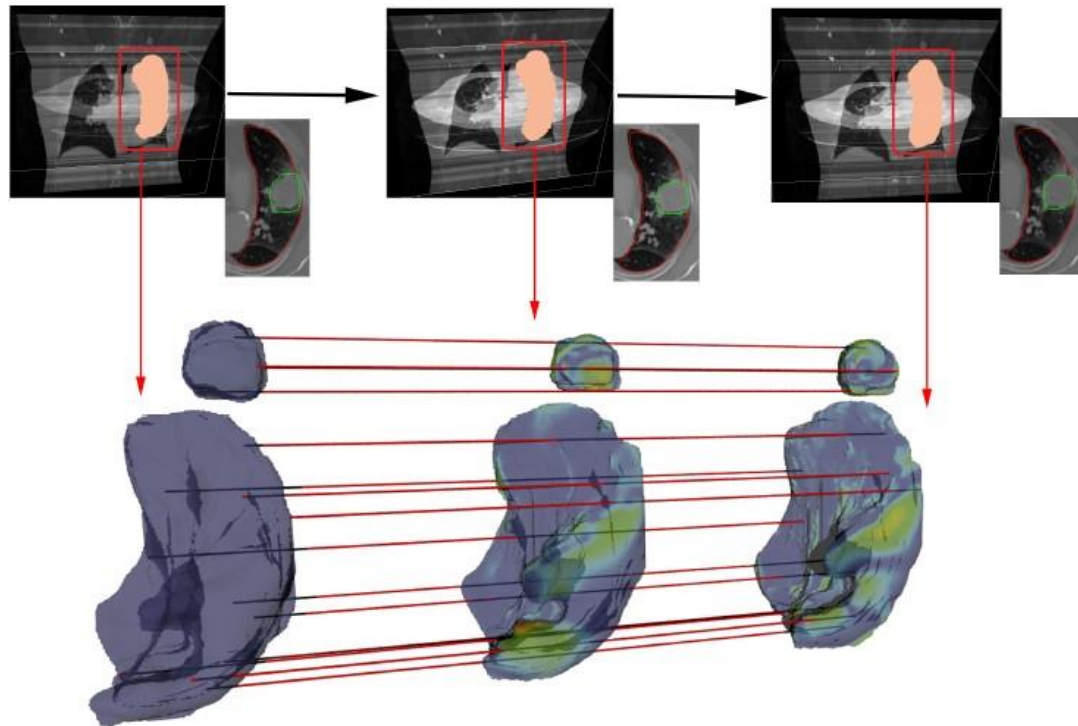
# Basés sur l'intensité

- Comparer les patterns d'intensité dans l'image à l'aide d'une **mesure de corrélation**
- Somme des différences au carré
- Corrélation croisée normalisée
- Information mutuelle



# Basé sur les caractéristiques

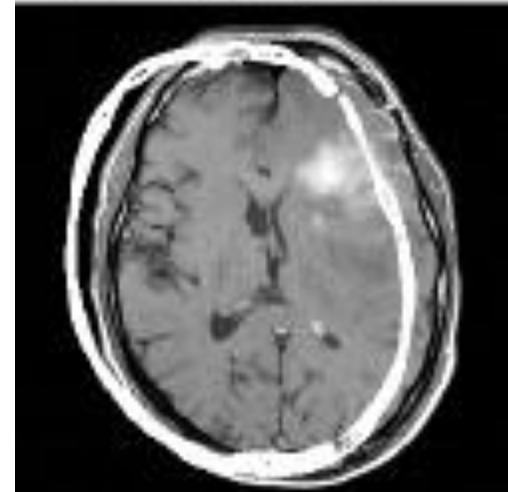
- Trouver les correspondances entre les caractéristiques de l'image (points, lines et contours)
- Distance entre les points correspondants
- Métrique de similarité
  - E.g. recalage basé sur la courbure



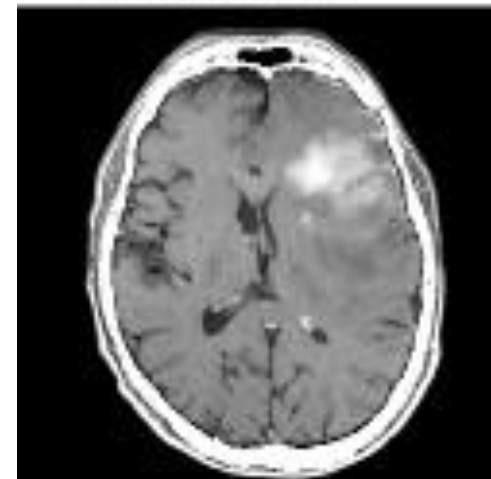
# Théorie de l'information

- **Recalage doit maximiser la quantité d'information partagée dans les 2 images**
  - Réduire la quantité d'information dans l'image combinée
- Algorithmes utilisés
  - **Entropie conjointe**
    - Mesure la quantité d'information des images combinées
  - **Information mutuelle**
    - Mesure déterminant à quelle point une image explique l'autre → maximum pour l'alignement optimal
  - **Information mutuelle normalisée**

Not registered



Registered





# Information mutuelle

$$MI(I, J | T) = \sum_{i,j} p_{i,j} \log \frac{p_{i,j}}{p_i p_j}$$

- L'information mutuelle d'un couple de variables représente leur degré de dépendance au sens probabiliste.

- $MI \geq 0$

→ Maximisation du critère = images corrélées au mieux (= alignées).

# Information mutuelle

Relation de dépendance statistique : Information mutuelle

$$IM(\tilde{I}_{ref} | \tilde{I}_{reca}(h)) = \sum_i \sum_j p_{i,j} \log \left( \frac{p_{i,j}}{p_i \times p_j} \right)$$

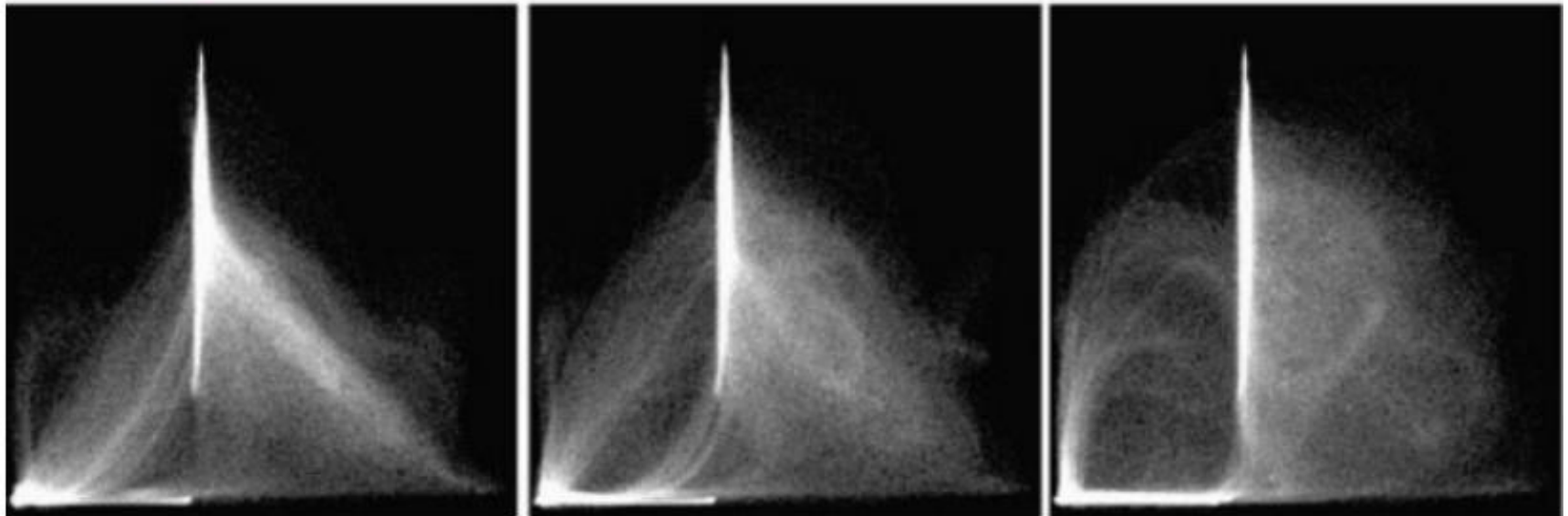
où

- $p_i$  (resp.  $p_j$ ) est la probabilité pour un pixel de l'image  $\tilde{I}_{ref}$  (resp.  $\tilde{I}_{reca}$ ) d'avoir l'intensité  $i$  (resp.  $j$ ),
- $p_{i,j}$  est la probabilité pour un même pixel d'avoir l'intensité  $i$  dans  $\tilde{I}_{ref}$  et  $j$  dans  $\tilde{I}_{reca}(h)$ .
- $IM = 0$  : les deux images sont indépendantes.
- plus  $IM$  augmente, plus les deux images partagent d'information (donc mieux elles sont recalées).

L'information mutuelle d'un couple de variables représente leur degré de dépendance au sens probabiliste ( $IM \geq 0$ ).

→ **Maximisation du critère = images corrélées au mieux (= alignées).**

# Roger Woods' heuristic observation



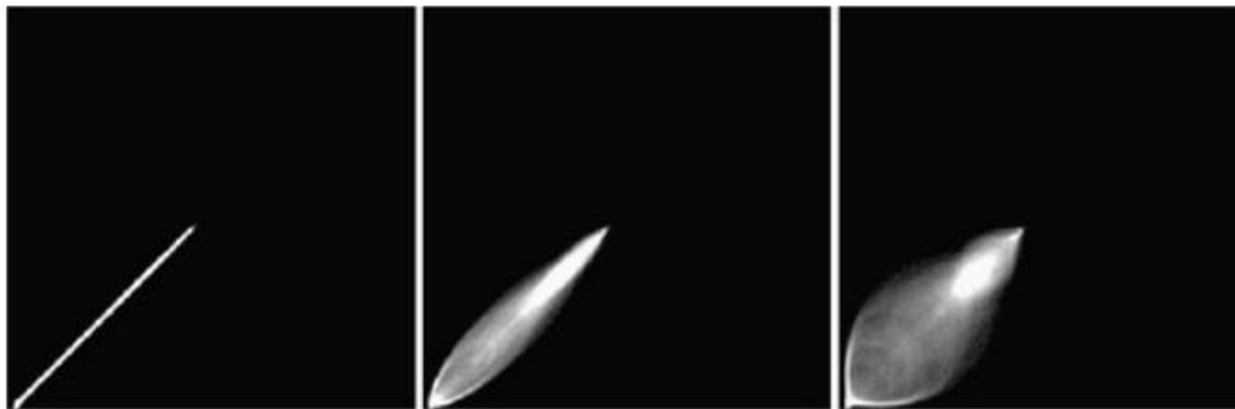
Images perfectly aligned

2mm displacement of one image  
to the side

5mm displacement of one image  
to the side

Heuristic observation is that when the images are aligned, the joint histogram appears “sharpest” : “Woods’ criterion”

**Why** this should be the case is still not certain!

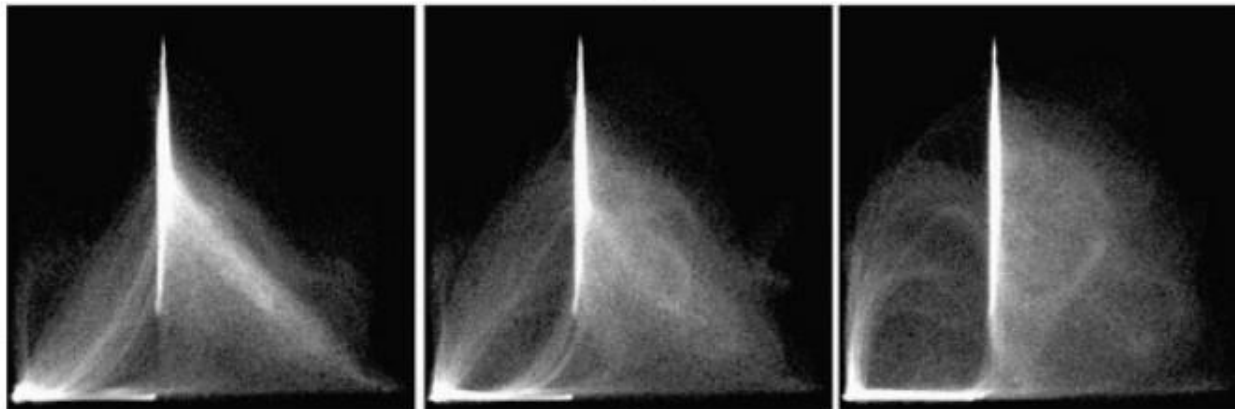


(a)

Top: MR-MR (head)

Middle: MR-CT

Bottom: MR-PET

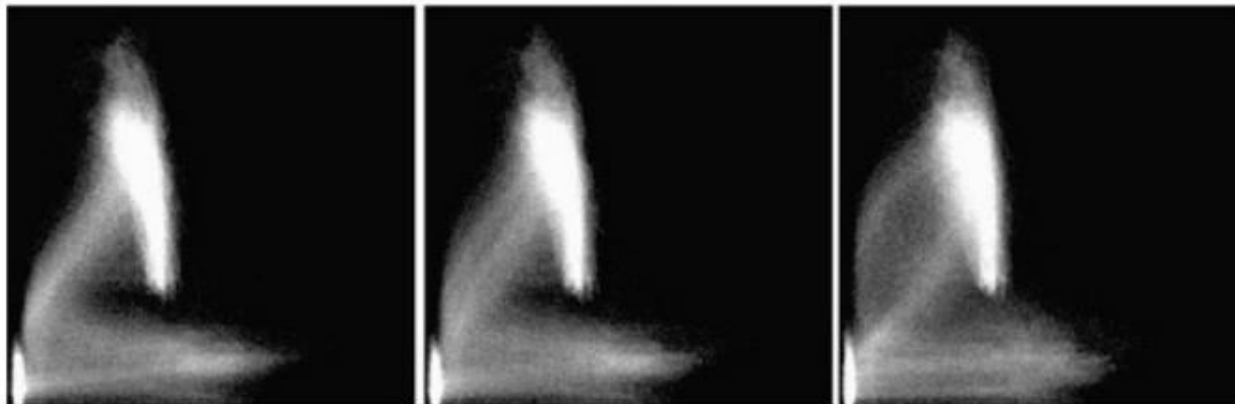


(b)

Left: aligned

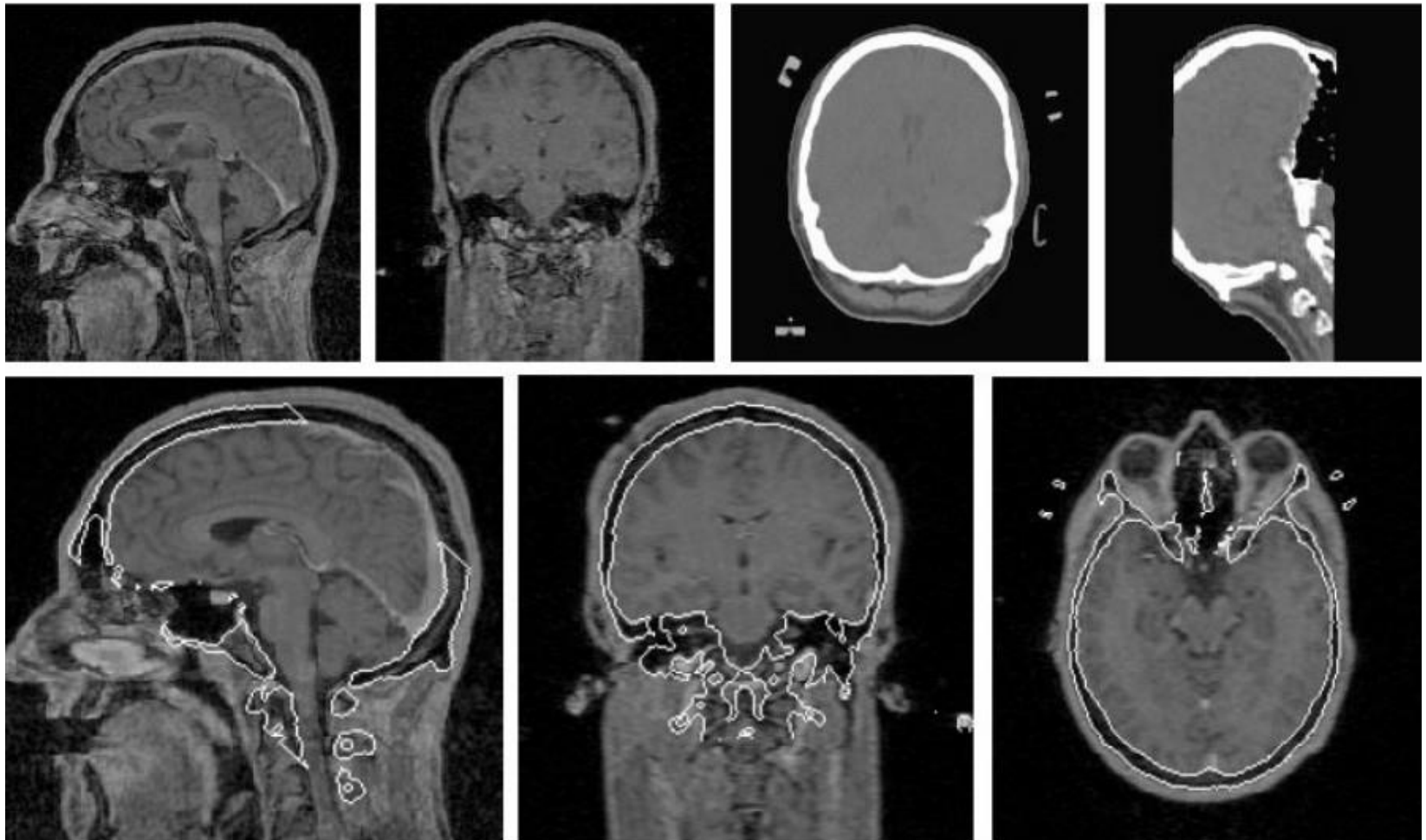
Middle: 2mm  
translation

Right: 5mm  
translation



Heuristic observation  
is that when the  
images are aligned,  
the joint histogram  
appears “sharpest”

## Registration by maximising mutual information



# Optimisation

- **Algorithmes classiques d'optimisation** (gradient, gradient conjugué, Powell, simplexe, ...)
- Minima locaux → **importance de l'initialisation**
  - connaissance de la position du patient en imagerie médicale, des paramètres d'acquisition, ou autres informations a priori
  - axes d'inertie
  - essais à partir de quelques positions et choix du meilleur résultat
- Autres solutions pour sortir des minima locaux : diminution progressive du pas, optimisation stochastique, ...
- Méthodes adaptées à la fonction de coût (exemple : ICP)
- Multi-échelles, multi-résolutions : convergence plus rapide, moins de problèmes de minima locaux

# Interactivité ?

- **Automatique** : souvent visé mais pas toujours souhaitable
- **Interactif** (assistance par logiciel de visualisation) : lourd, surtout en 3D, peu reproductible
- **Semi-automatique** : interaction
  - soit au niveau de l'initialisation (d'où réduction de l'espace de recherche, position initiale proche de la solution donc moins de problèmes de minima locaux)
  - soit au niveau du contrôle

# Validation et évaluation

Accès à la vérité ?

- **Critères :**
  - précision intrinsèque de l'algorithme
  - précision de la mesure, robustesse, fiabilité
  - ressources requises
  - complexité algorithmique
  - vérification des hypothèses
  - utilisation en pratique (exemple : contraintes particulières de la routine clinique)
- **Souvent trois niveaux de tests :**
  - simulations
  - fantômes
  - données réelles

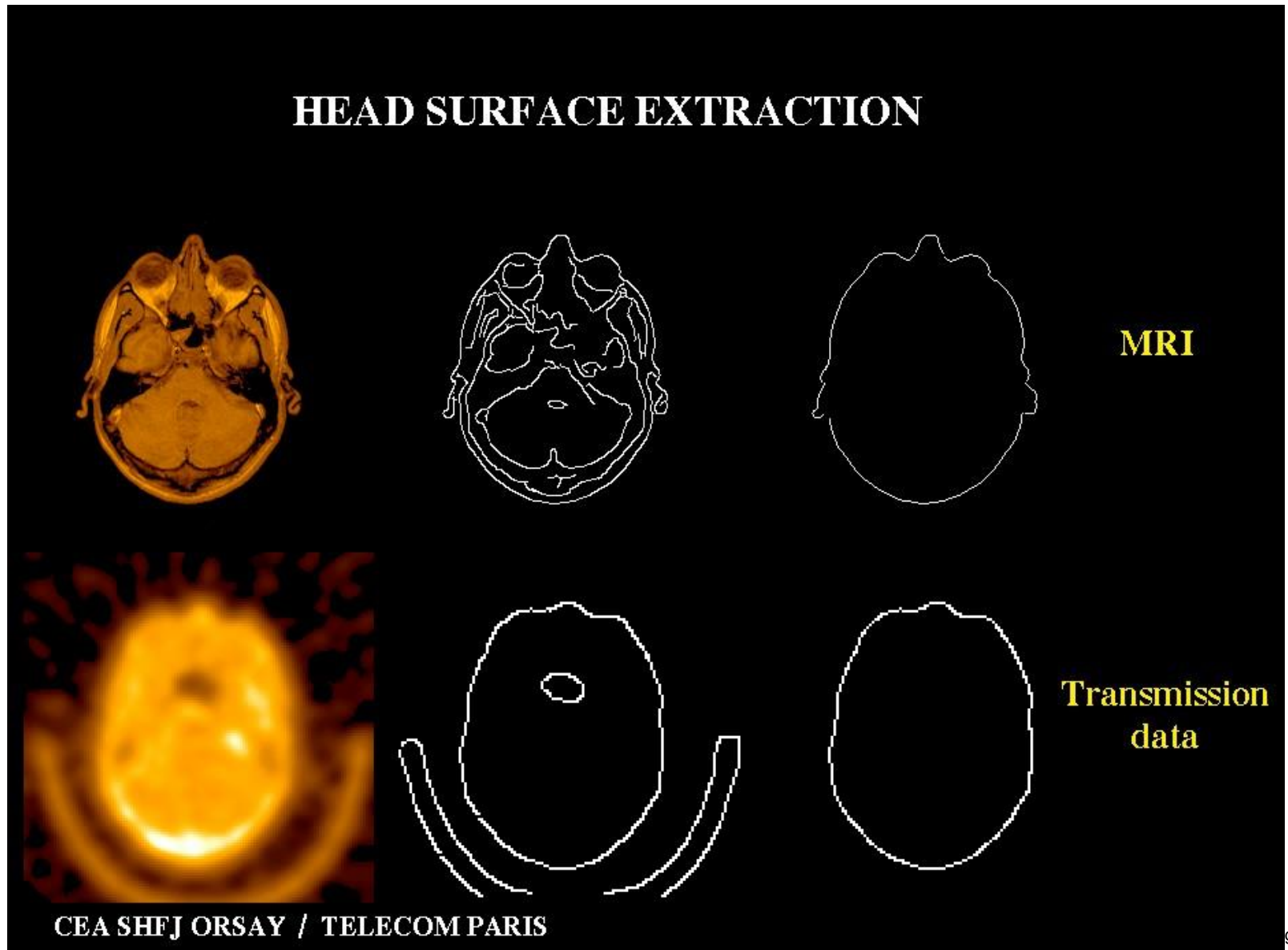
Problèmes des objets de test : idéaux, pas de cas rares ou pathologiques.

Exemple d'études en recalage d'images médicales : Vanderbilt



# Un exemple de recalage rigide

(thèse de Jean-François Mangin)



# Un exemple de recalage rigide

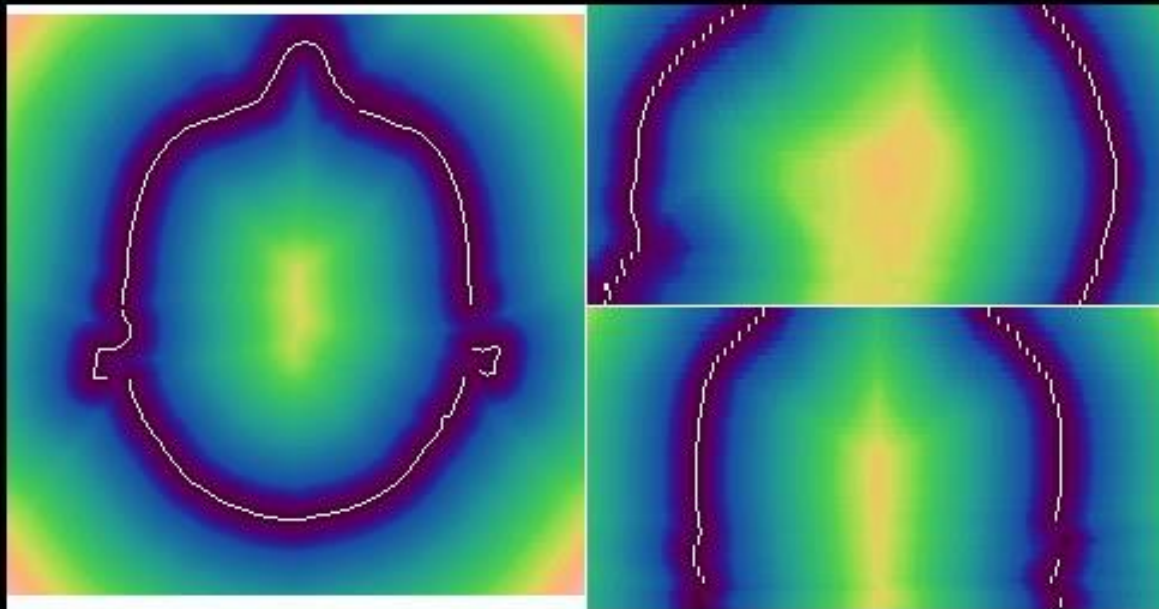
(thèse de Jean-François Mangin)

## 3D DISTANCE MAP TO THE MRI HEAD SURFACE

**AXIAL**

**SAGITTAL**

**CORONAL**



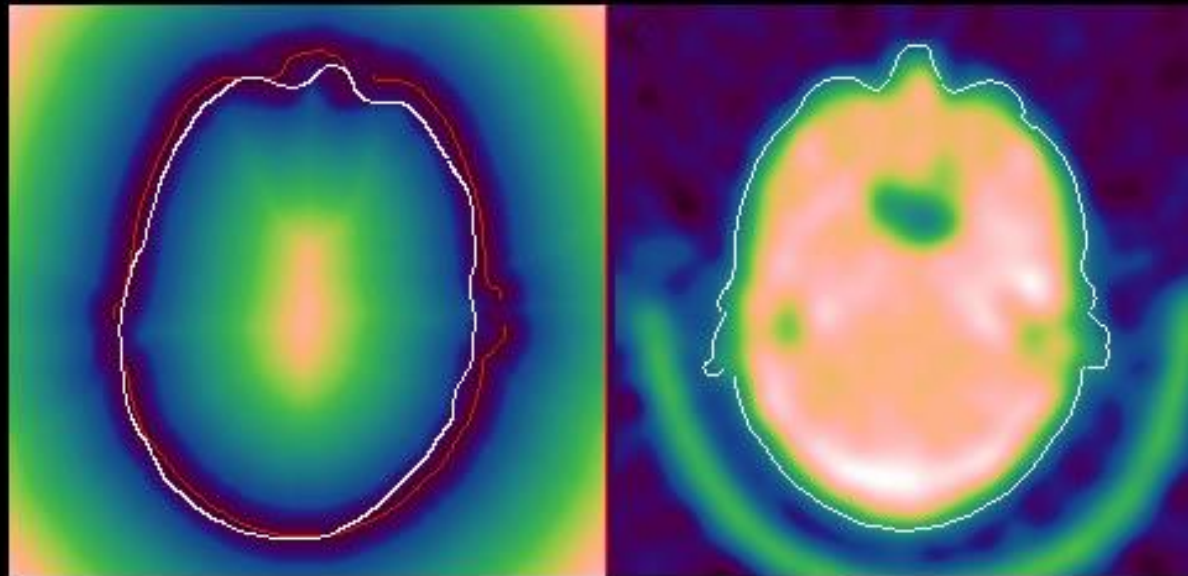
# Un exemple de recalage rigide

(thèse de Jean-François Mangin)

## SURFACE MATCHING

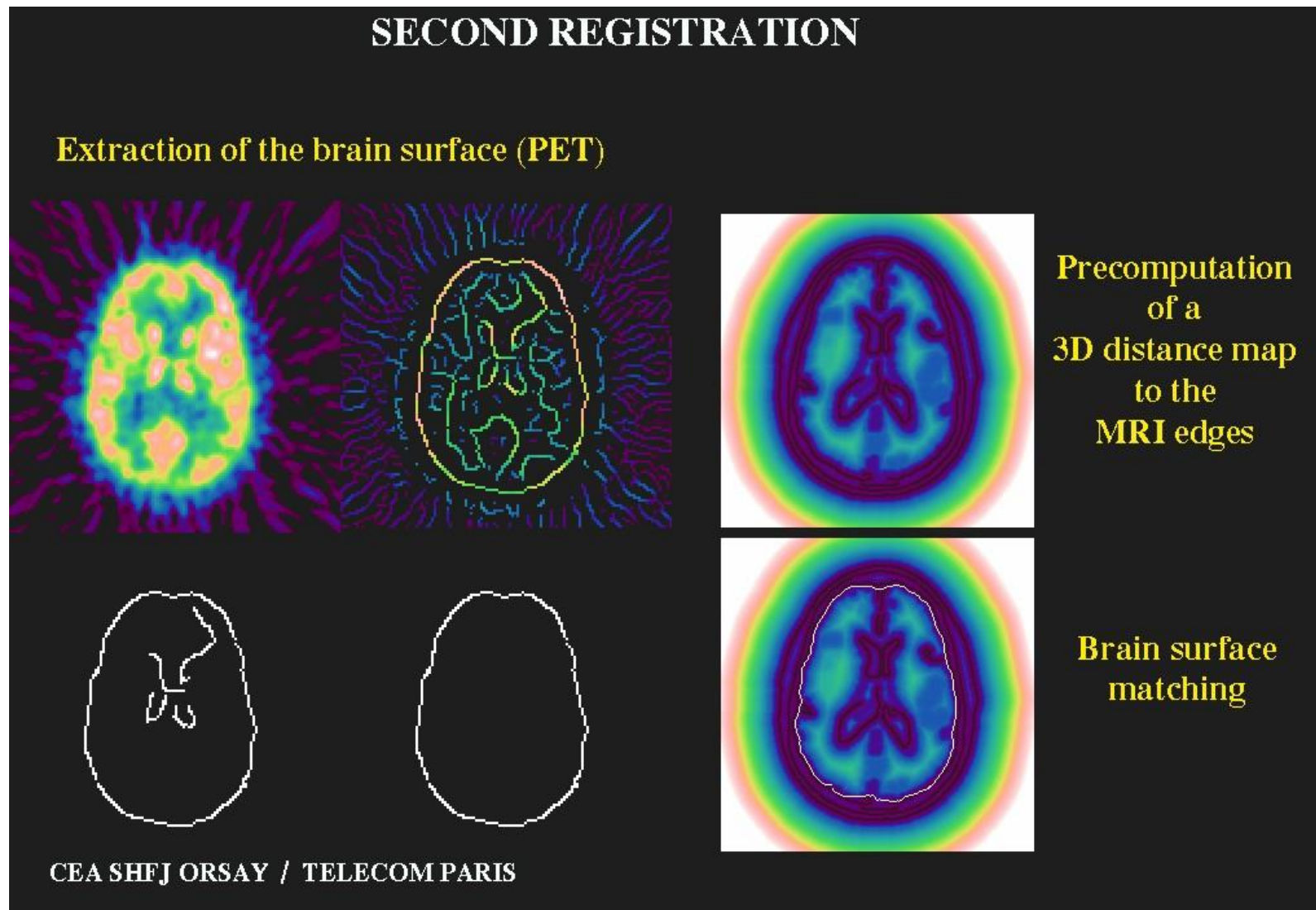
**GENERALIZED DISTANCE  
MINIMIZATION:  
A POSITION OF THE  
MOBILE SURFACE IN  
THE 3D DISTANCE MAP**

**RESULT :  
PET TRANSMISSION  
+  
MRI HEAD SURFACE**



# Un exemple de recalage rigide

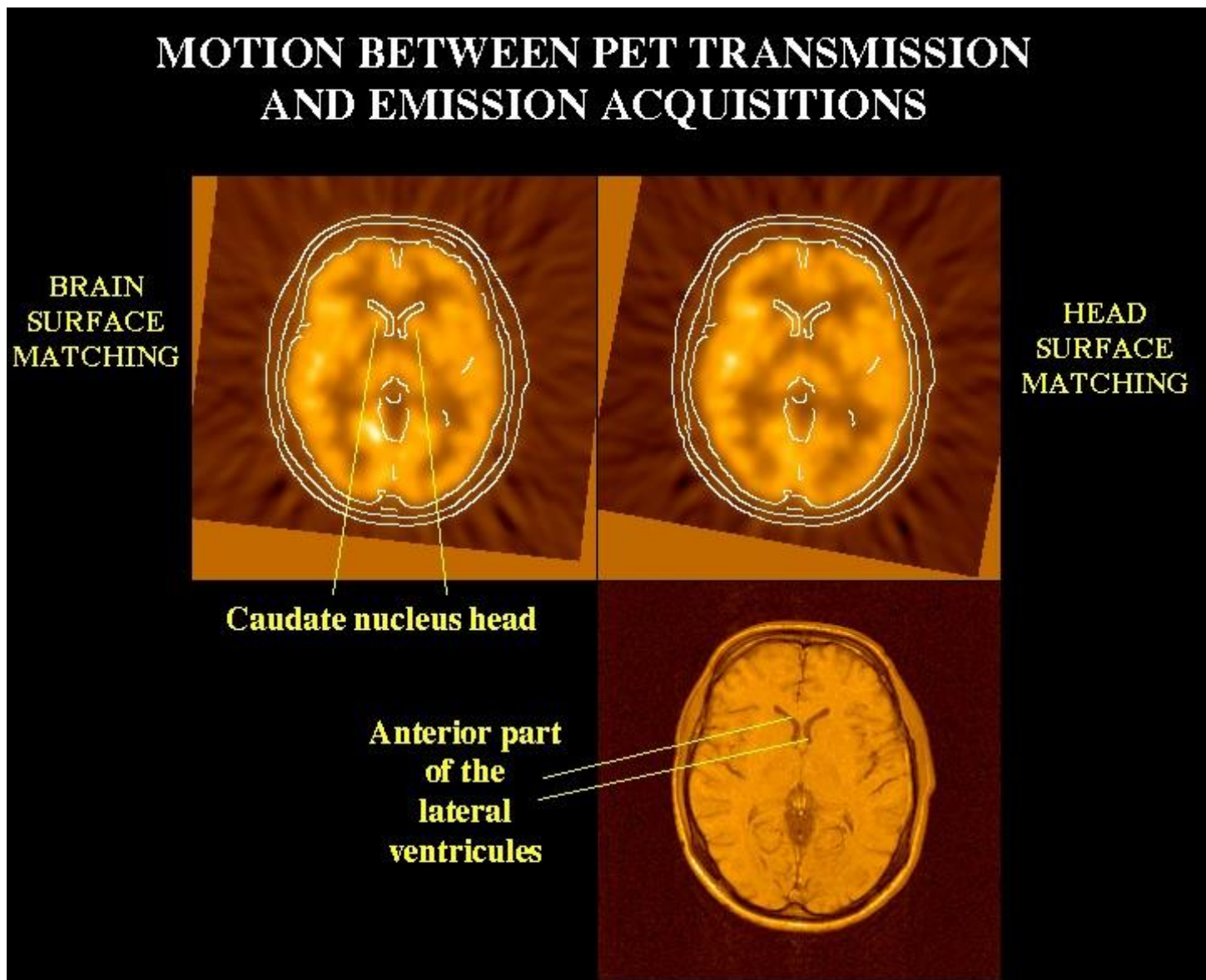
(thèse de Jean-François Mangin)





# Un exemple de recalage rigide

(thèse de Jean-François Mangin)



# Un exemple de recalage rigide

(thèse de Jean-François Mangin)

## MRI / PET 3D REGISTRATION : FDG

PET + MRI EDGES

SAGITTAL

AXIAL

CORONAL



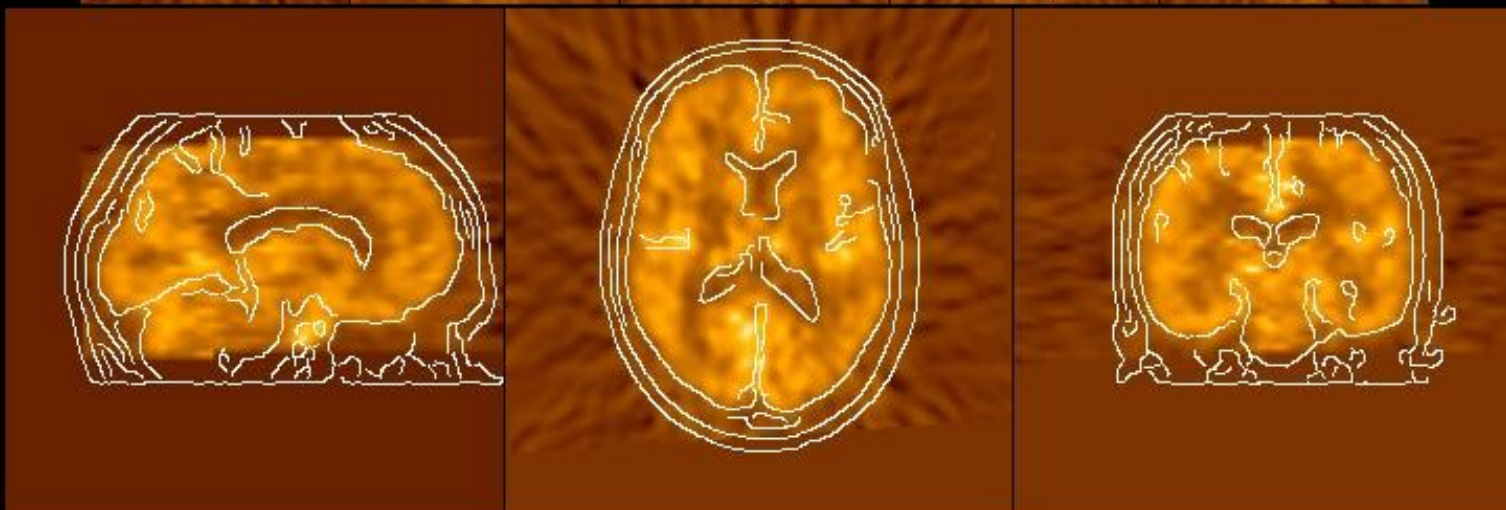
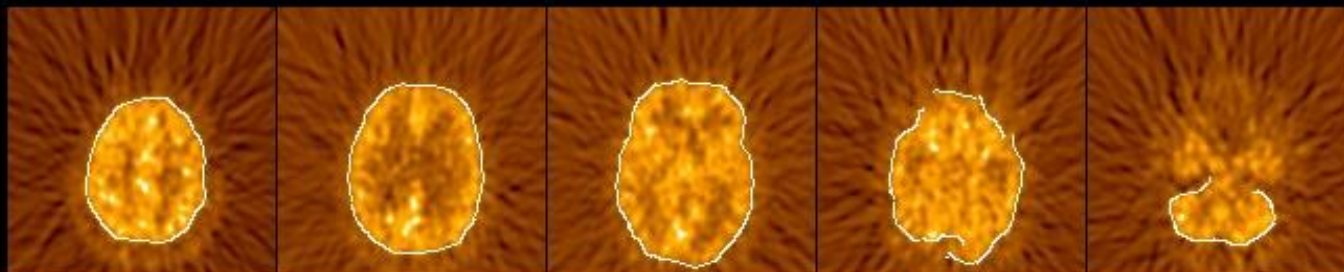
CEA SHFJ ORSAY / TELECOM PARIS

# Un exemple de recalage rigide

(thèse de Jean-François Mangin)

**MRI / PET 3D REGISTRATION :  $H_2O^{15}$**

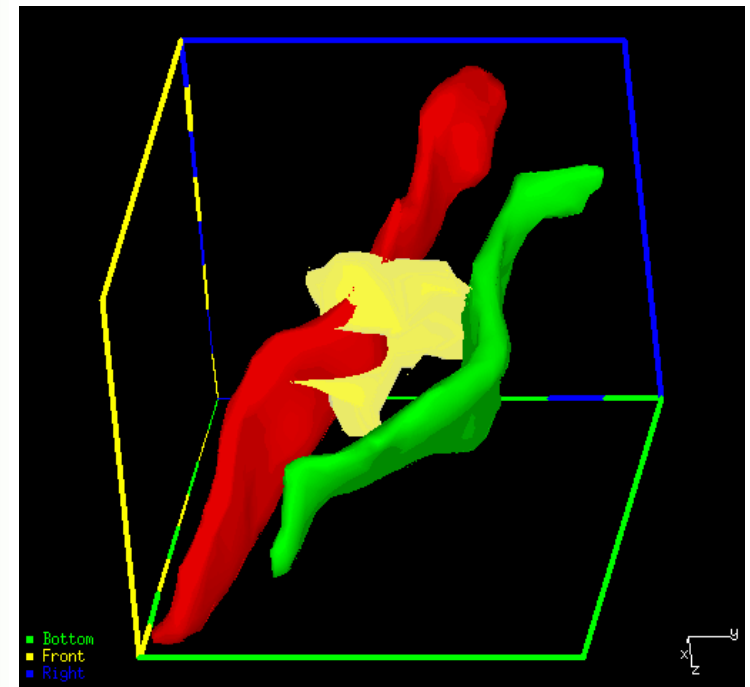
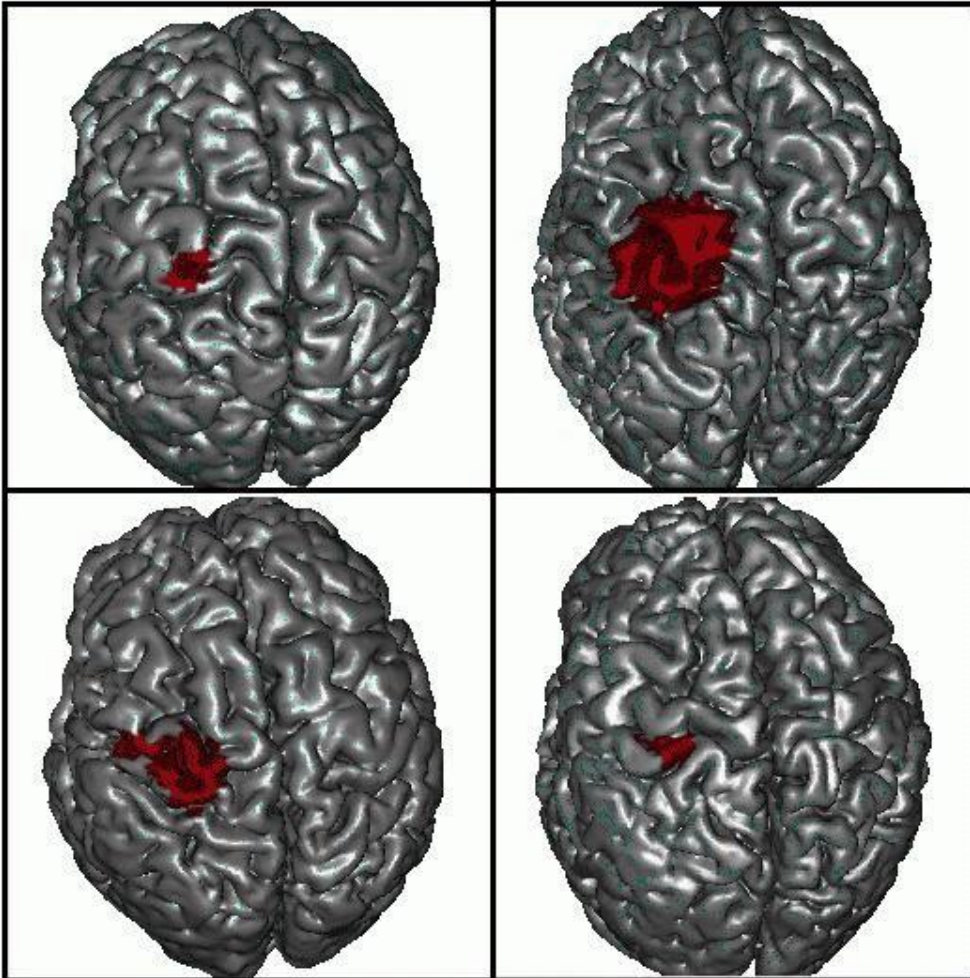
**PET + PET BRAIN SURFACE : A FEW SLICES**



**PET + MRI EDGES : SAGITTAL, AXIAL AND CORONAL SLICES**



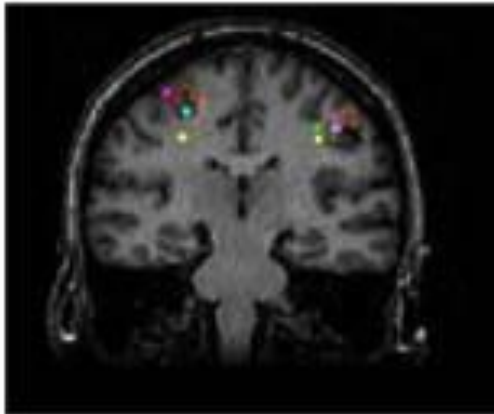
# Recalage anatomo-fonctionnel



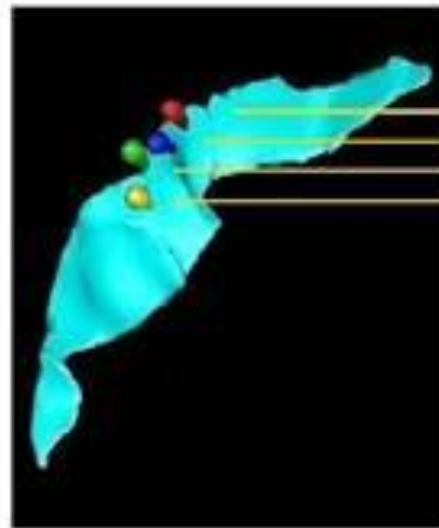
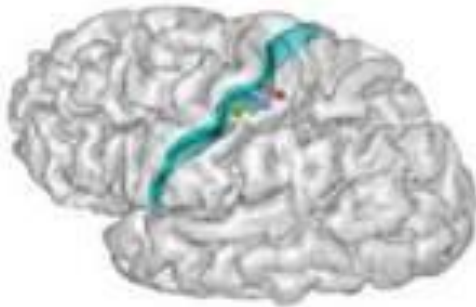


# Recalage anatomo-fonctionnel

## SOMESTHESIE : Somatotopie des doigts



Distance entre doigt  $\sim 0.9$  cm  
Distance I - V  $\sim 1.5$  cm

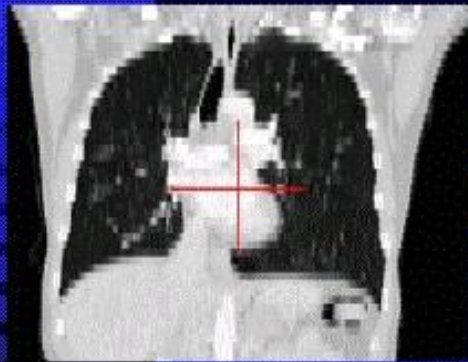


*petit doigt*  
*majeur*  
*index*  
*pouce*

# Un exemple de recalage non linéaire

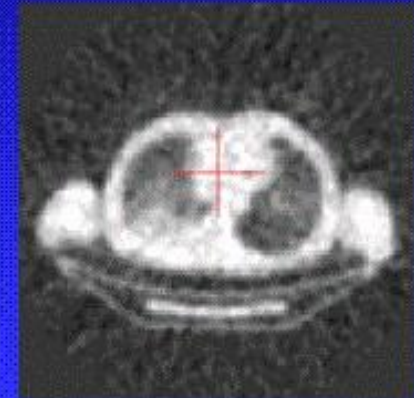
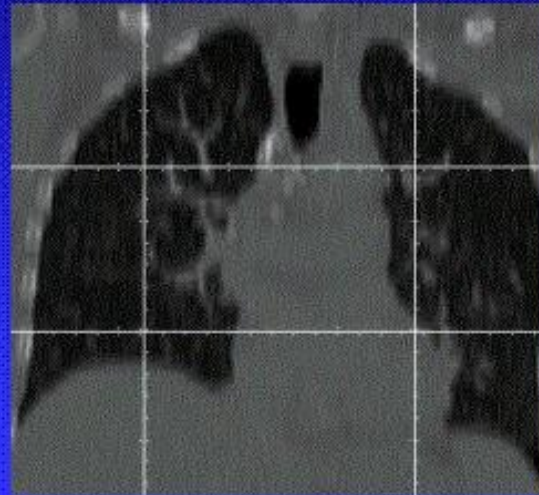
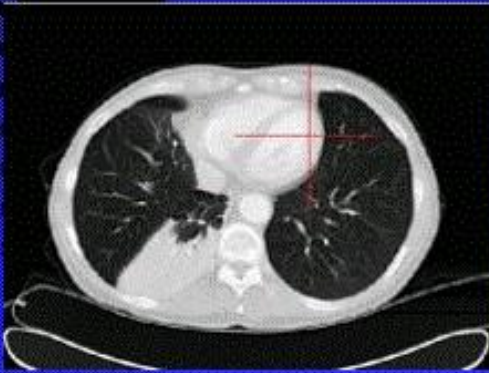
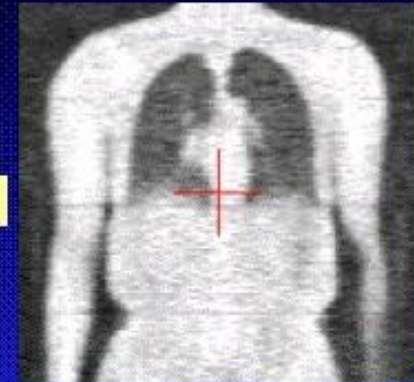
(thèse d'Oscar Camara)

## Présentation du problème du recalage



Information  
anatomique

Information  
fonctionnelle



**CT**  
512 x 512 x 47 voxels  
0.8 x 0.8 x 7.0 mm

**CT + PET**

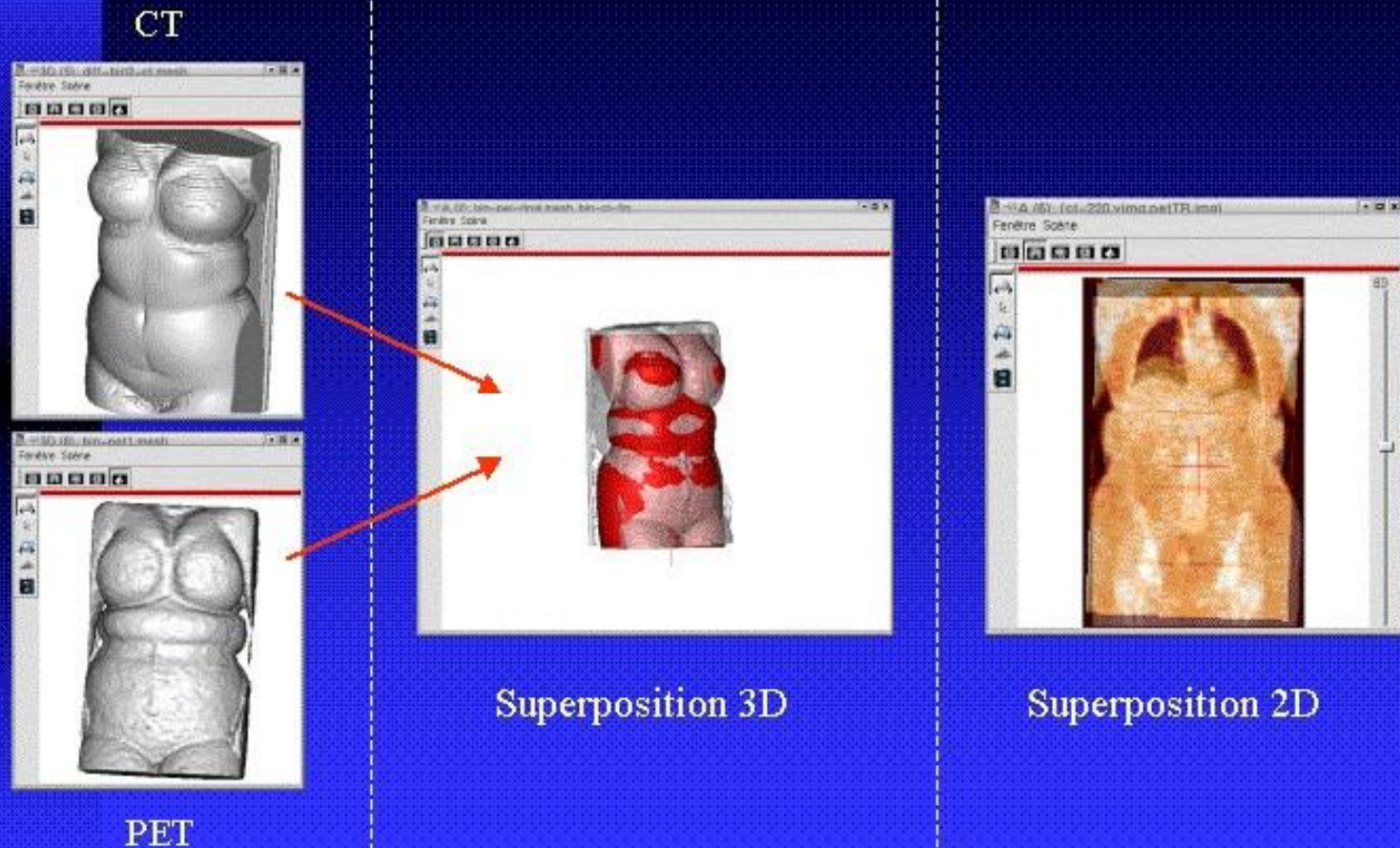
**PET**  
128 x 128 x 171 voxels  
4.2 x 4.2 x 4.2 mm



# Un exemple de recalage non linéaire

(thèse d'Oscar Camara)

## Nécessité d'un recalage élastique.

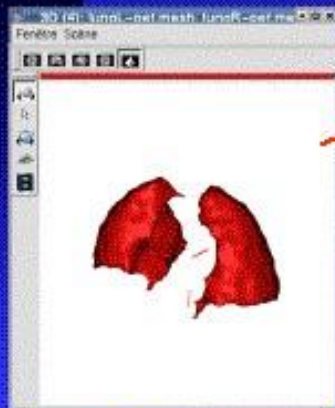
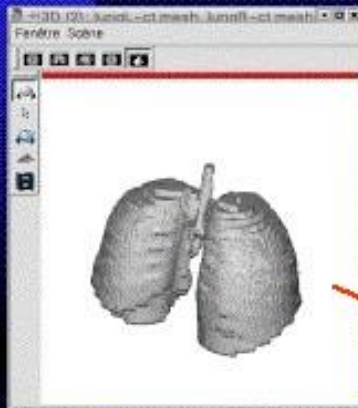


# Un exemple de recalage non linéaire

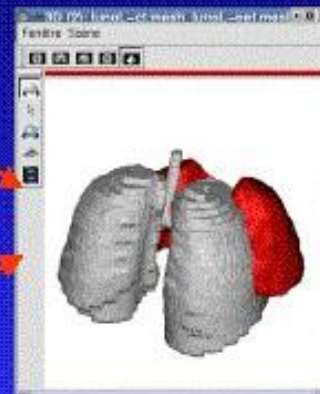
(thèse d'Oscar Camara)

## Need of elastic registration.

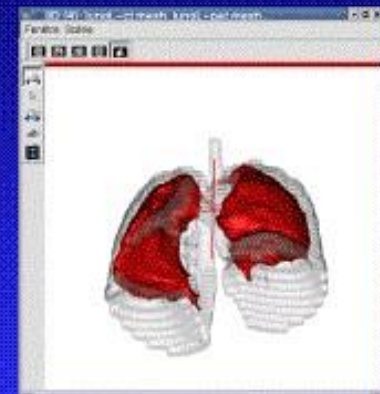
CT  
(breath hold)



PET  
(normal breathing)



Before  
Registration



After  
Registration

# Sources

- Cours Gérard Subsol (<https://lirmm.fr/~subsol>)
- Cours Isabelle Bloch (<https://perso.telecom-paristech.fr/bloch/>)
- Jayaram K. Udupa of Univ. of Penn., MIPG
- Sir M. Brady's Lecture Notes (Oxford University)
- Darko Zikic's MICCAI 2010 Tutorial
- Bagci's CV Course 2015 Fall.
- K.D. Toennies, Guide to Medical Image Analysis,