

# HMIN318M

Imagerie (médicale) 3D

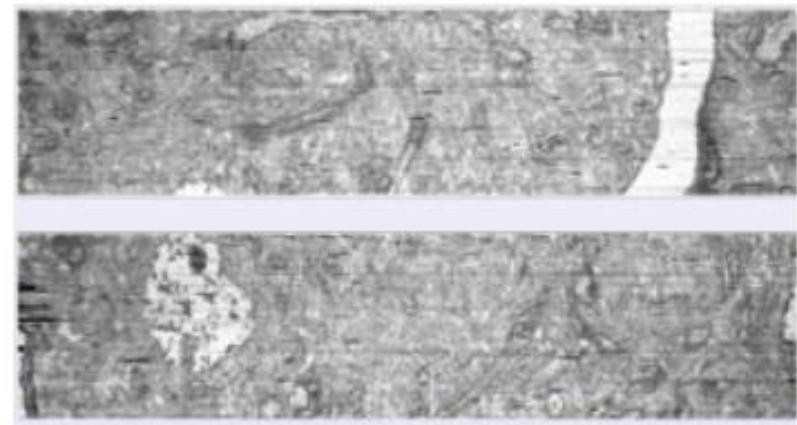
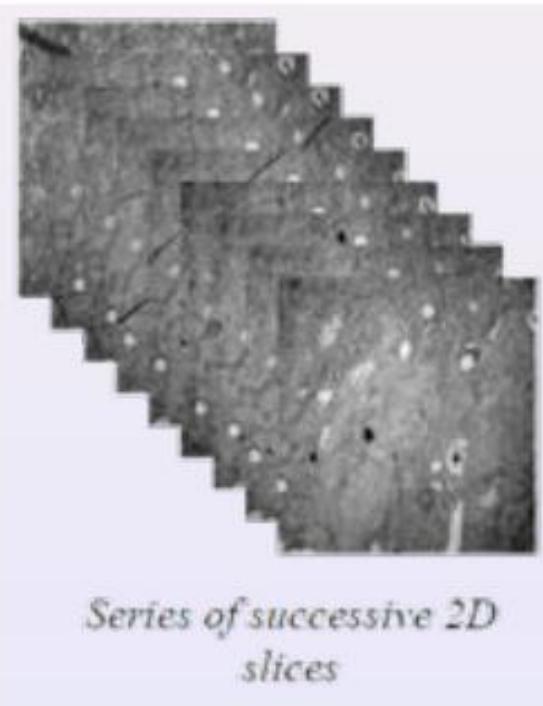
Recalage (2/2)

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

Source Gérard Subsol

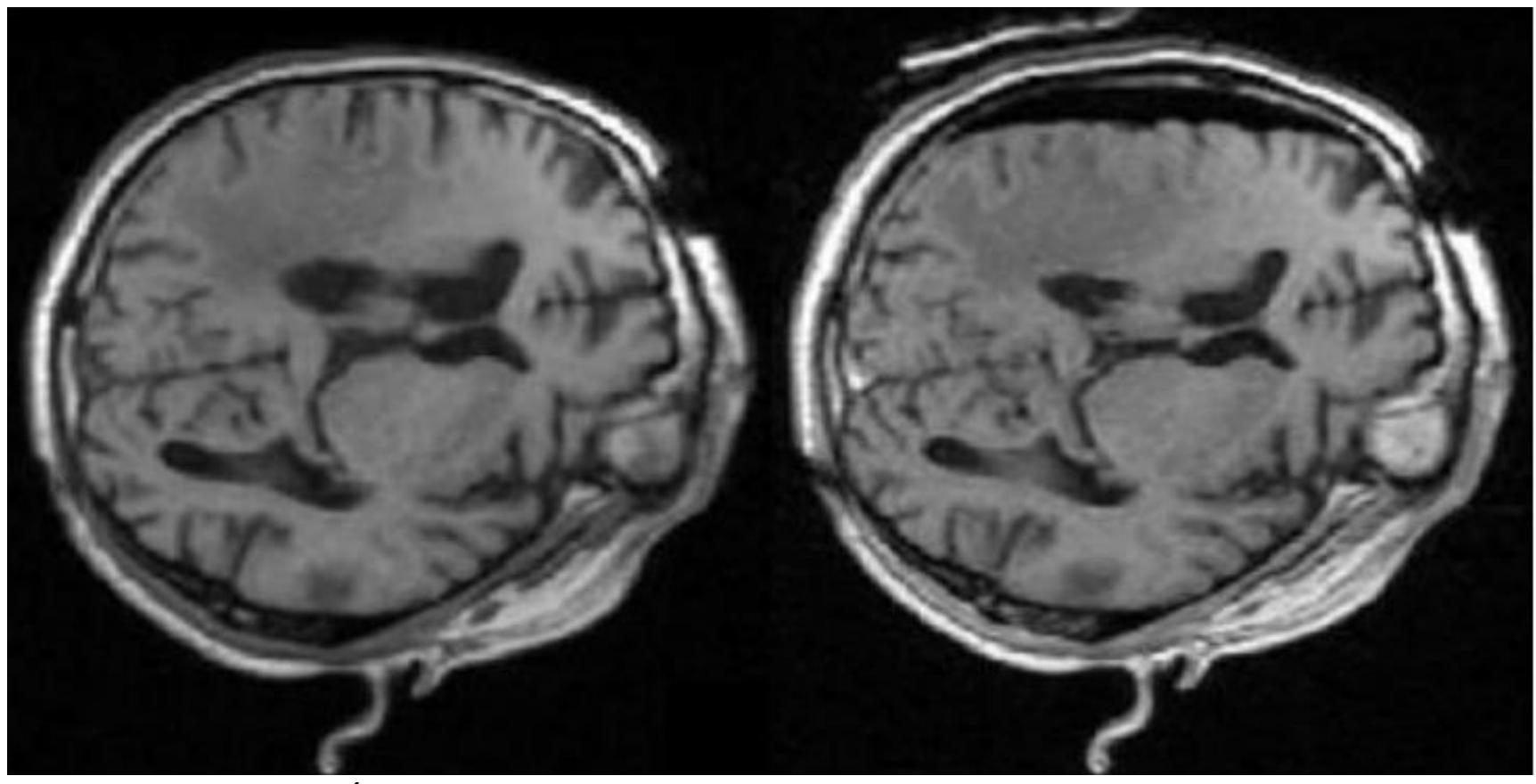
# Exemple

- Reconstruction d'un volume 3D
  - À partir d'une série de coupes 2D contiguës (microscopie, épaisseur de coupe 60 nm environ)



# Exemple

- Evolution temporelle (brain-shift)

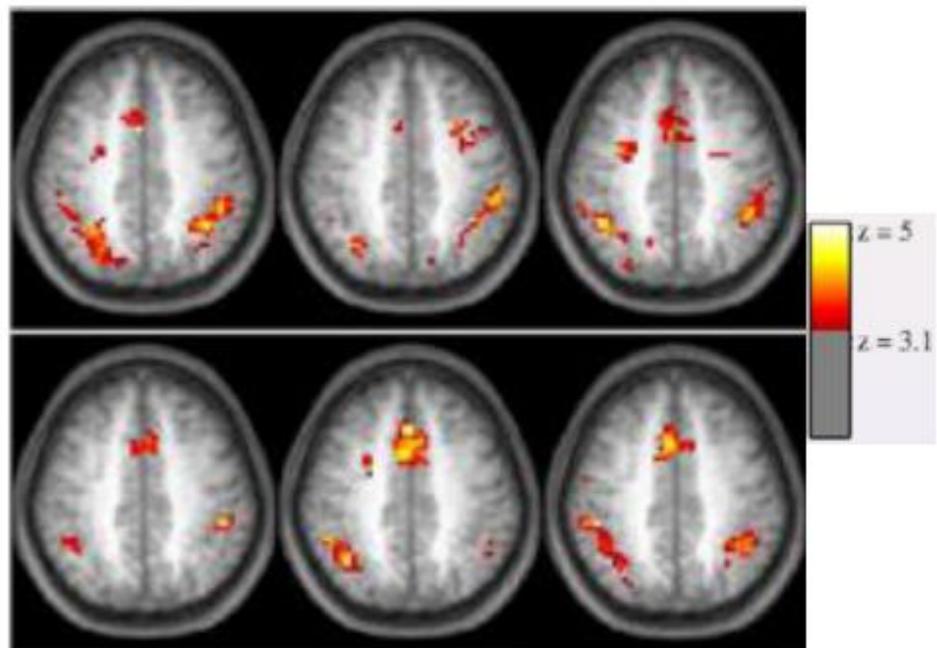


Pré-op

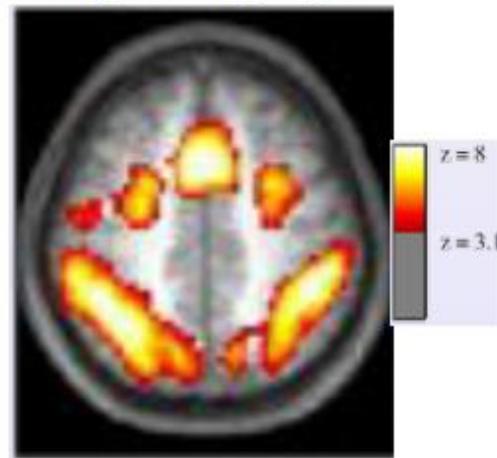
Intra-op

# Exemple

- Comparaison entre différents sujets

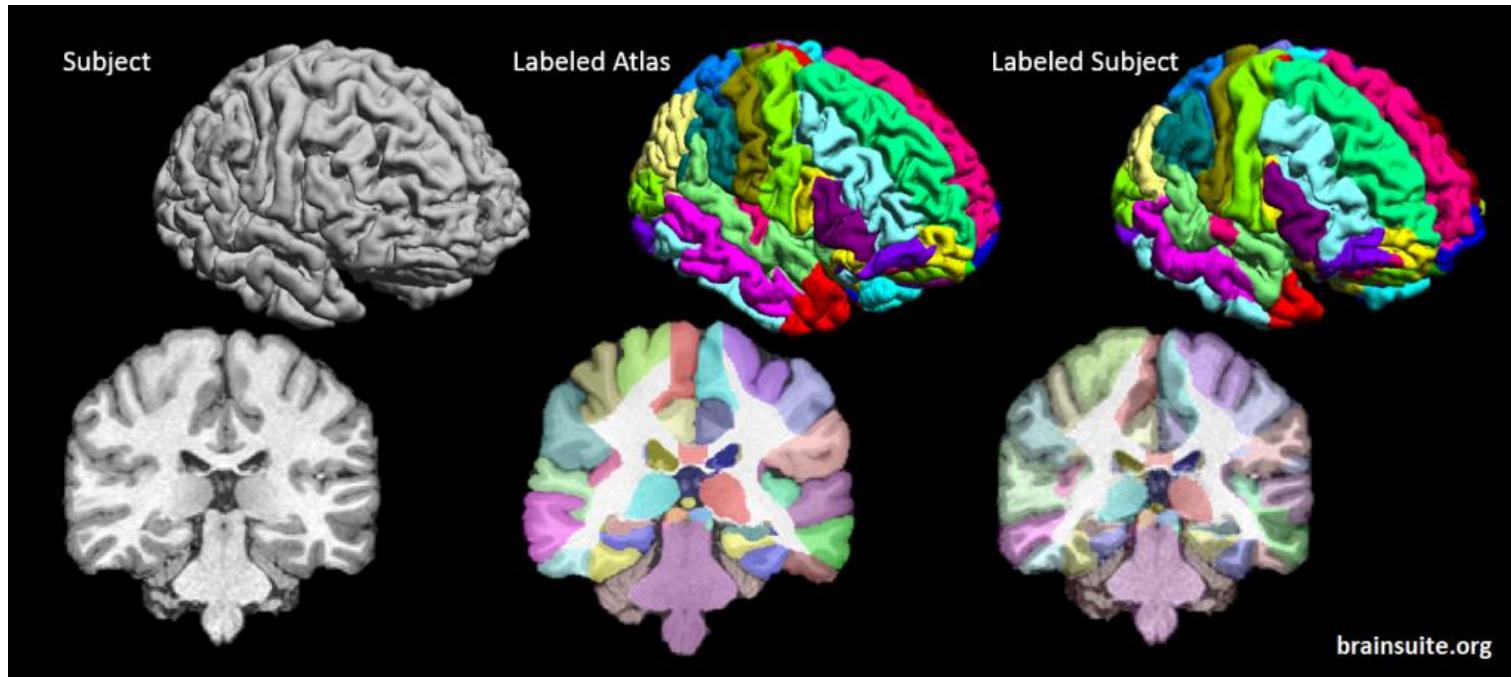


Moyenne du groupe



# Exemple

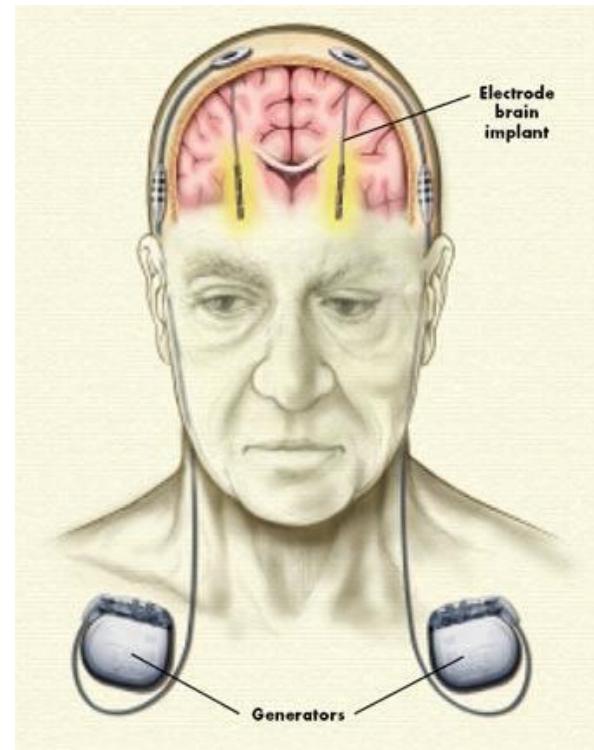
- Superposition avec un atlas



# Exemple

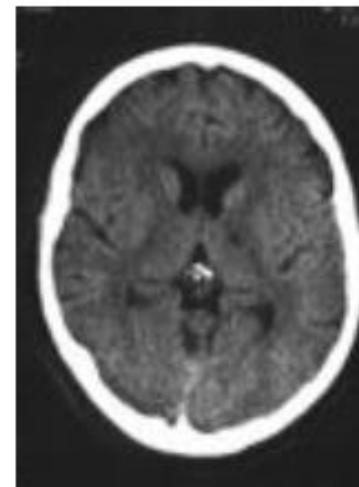
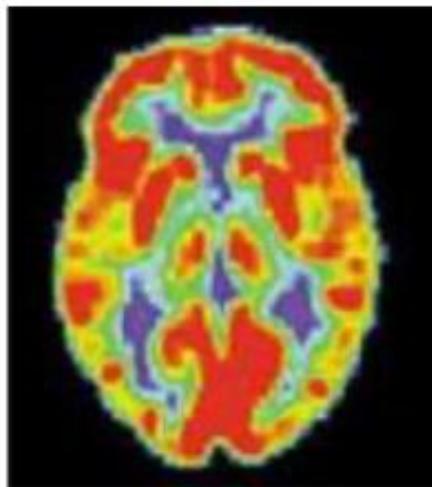
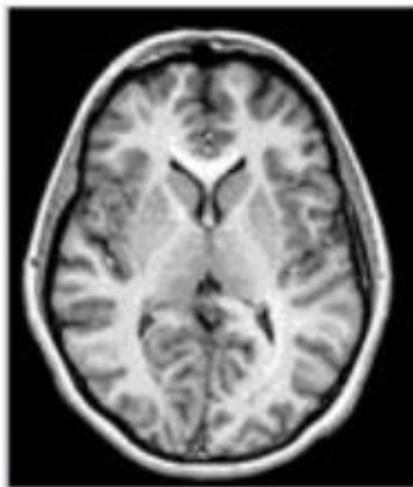
- Opération chirurgicale d'électrostimulation pour la maladie de Parkinson
- But : localiser précisément certaines structures cérébrales (noyaux gris centraux) à peine discernables dans une IRM classique

Comment **superposer** un atlas anatomique sur l'image 3D du patient ?



# Recalage en imagerie médicale

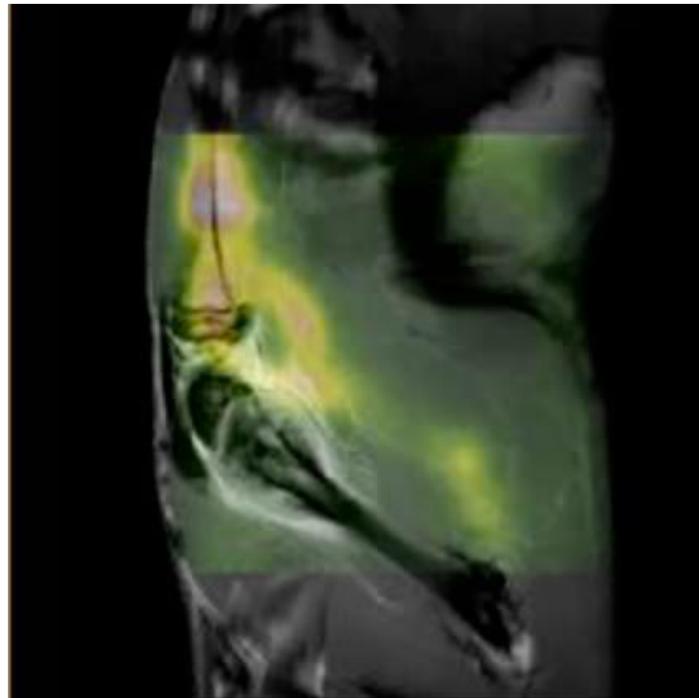
- Fusion de modalité – certainement le plus important et répandu



En pratique

# Rappel

- L'approche générale du recalage consiste à **optimiser** un critère de similarité entre les deux images
- Ce critère est la fonction de **transformation** appliquée entre les 2 images

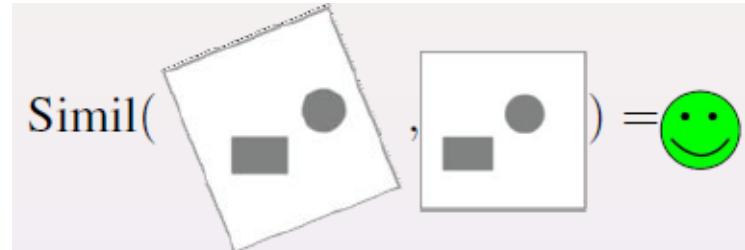
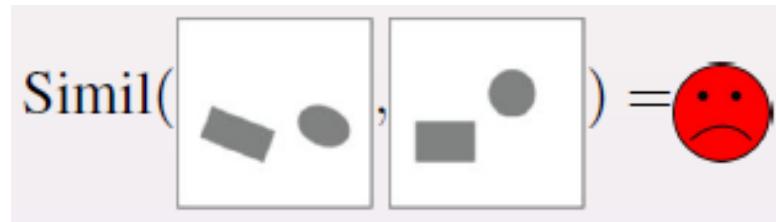


# Rappel recalage

- 3 choix importants
  - Critère de similarité
  - Transformations considérées
  - Méthode d'optimisation

# Critère de similarité

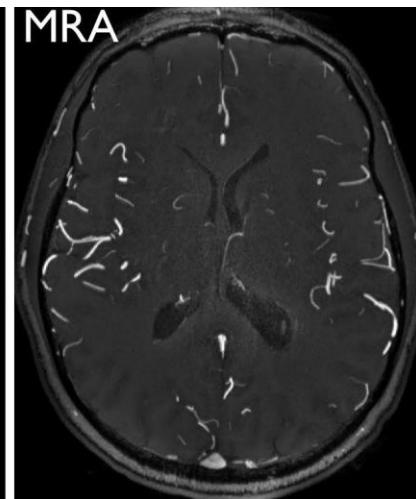
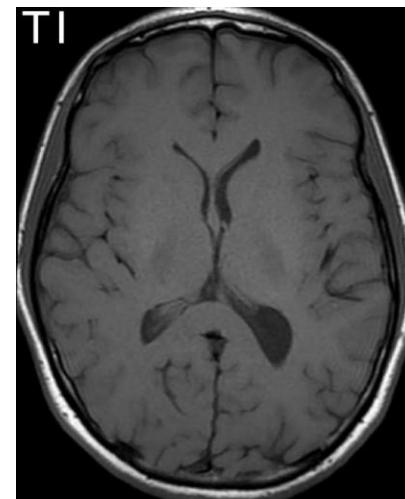
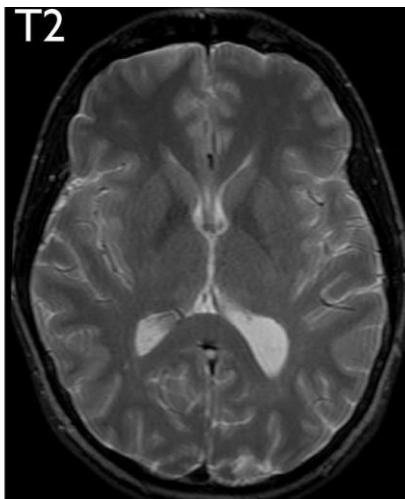
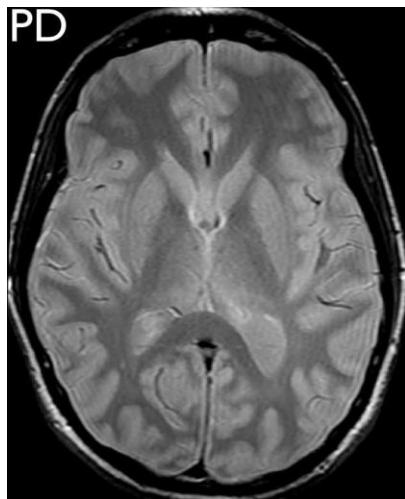
- Supposons que l'on se donne un critère de similarité :  $\text{Simil}(I, J)$  qui mesure la “*ressemblance*” entre deux images I et J



- On choisit également une famille de transformation  $F$
- Le problème de recalage s'écrit alors comme

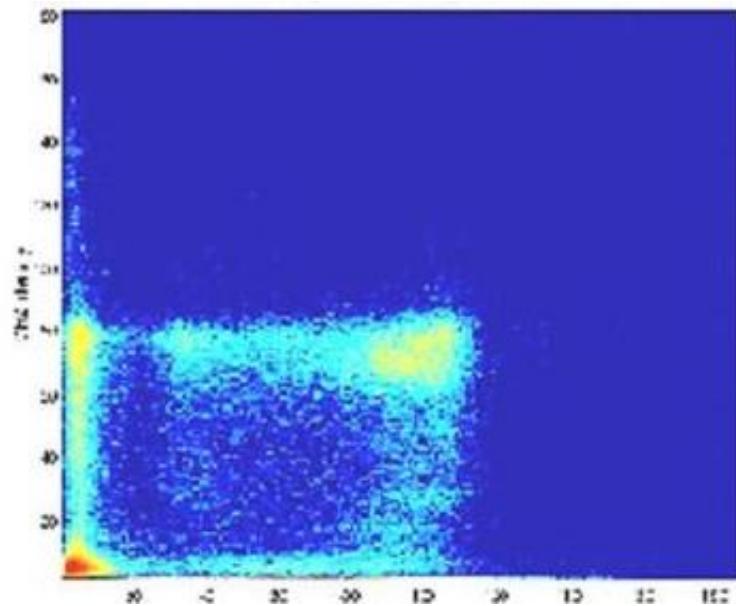
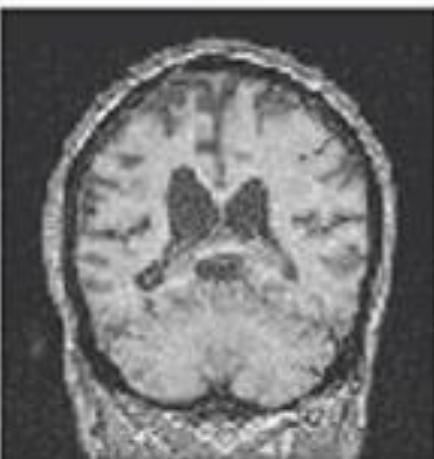
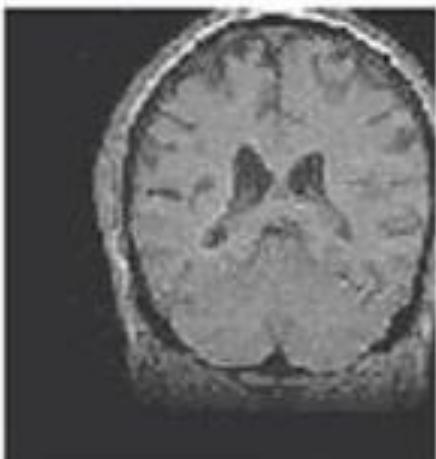
$$\arg \min_{T \in \mathcal{F}} \text{Simil}(T(I), J) = ?$$

# Critère de similarité ?



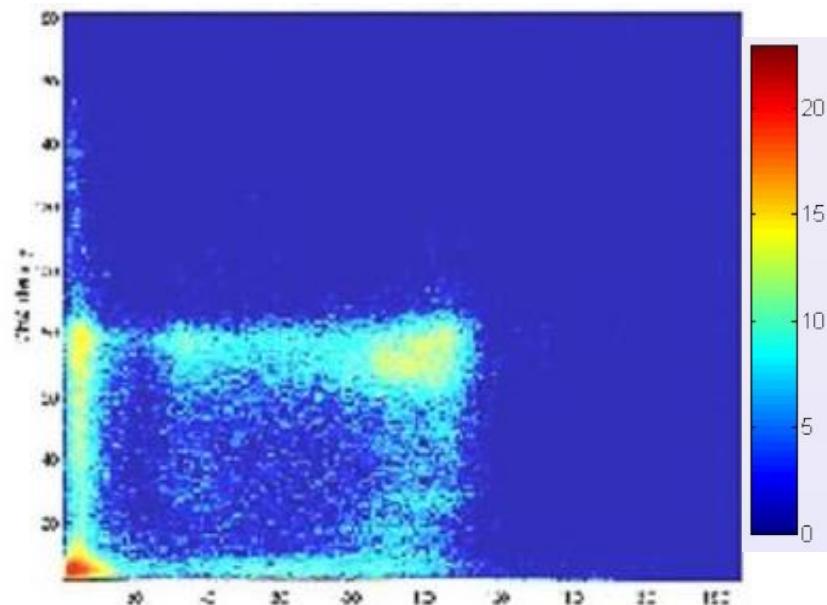
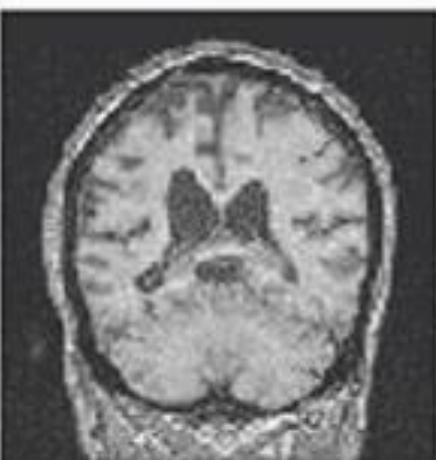
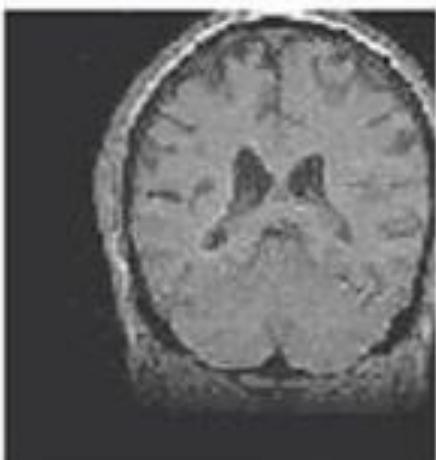
# Critère de similarité

- Histogramme conjoint



# Critère de similarité

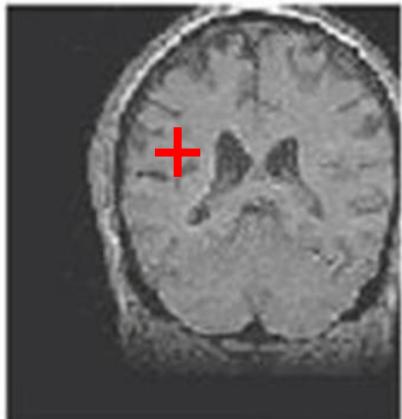
- Histogramme conjoint

 $H_{I,J}$ 

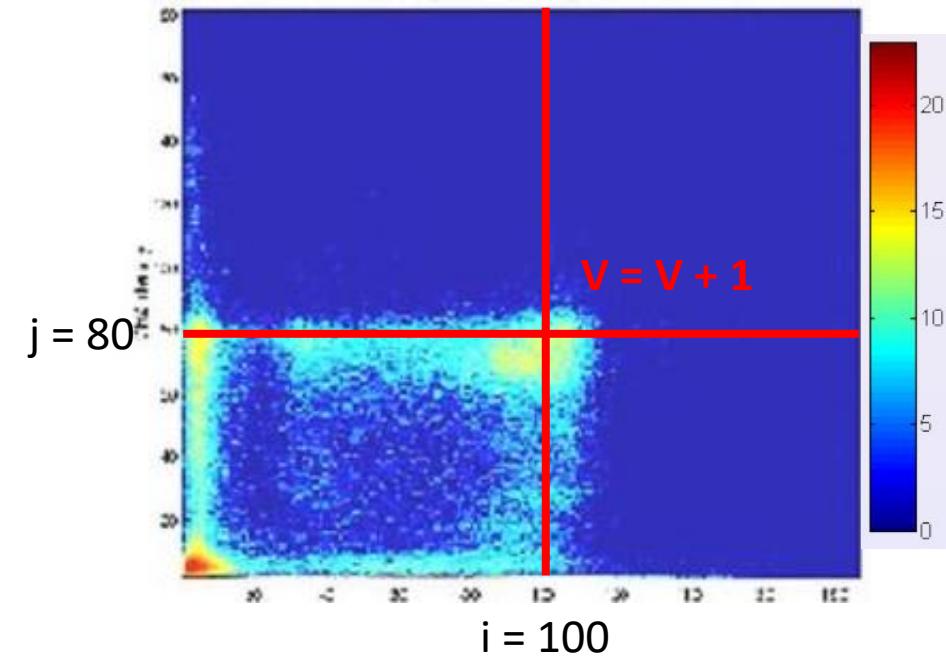
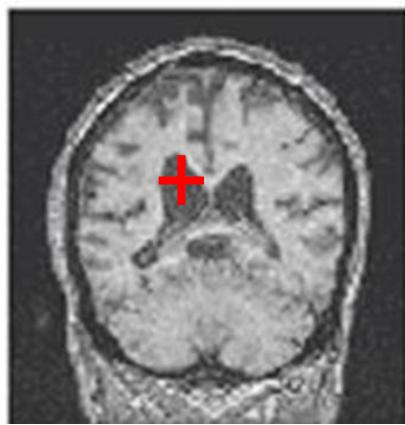
$$H_{I,J}(i,j) = \text{Card} \left\{ (x,y) \mid I(x,y) = i \text{ et } J(x,y) = j \right\}$$

# Critère de similarité

- Histogramme conjoint



Intensité =  $j = 80$



Intensité =  $i = 100$

$$H_{I,J}(i,j) = \text{Card} \left\{ (x,y) \mid I(x,y) = i \text{ et } J(x,y) = j \right\}$$

# Histogramme conjoint

$$H_{I,J}(i,j) = \text{Card} \left\{ (x,y) \mid I(x,y) = i \text{ et } J(x,y) = j \right\}$$

si  $I$  et  $J$  sont de tailles  $X \times Y$  à valeurs dans  $\{0, \dots, 255\}$  :

- Taille de  $H_{I,J} = ?$ 
  - $256 \times 256$

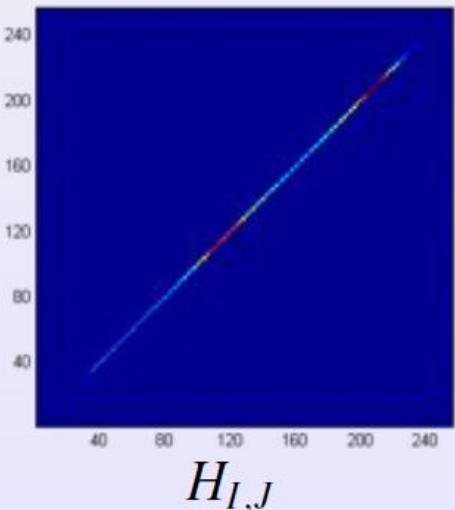


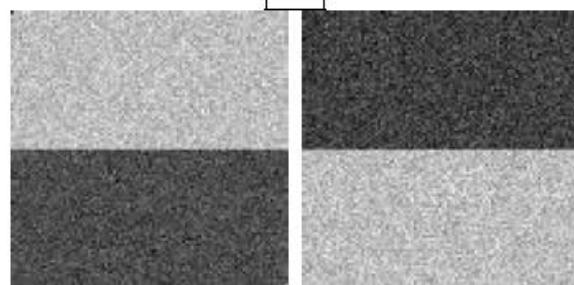
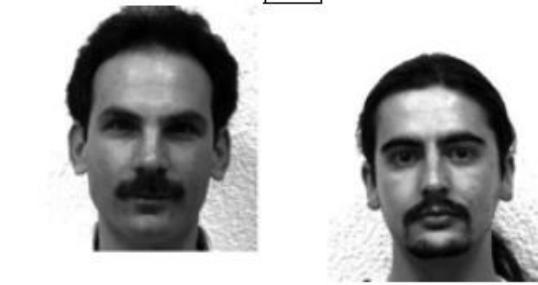
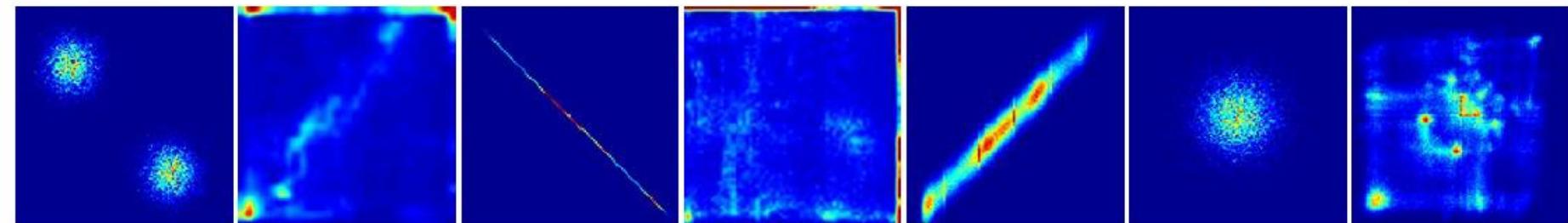
$I$



,

$J$



**A****B****C****D****E****F****G**

1

2

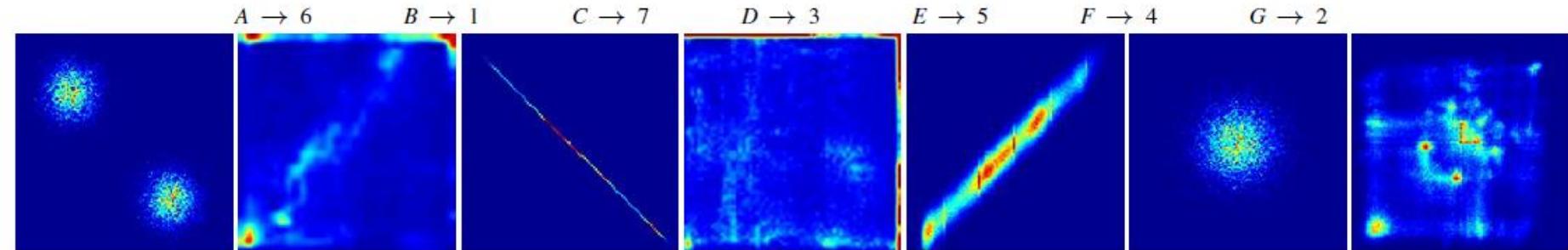
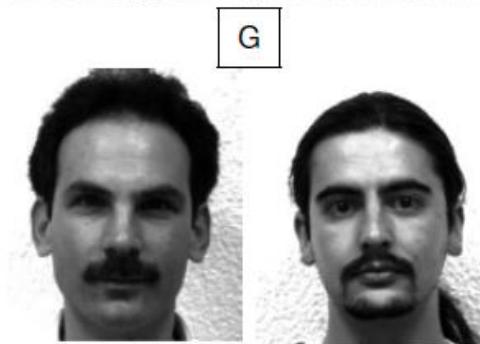
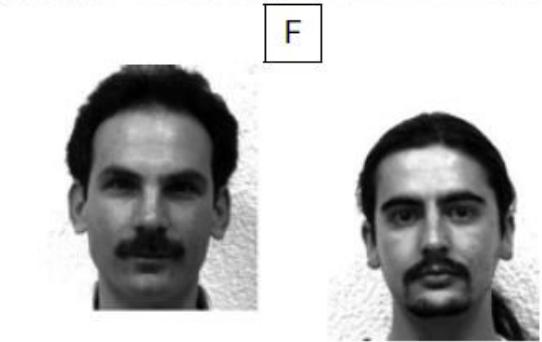
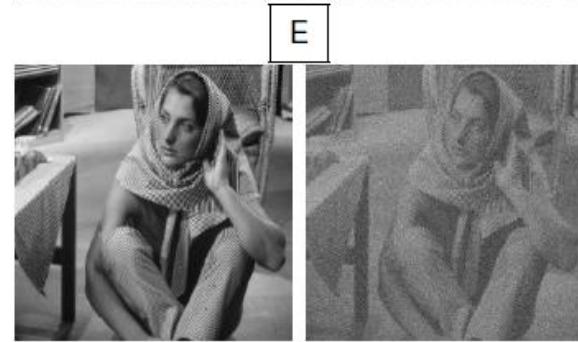
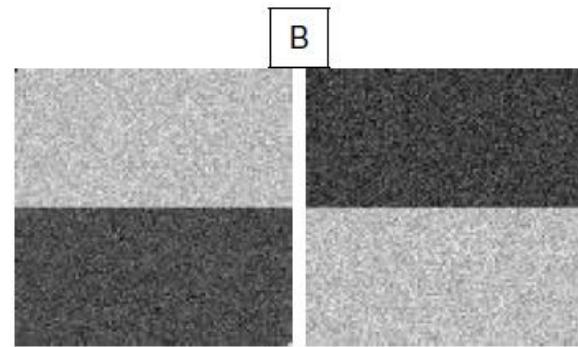
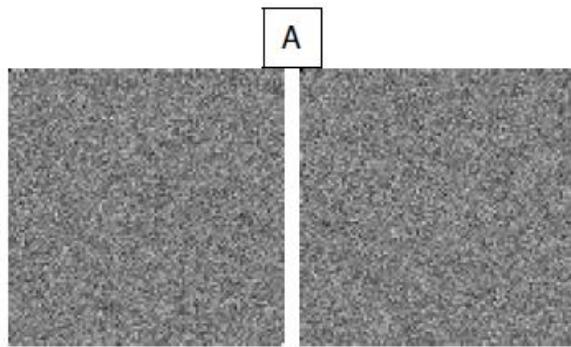
3

4

5

6

7



# Histogramme conjoint

- Construction: comme pour un histogramme classique : discréétisation
- Histogramme conjoint normalisé.  $H_{I,J}(i,j) = \text{« probabilité qu'un pixel tiré aléatoirement ait l'intensité } i \text{ dans l'image } I \text{ et que son correspondant ait l'intensité } j \text{ dans l'image } J \text{ »}$

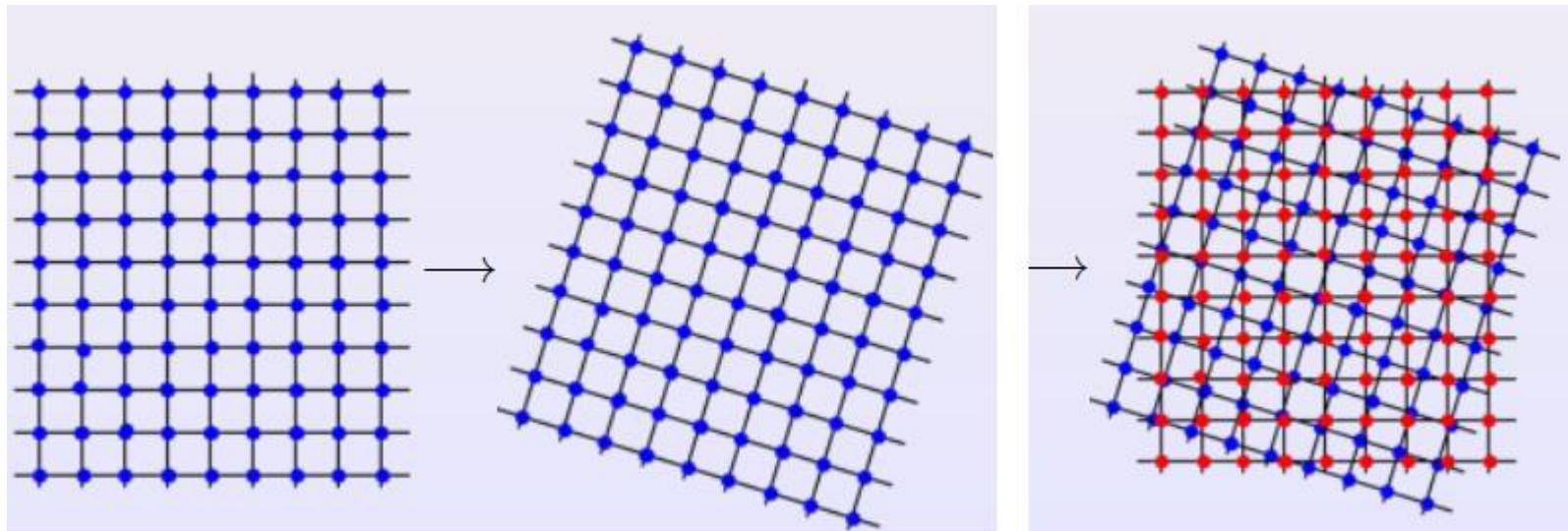
$$H_{I,J}(i,j) = \frac{1}{n} \operatorname{Card} \left\{ (x,y) \mid I(x,y) = i \text{ et } J(x,y) = j \right\}$$

$$\sum_{i,j} H_{I,J}(i,j) = 1$$

# Histogramme conjoint et recalage

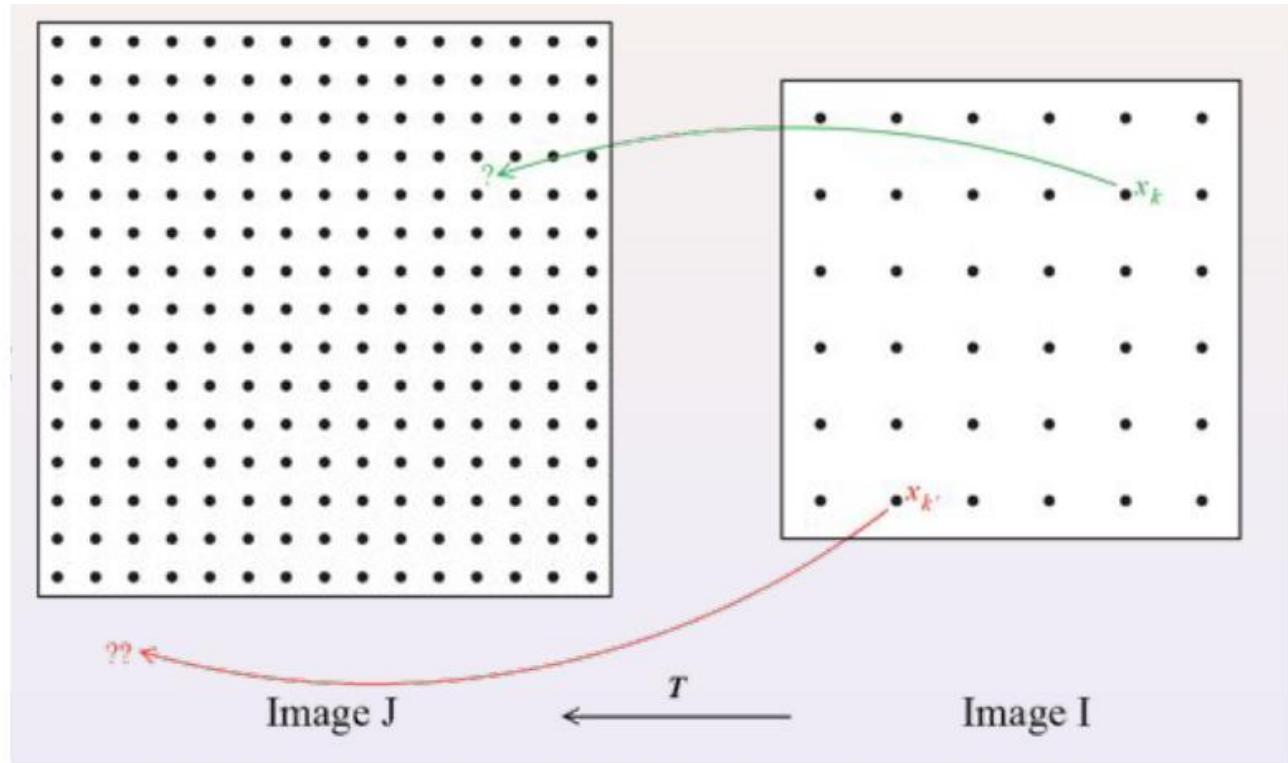
$$\arg \min_{T \in \mathcal{F}} \text{Simil}(T(I), J) = ?$$

- Pour définir  $\text{Simil}(T(I), J)$ , il faut pouvoir calculer l'histogramme conjoint de  $T(I)$  et  $J$
- Si  $T(I)$  envoie les pixels de  $I$  exactement sur les pixels de  $J$ , pas de problème, mais peu intéressant car ça n'arrive jamais
- Exemple simple



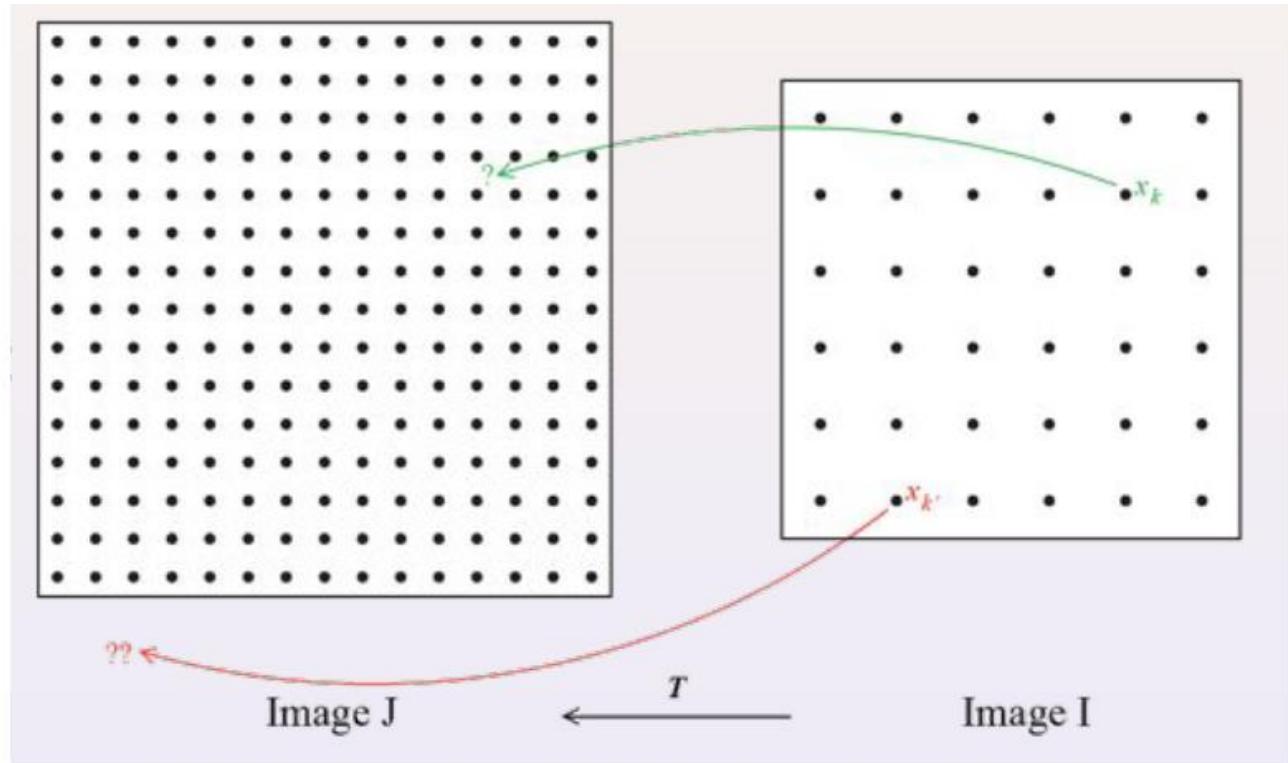
# Histogramme conjoint et recalage

- Cas général :



# Histogramme conjoint et recalage

- Cas général :



- Problèmes :

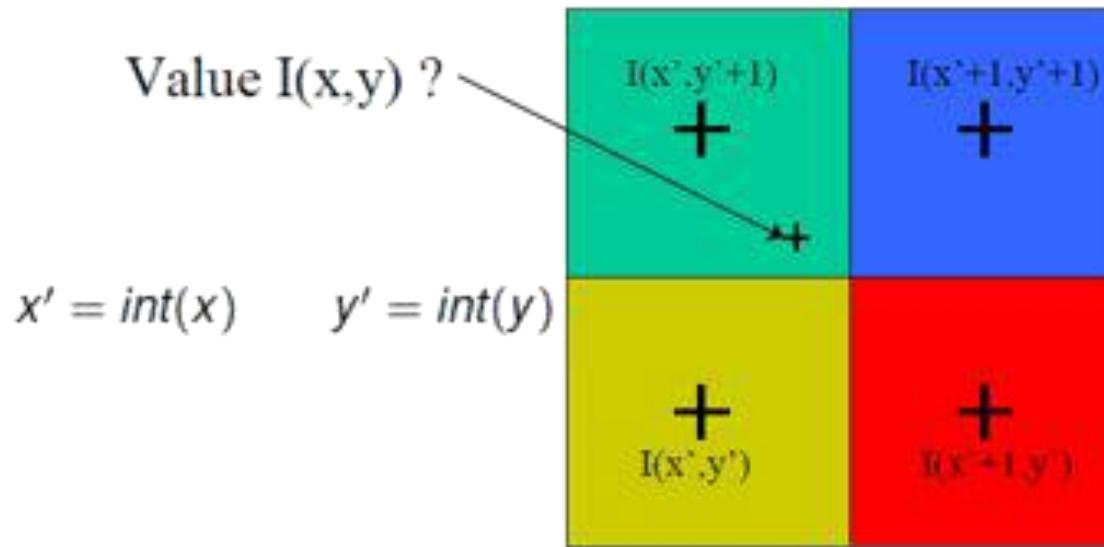
- **Extrapolation** pour les points  $T(x_k)$  tombant à l'extérieur de la grille  $J$
- **Interpolation** pour les points  $T(x_k)$  tombant à l'intérieur de la grille  $J$

# Histogramme conjoint et recalage

- Extrapolation
- Soit on ne prend pas en compte les pixels  $T(x_k)$  qui tombent à l'extérieur du domaine  $J$
- Soit on prolonge  $J$  de manière arbitraire (conditions aux bords)
  - Constante
  - Miroir
  - etc...

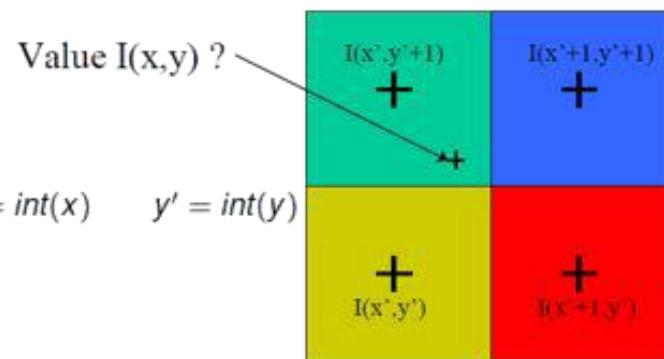
# Histogramme conjoint et recalage

- Interpolation

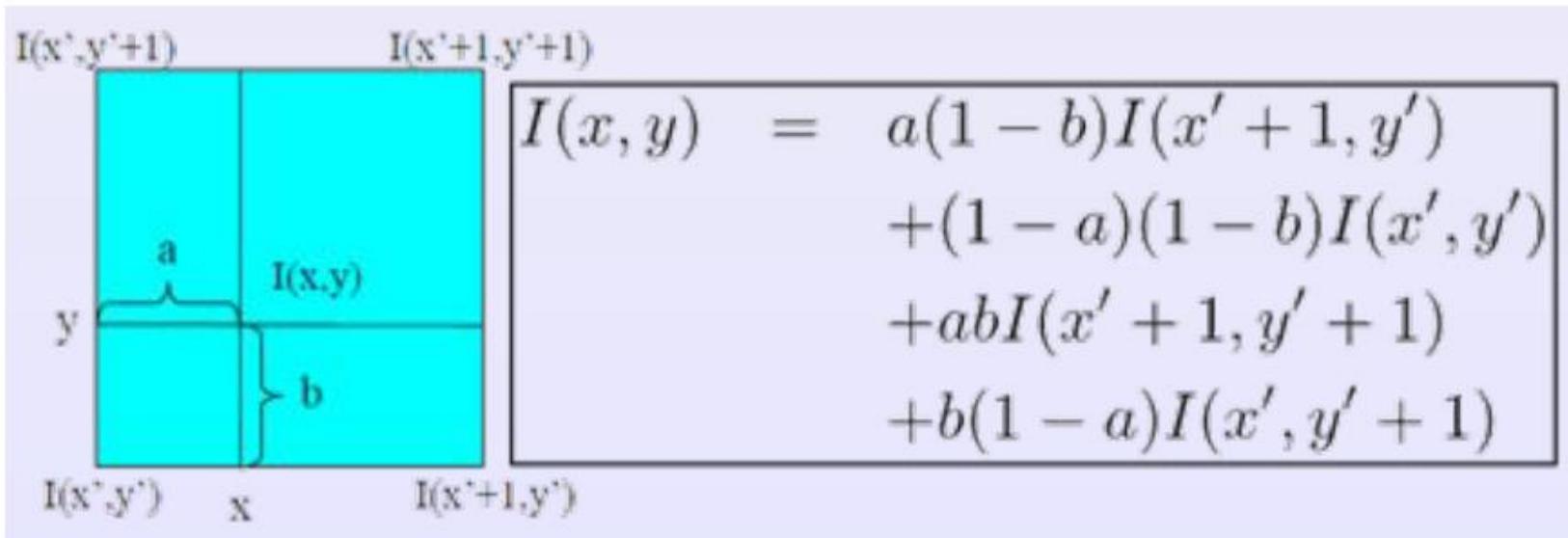


- 2 approches possibles

# Interpolation



- Plus proche voisins :  $I(x,y) = I(\text{round}(x), \text{round}(y))$
- Bi-(tri)-linéaire



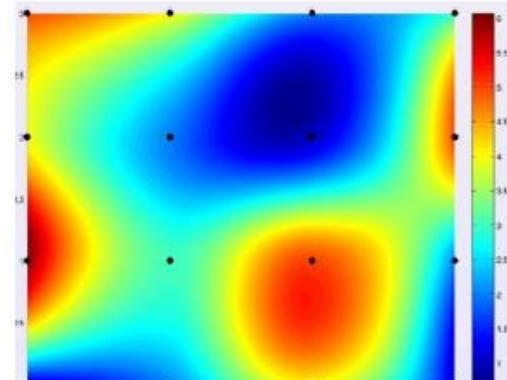
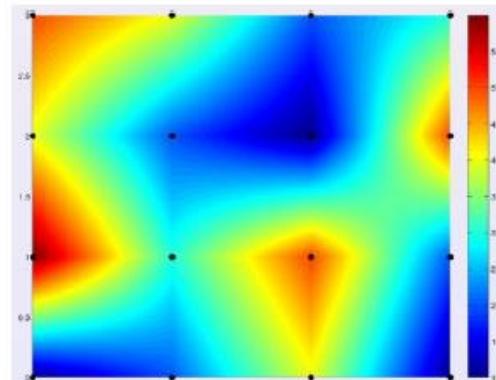
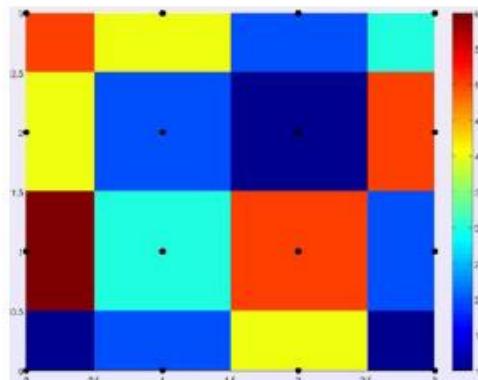
# Interpolation avancée

- Approches plus sophistiquées
- On cherche une fonction “simple” qui passe par les différents points **connus**, et on regarde la valeur de cette fonction au point qui nous intéresse
- Fonctions possibles :

– Bicubique (spline) :

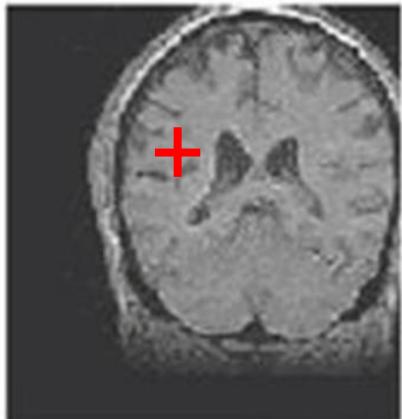
$$I(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j$$

Plusieurs autres:  
e.g. basée sur des sinc  
(Lanczos3)

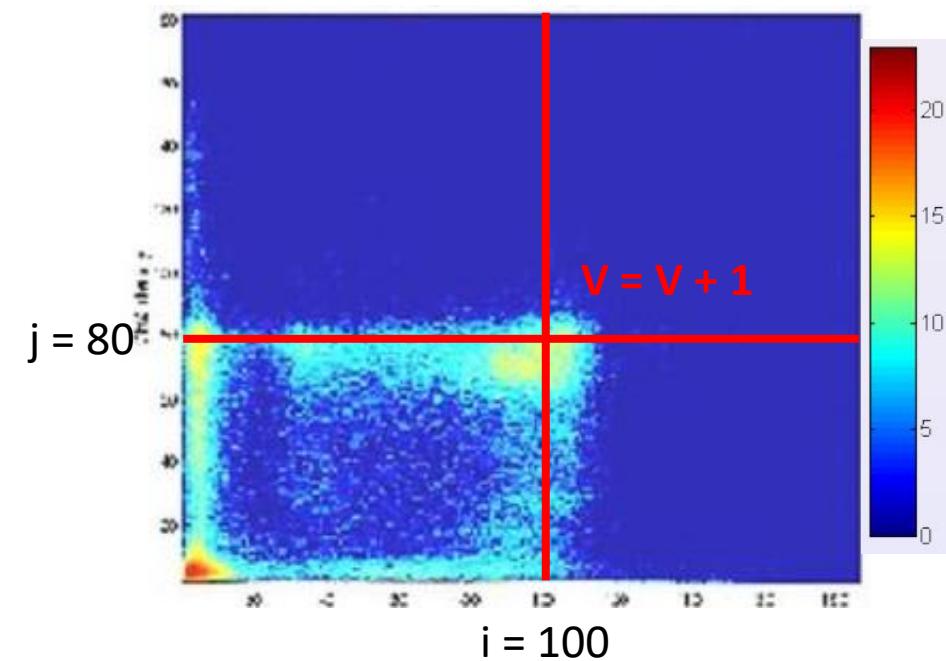
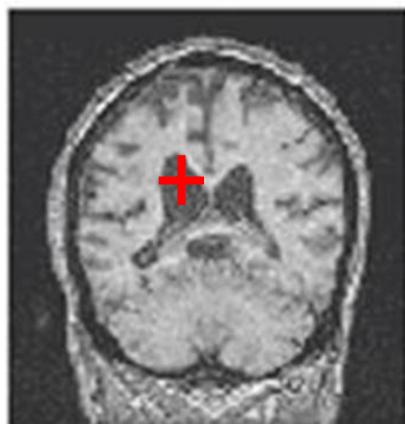


# Critère de similarité

- Histogramme conjoint



Intensité =  $j = 80$

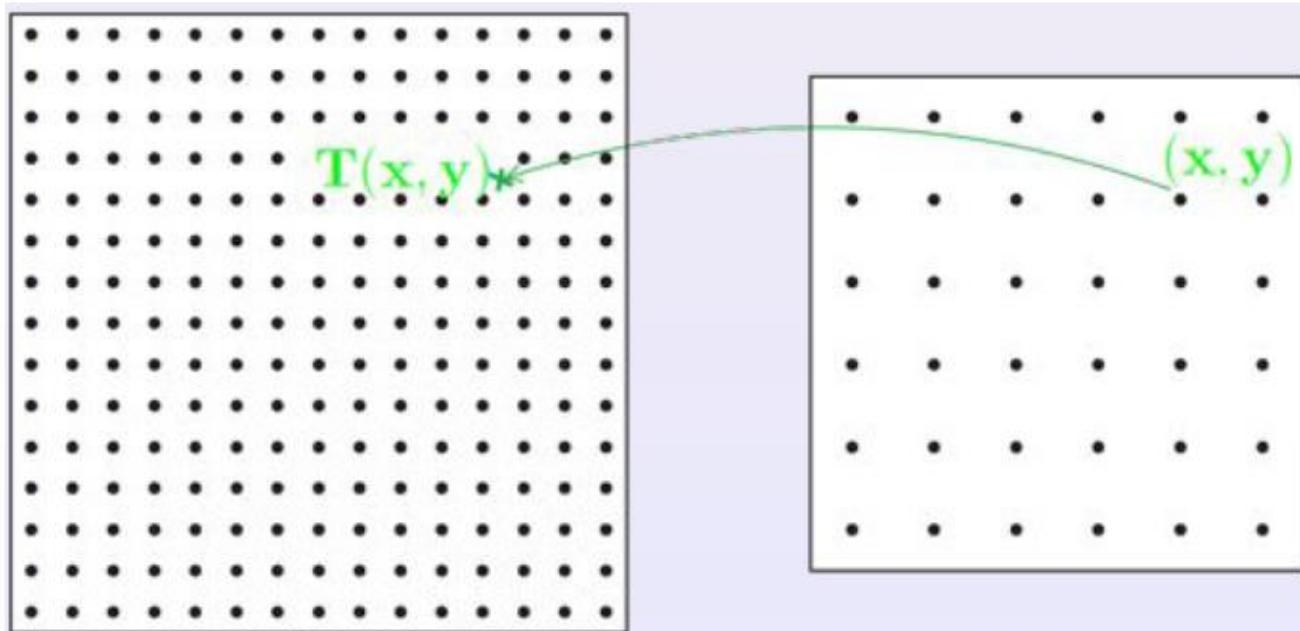


Intensité =  $i = 100$

$$H_{I,J}(i,j) = \text{Card} \left\{ (x,y) \mid I(x,y) = i \text{ et } J(x,y) = j \right\}$$

# Critère de similarité

- On note  $S(T)$  le critère de similarité associé à une transformation  $T$  avec  $\text{Simil}( T(I), J )$



# Critère de similarité

- Conservation de l'énergie: Cas idéal:  $T(I) = J$ , images identiques
  - Somme des différences au carré (SSD) :

$$S(T) = \sum_{x,y} \left( I(x,y) - \tilde{J}(T(x,y)) \right)^2$$

où  $\tilde{J}(T(x,y))$  est l'interpolation de  $J$  au point  $T(x,y)$

# Critère de similarité

- Conservation de l'énergie: Cas idéal:  $T(I) = J$ , images identiques
  - Somme des différences au carré (SSD) :

$$S(T) = \sum_{x,y} \left( I(x,y) - \tilde{J}(T(x,y)) \right)^2$$

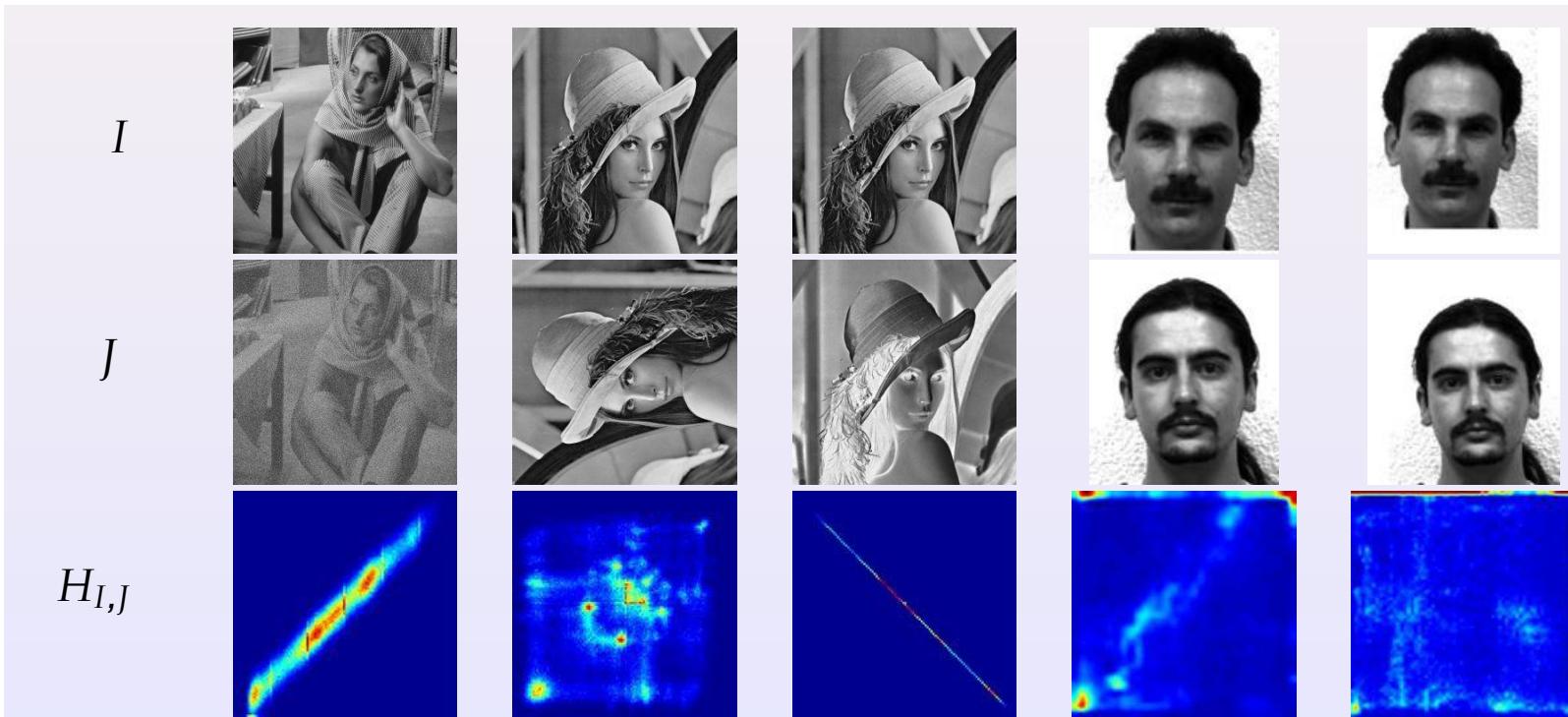
où  $\tilde{J}(T(x,y))$  est l'interpolation de  $J$  au point  $T(x,y)$

- Somme des différences en valeur absolue (SAD) :

$$S(T) = \sum_{x,y} \left| I(x,y) - \tilde{J}(T(x,y)) \right|$$

# Conservation de l'intensité

- SSD et SAD calculables à partir de l'histogramme conjoint  $H_{T(I),J}$ ?



# Critère de similarité - dépendance linéaire ou affine

- On ne cherche plus à avoir  $T(I) = J$
- Mais une relation (affine) de la forme  $T(I) = \alpha * J + \Beta$
- Cas  $\Beta = 0$ , dépendance linéaire
- Modélise aussi les différents contrastes dans les images

SSD = 4000



# Coefficient de corrélation

- Critère adapté : **coefficient de corrélation**

$$\rho(I, J) = \frac{\sum_{x,y} (I(x, y) - \bar{I}) (J(x, y) - \bar{J})}{\sqrt{\sum_{x,y} (I(x, y) - \bar{I})^2} \sqrt{\sum_{x,y} (J(x, y) - \bar{J})^2}}$$

avec  $\bar{I} = \frac{1}{n} \sum_{x,y} I(x, y)$ , valeur moyenne de  $I$  (idem pour  $\bar{J}$ )

- $p(I, I) = 1$
- $p(I, -I) = -1$
- $p(I, \alpha * I + \beta) = \text{sign}(\alpha) (1 \text{ ou } -1)$

# Coefficient de corrélation

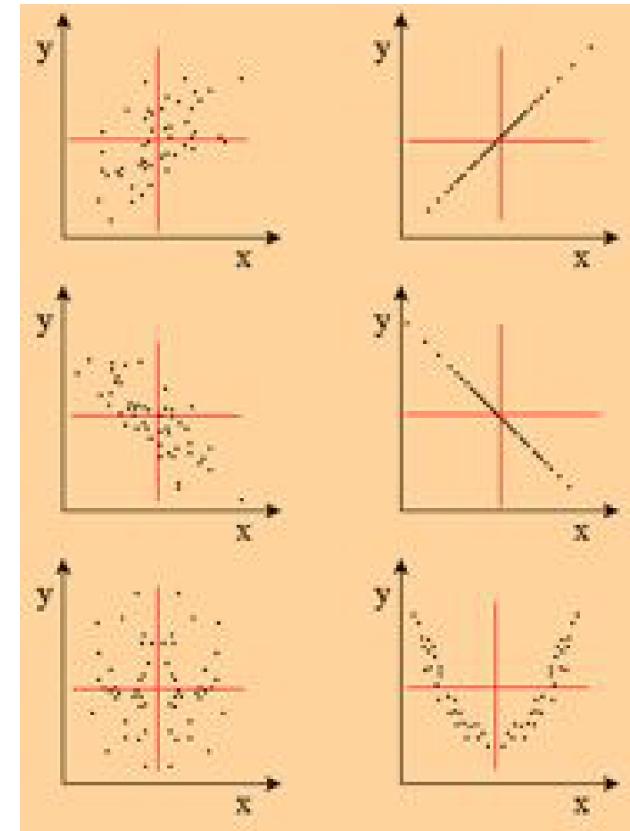
- Si  $p(I, J)$  proche de 0?

$$\sum_{x,y} (I(x, y) - \bar{I}) (J(x, y) - \bar{J}) \text{ petit (par rapport à } \sqrt{\sum_{x,y} (I(x, y) - \bar{I})^2} \sqrt{\sum_{x,y} (J(x, y) - \bar{J})^2}$$

- Les pixels de même signe (produit  $> 0$ ) ou de signes opposés (produit  $< 0$ ) se compensent
- Les intensités des 2 images ne sont pas corrélées linéairement
- $p(I, J)$  toujours compris entre -1 et 1:
  - proche 1 : corrélation positive
  - proche -1 : corrélation négative
  - proche de 0 : absence de corrélation linéaire

# Coefficient de corrélation

- Un outil statistique plus général qui permet d'étudier l'intensité de liaison entre deux (ou plus) variables aléatoires



# Coefficient de corrélation

- Calculable à partir de l'histogramme conjoint  $H_{I,J}$ ?
- $n$ , nombre de pixels dans chaque image
- $I$  et  $J$  moyens

$$\bar{I} = \frac{1}{n} \sum_{i,j} H(i,j) i \quad (\text{idem pour } \bar{J})$$

- Covariance

$$\sum_{x,y} (I(x,y) - \bar{I}) (J(x,y) - \bar{J}) = \sum_{i,j} H(i,j) (i - \bar{I}) (j - \bar{J})$$

$$\sum_{x,y} (I(x,y) - \bar{I})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i,j} H_{i,j} i^2 - \bar{I}^2 \quad (\text{idem pour J})$$

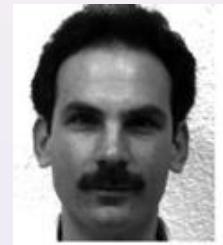
# Coefficient de corrélation

- À partir de l'histogramme conjoint

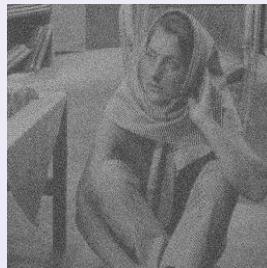
$$\rho(I, J) = \frac{\sum_{i,j} H(i,j) (i - \bar{I}) (j - \bar{J})}{\sqrt{(\frac{1}{n} \sum_{i,j} H_{i,j} i^2 - \bar{I}^2)(\frac{1}{n} \sum_{i,j} H_{i,j} j^2 - \bar{J}^2)}}$$

# Conservation de l'intensité - SSD

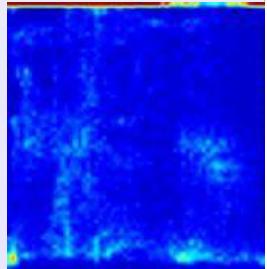
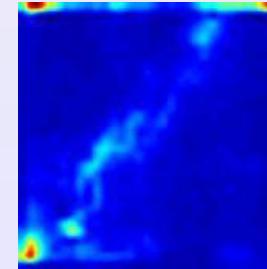
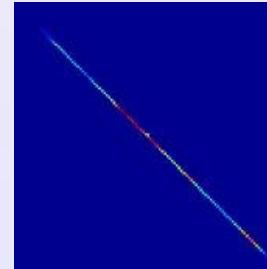
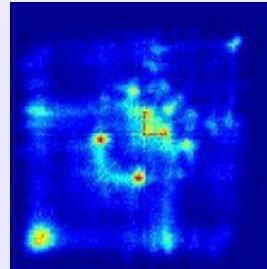
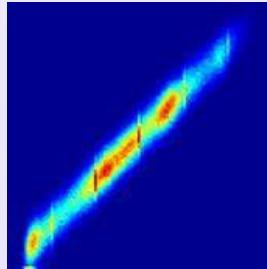
$I$



$J$



$H_{I,J}$



$\text{SSD}(I, J)$

652

$10^9$

$10^{10}$

5600

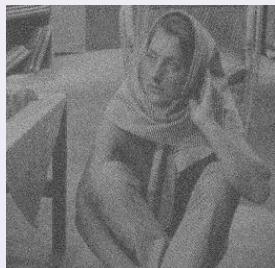
13400

# Coefficient de corrélation

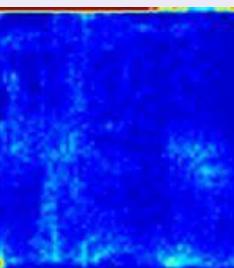
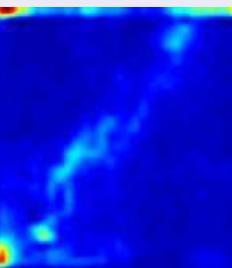
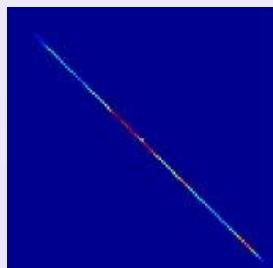
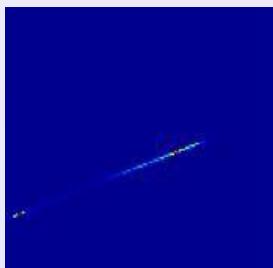
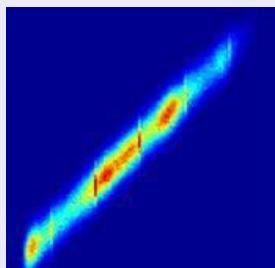
$I$



$J$



$H_{I,J}$



$p(I, J)$

0.95

1

- 1

0.54

0.14

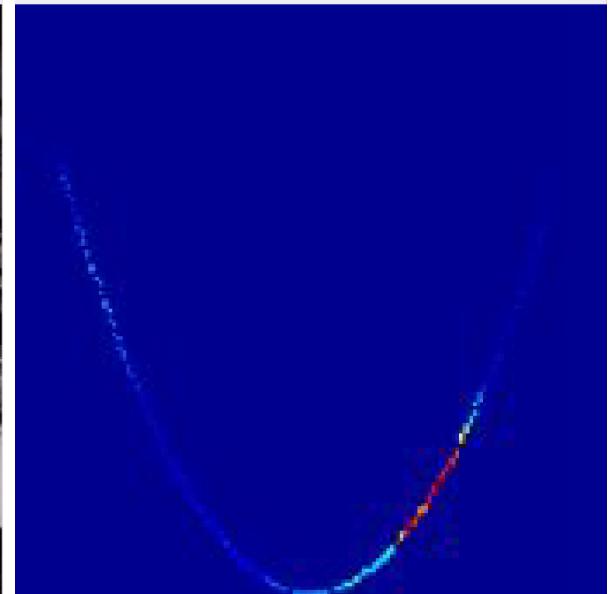
# Dépendance fonctionnelle

- Quand les images viennent de modalités différentes, l'hypothèse *affine* est souvent grossièrement fausse
  - On peut alors supposer l'existence d'une relation fonctionnelle plus générale (non-linéaire, non-monotone) entre les intensités
  - Critères possibles
    - Critère de Woods
    - rapport de corrélation
- Critères asymétriques : on peut voir  $I$  presque égale à  $f(J)$  sans que l'inverse soit possible (si  $f$  est non-monotone ou non-linéaire par exemple). On doit donc choisir à l'avance dans quel sens la mesure est calculée.
- Pour plus de détails... voir [Woods et al 1993, Roche 1998].

# Dépendance fonctionnelle

- Exemple:  $I(x,y)$  valeur dans  $[0, 255]$
- $J(x,y) = (I(x,y) - 127)^2$

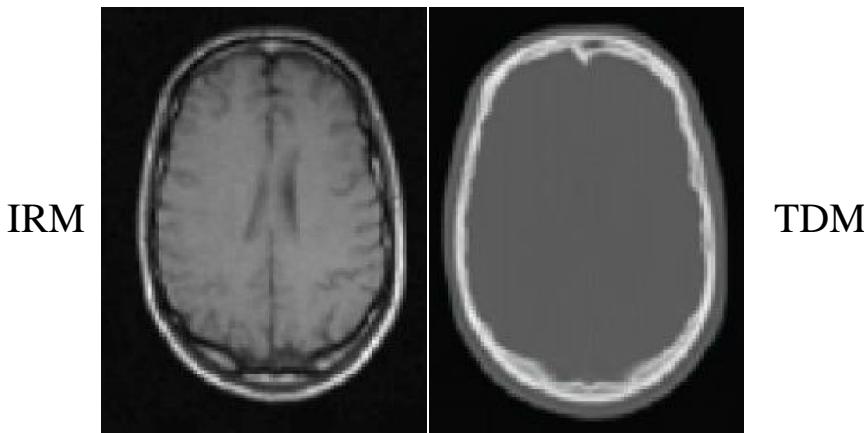
$$p(I, J) = -0.3$$



SSD = 85000

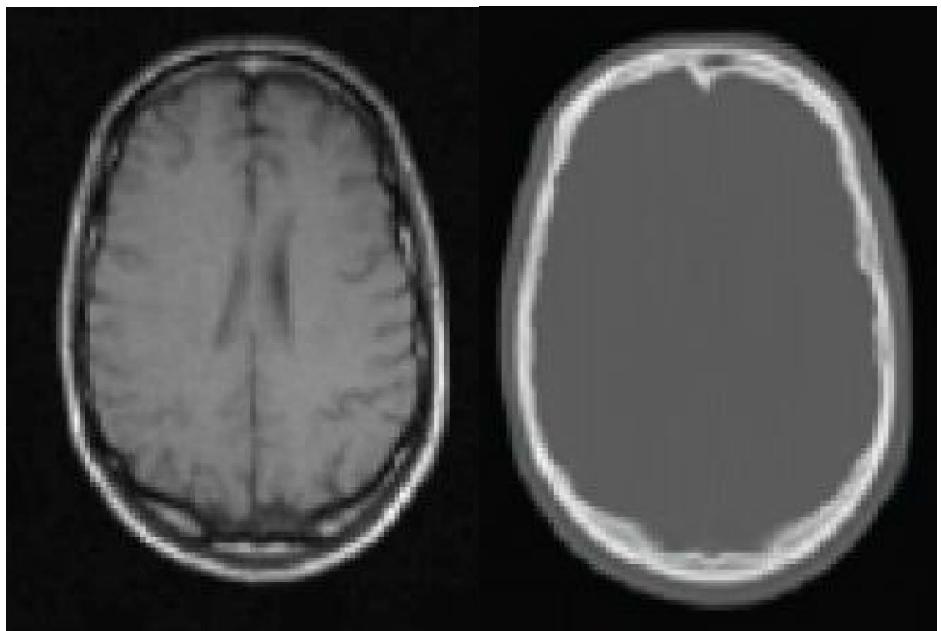
# Critère de similarité

- Dépendance fonctionnelle : souvent pas suffisant
- Exemple: fusion IRM-TDM.
- En IRM T1, le liquide céphalo-rachidien et l'os donnent sensiblement les mêmes réponses alors qu'ils sont nettement différenciés dans la TDM
- À l'inverse, les tissus mous (matière blanche / grise) sont généralement différenciés en IRM T1, mais confondus en TDM



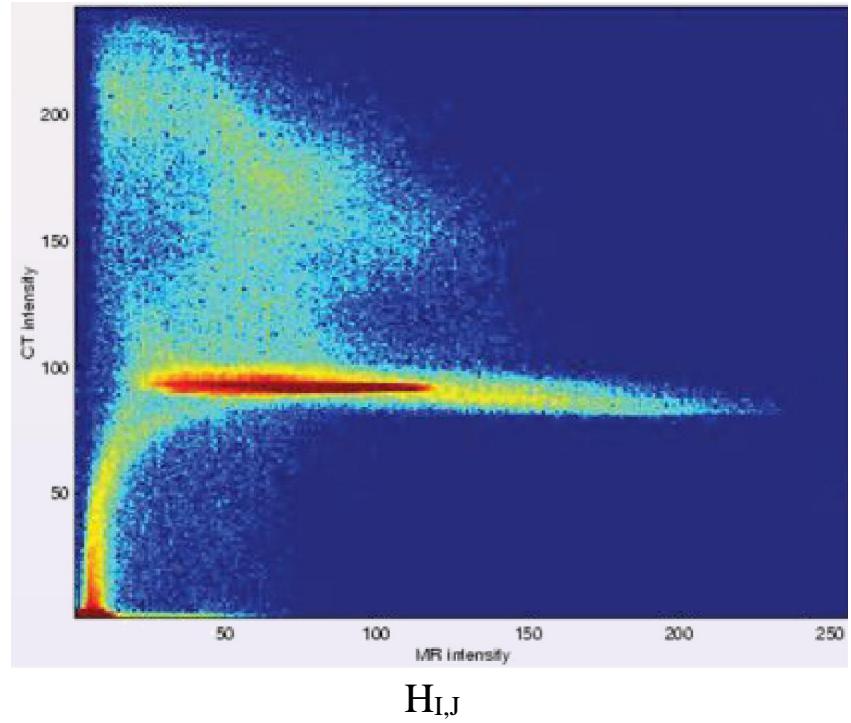
# Limite de la dépendance fonctionnelle

- Il n'est donc pas possible de relier fonctionnellement les deux modalités



IRM

TDM



$H_{I,J}$

# Dépendance statistique

- C'est ici que  $H_{I,J}$  prend toute sa dimension et puissance
- Rappel : interprétation statistique de  $H_{I,J}$
- $H_{I,J}(i,j) =$  “probabilité d'un pixel tiré aléatoirement ait l'intensité  $i$  dans l'image  $I$  et que son correspondant ait l'intensité  $j$  dans l'image  $J$ ”
- Donc, naturel de considérer une mesure de similarité qui prend le degré de dépendance statistique entre ces variables

# Dépendance statistique

- Les différentes mesures de similarités proposées:
  - Entropie conjointe (1995)
  - Coefficient de corrélation entropique (1998)
  - **Information mutuelle** (1995)

# Dépendance statistique

- La notion de dépendance statistique est celle la plus générale (hypothèses les plus faibles sur la relation entre les intensités)
- On veut tester le degré de dépendance statistique entre l'intensité de l'image I et l'intensité de l'image J

## Information mutuelle

Soit  $X$  et  $Y$  deux variables aléatoires, on définit l'information mutuelle de ce couple de v.a. par

$$IM(X, Y) = \sum_{x,y} p(x, y) \log \left( \frac{p(x, y)}{p(x) p(y)} \right) \quad IM(X, Y) = IM(Y, X)$$

# Information mutuelle (IM)

$$IM(X, Y) = \sum_{x,y} p(x, y) \log \left( \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right)$$

- Si les 2 variables sont indépendantes
  - $p(x, y) = p(x)p(y)$ , ce qui implique que  $IM(x, y) = 0$
- On peut démontrer que  $IM(X, Y) = 0$  ssi X et Y sont indépendantes
- On peut aussi démontrer que  $IM(X, Y) \geq 0$ , pour tout X et Y
- L'IM est d'autant plus grande que le couple de variables aléatoires (X, Y) est lié/dépendant

# Information mutuelle

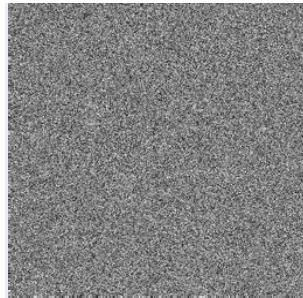
- On peut la calculer directement à partir de l'histogramme conjoint  $H_{I,J} = p_{ij}$

$$p_{i,j} = \frac{1}{n} \text{Card}\left\{(x, y) \mid I(x, y) = i \text{ et } J(x, y) = j\right\}$$

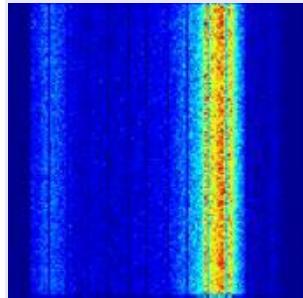
$$IM = \sum_{i,j} p_{i,j} \log \frac{p_{i,j}}{p_i p_j} \quad \text{avec} \quad p_i = \sum_j p_{i,j} \text{ et } p_j = \sum_i p_{i,j}$$

# Information mutuelle : exemples

$I =$



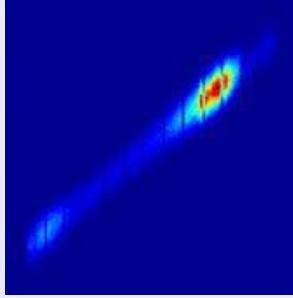
$J$



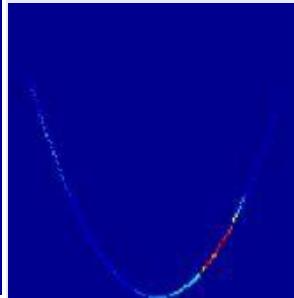
$H_{I,J}$



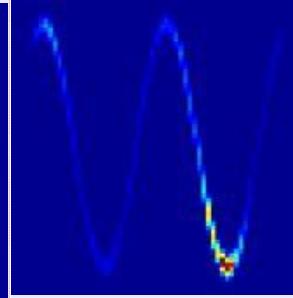
0.09



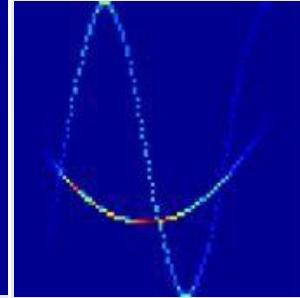
1.22



3.50



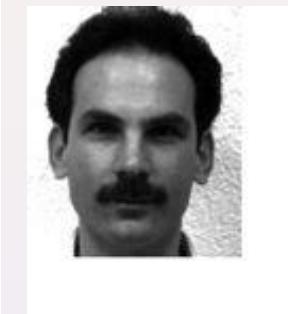
1.88



2.70

# Information mutuelles : exemples

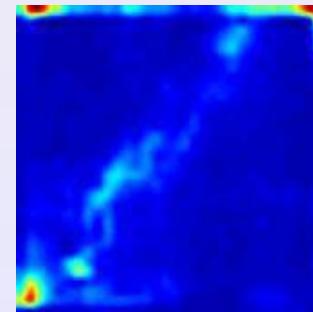
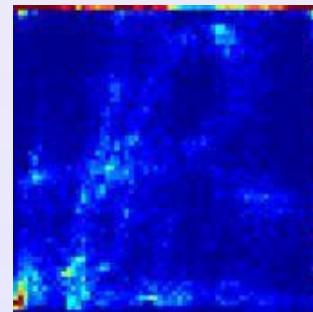
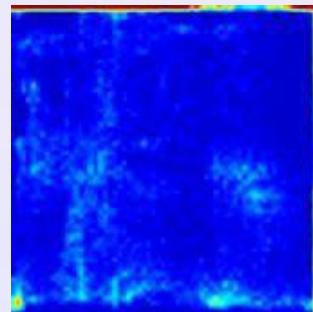
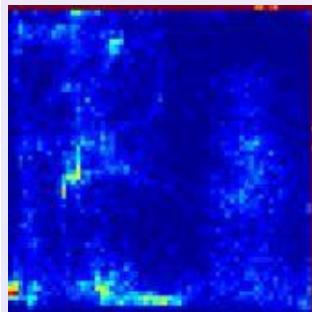
I



I



$H_{I,J}$



$IM(I,J)$

0.14

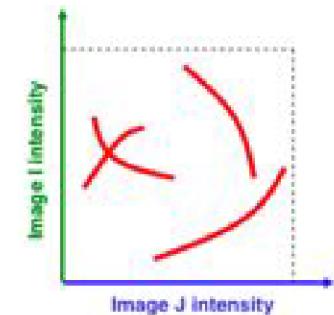
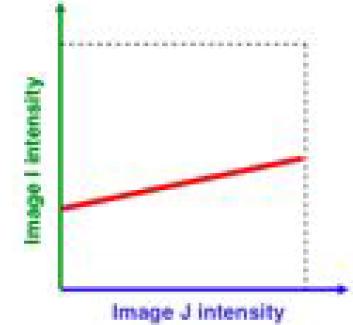
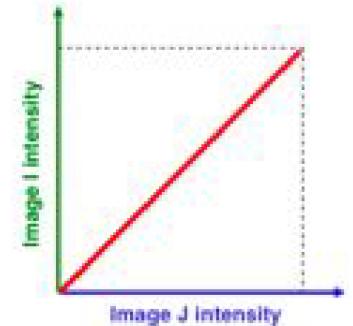
0.23

0.34

0.53

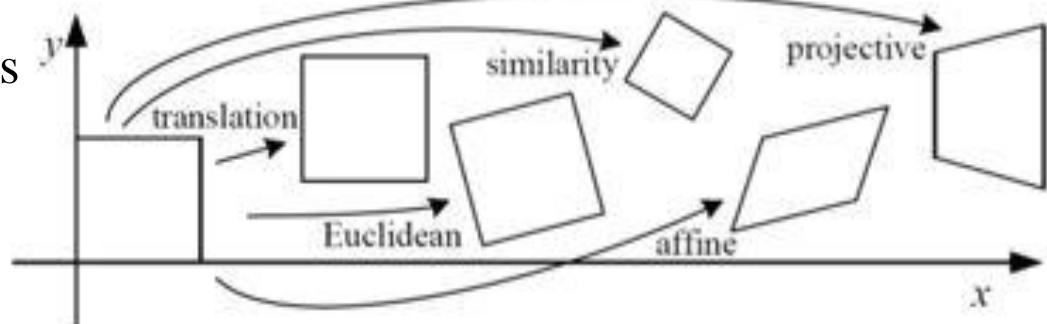
# Critère de similarité - sommaire

- Conservation des intensités :
  - **SSD** (à minimiser)
  - Adapté pour le recalage mono-modal intra-patient
- Dépendance affine :
  - **Coefficient de corrélation** (à maximiser)
  - Adapté pour le recalage mono-modal intra et inter-patient
- Dépendance statistique :
  - **Information mutuelle** (à maximiser)
  - Adapté pour le recalage multi-modal (TDM/TEP, TDM/IRM, ...)



# Transformations linéaire

- Peuvent s'écrire sous forme d'une seule matrice H (rigide, affine, projective) ... trans. "globale" ... une seule matrice
- Transformations rigides
  - Intra-sujet, même séance, mono-modalité (souvent)
- Transformations affines
  - Résolution spatiale des 2 images différentes
  - Intra-sujet, multi-modalité
- Transformations projectives
  - Recalages 3D/2D
  - e.g. recalage de radiographies sur des données TDM ou IRM



[Szeliski 2006]

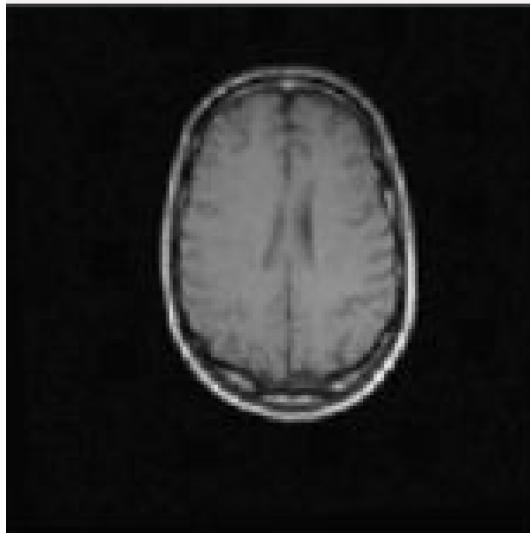
# Optimisation

- Étant donné un certain critère de similarité (SSD, CR, IM) et une famille de transformation (rigide, affine), comment trouver la transformation  $T$  telle que  $T(I)$  et  $J$  se ressemblent?
- Deux grandes familles d'approches:
  - Approches iconiques (directement sur les intensités des images)
  - Approches géométriques (d'abord segmentation, puis appariement de primitives géométriques ou caractéristiques extraites)

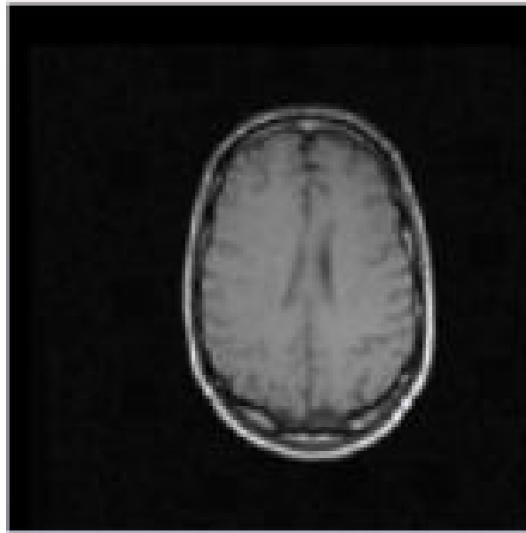
# Alignement direct

L'idée ici est d'estimer la transformation à partir de TOUS les pixels des 2 images.

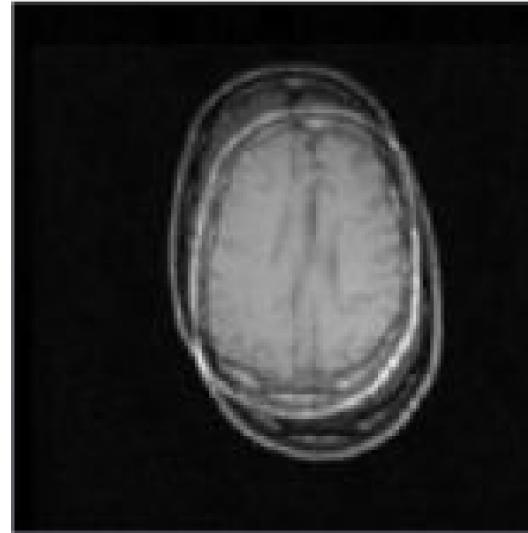
Source



Cible



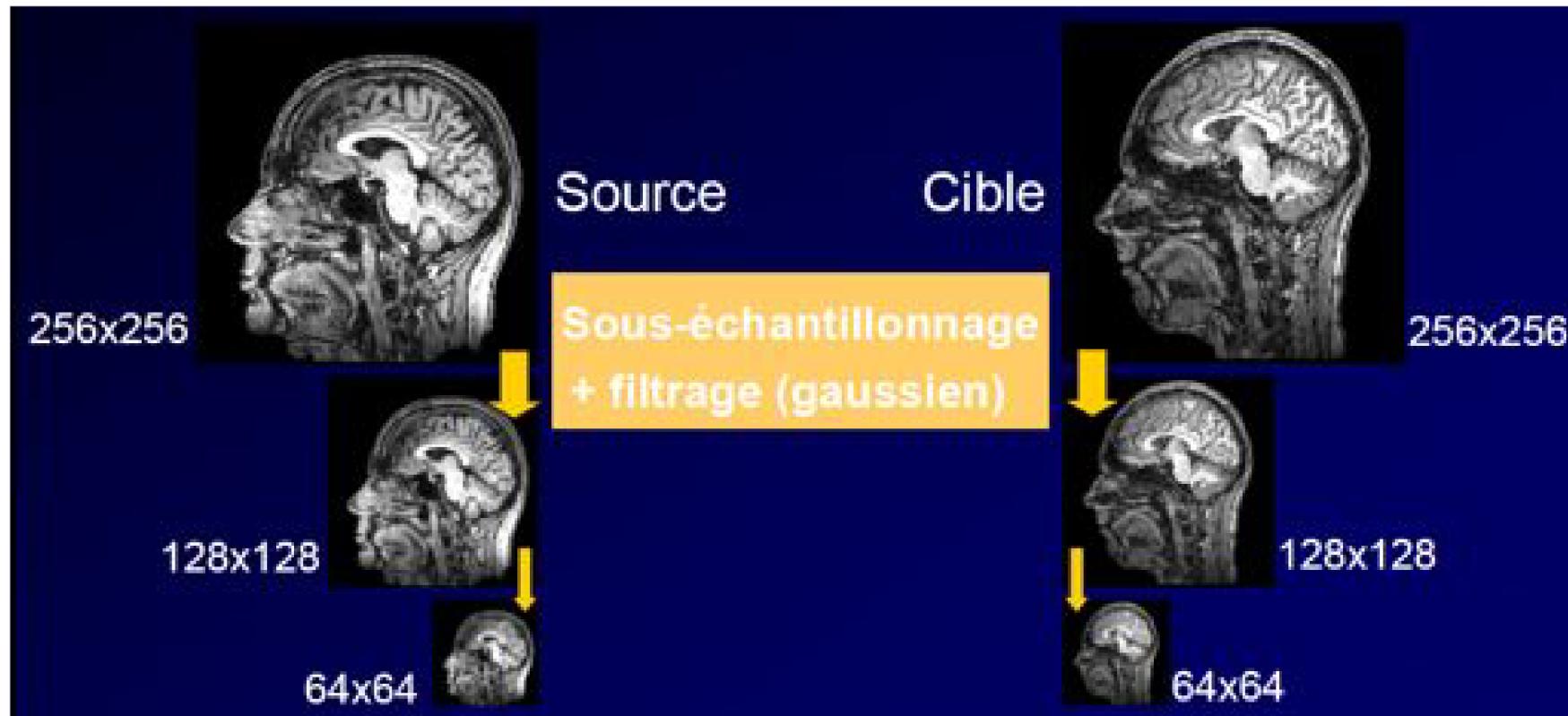
Moyenne



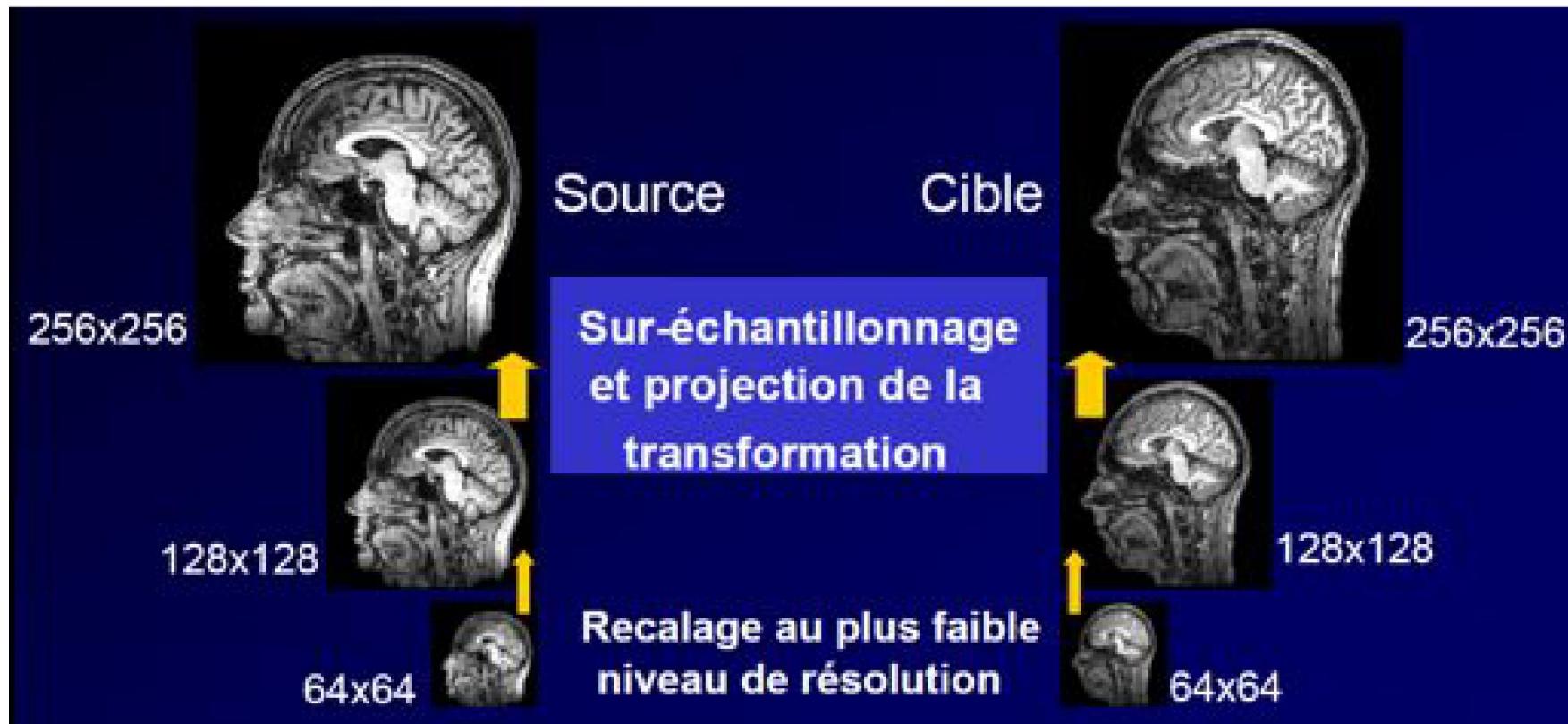
# Multirésolution

- Approches hiérarchiques
- On veut mieux gérer la complexité des données
- On construit une pyramide d'images sous-échantillonnées (faible résolution à haute résolution en augmentant progressivement la taille des images)
- On fait d'abord le recalage sur les images de faible résolution
- La solution obtenue initialise la solution du recalage à la résolution suivant

# Multirésolution



# Multirésolution



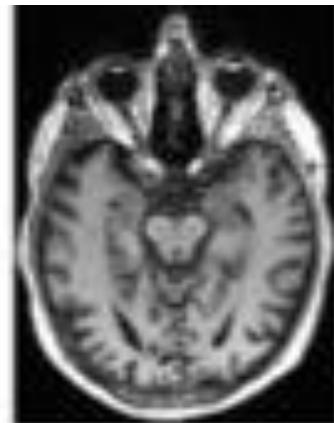
# Approches géométriques

- Sûrement les plus “naturelles” car analogue à l'esprit humain
- On commence par identifier dans les 2 images des caractéristiques géométriques communes
- Ces caractéristiques sont appelées “primitives” : points, lignes, surfaces, volumes, repères orientés
- On réduit les images à quelques primitives géométriquement pertinentes et on cherche la trans. spatiale qui apparie “au mieux” les différentes primitives

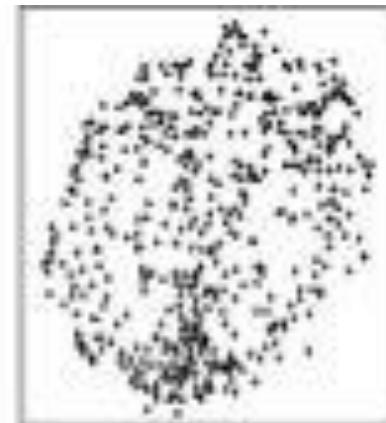
# Exemple : points caractéristiques



(a)



(b)



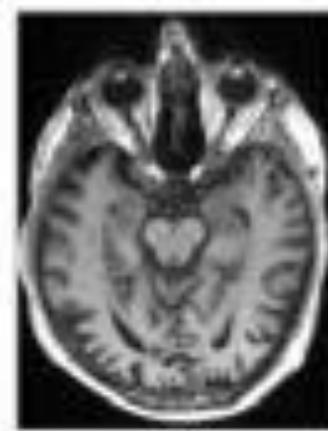
(c)



(d)



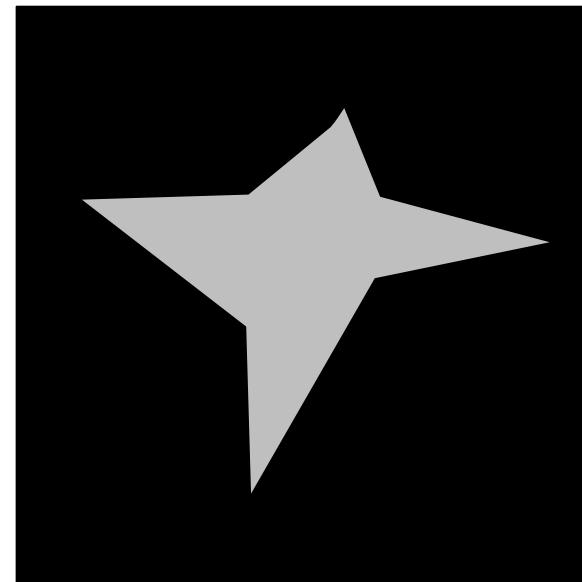
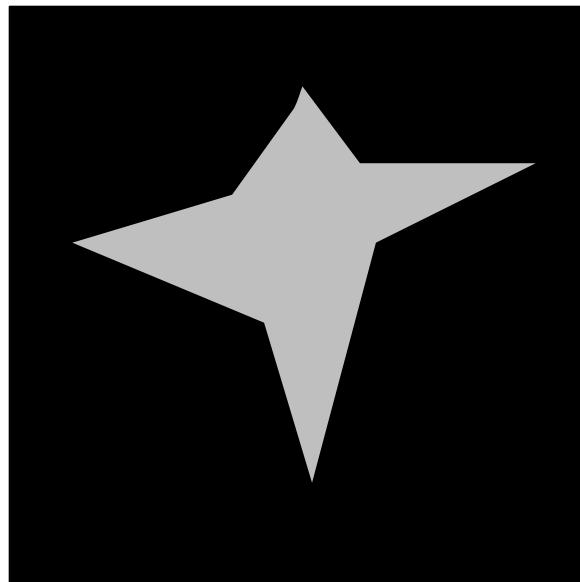
(e)



(f)

# Exemple

Comment recaler ces deux images ?

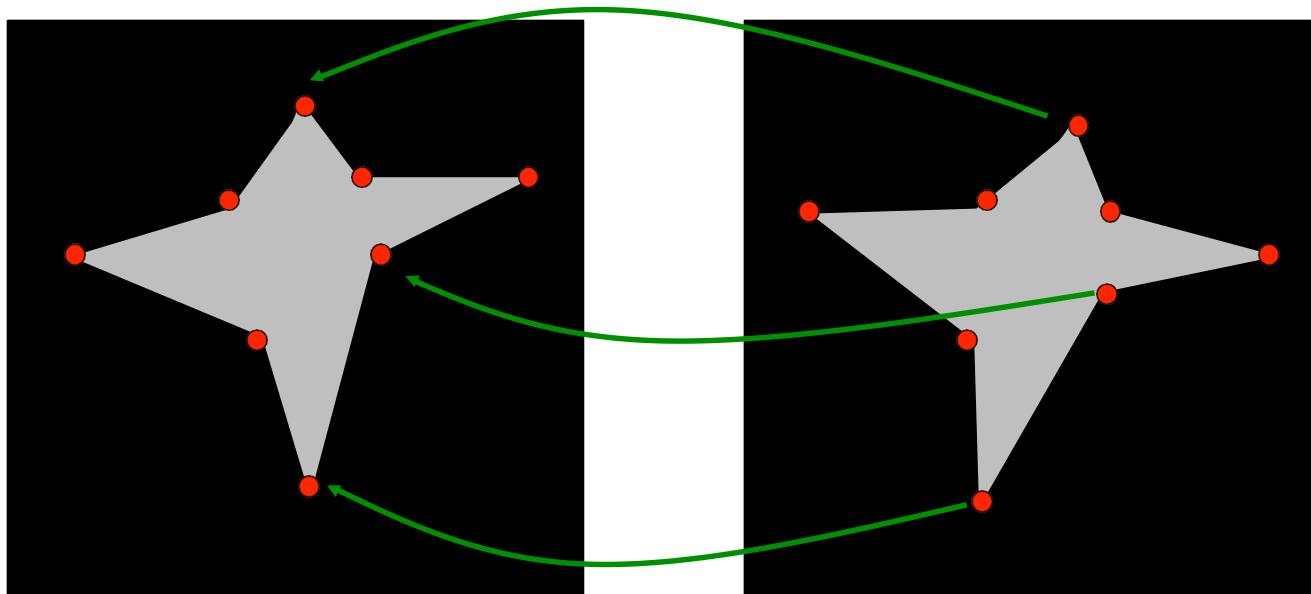


# Approches géométriques

Détection des primitives (ici, points de forte courbure)

Mesure: moindres carrés

$$S(T) = \sum_k \|T(\mathbf{x}_k) - \mathbf{y}_{CP(k)}\|^2$$

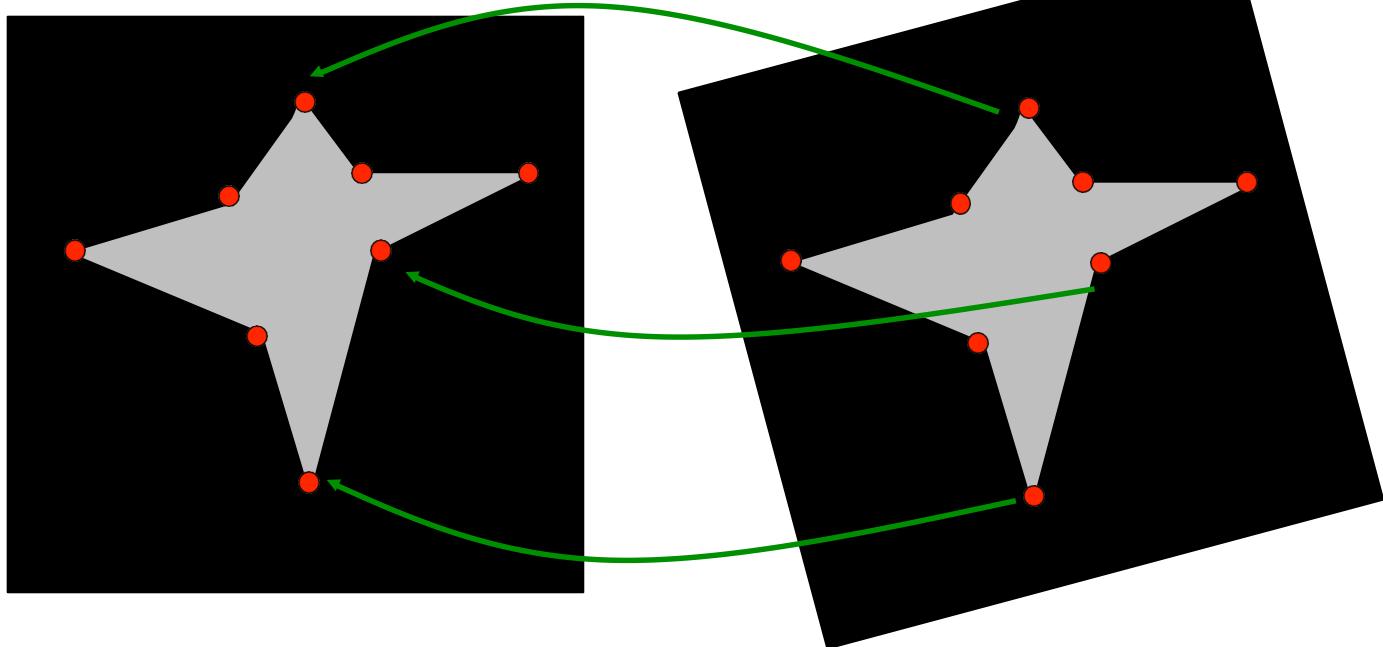


# Approches géométriques

Détection des primitives (ici, points de forte courbure)

Mesure: moindres carrés

$$S(T) = \sum_k \|T(\mathbf{x}_k) - \mathbf{y}_{CP(k)}\|^2$$



# Optimisation : approches géométriques

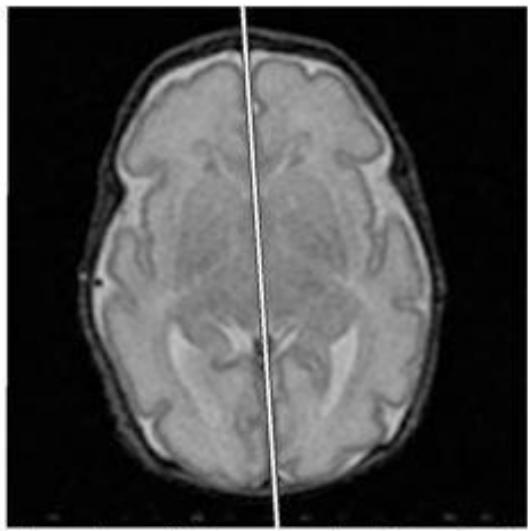
- Repose sur deux étapes bien distinctes
- Première étape : “segmentation”  
(souvent le plus dur, surtout si effectuée de façon automatique)
  - Extraire les primitives significatives.  
**Difficulté** : bruit (images ultrasonores ou autres)
  - Les primitives doivent correspondre aux **mêmes** réalités physiques dans les **2** images.  
Difficulté: recalage multi-modal (IRM T1 - IRM diffusion, TEP/IRM)
- Remarque: extraction automatique des primitives = idéal.  
Possible aussi:
  - manuel (médecin - expert)
  - stéréotaxiques (inclus dans les images)

# Repère stéréotaxique

- Cadre stéréotaxique
- Contention



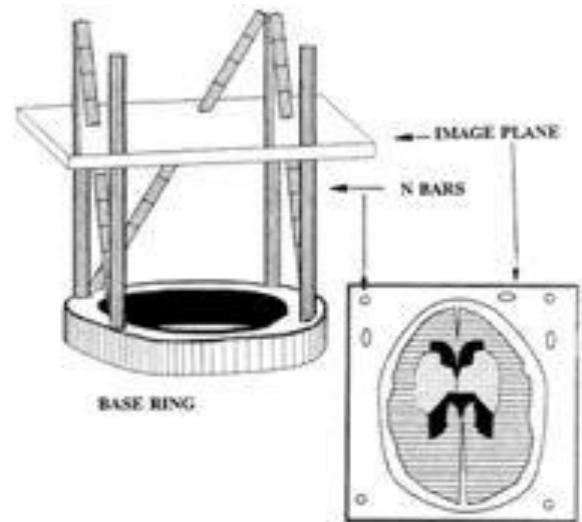
# Repères intrinsèques et extrinsèques



Intrinsic marker: midplane separating the two hemispheres

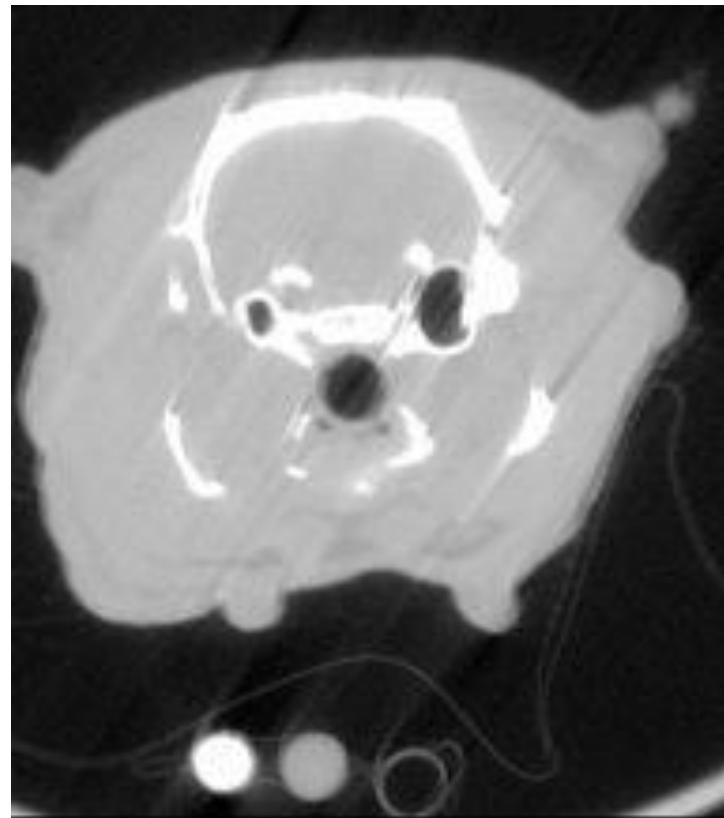
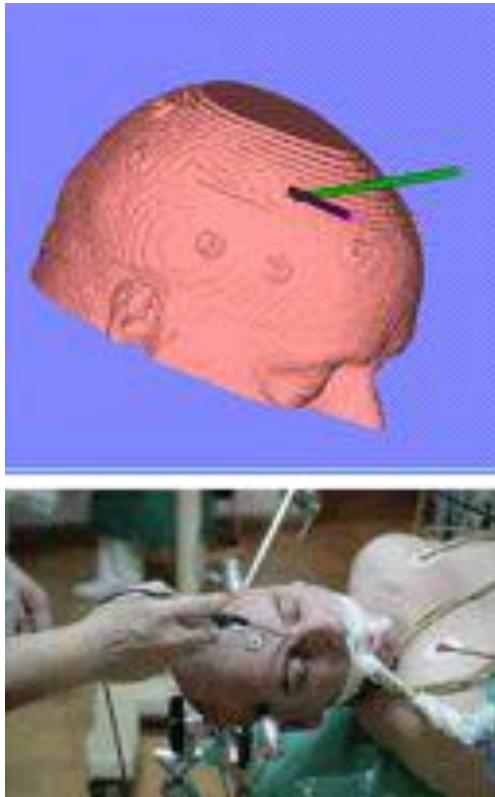


Extrinsic marker: stereotactic frame



# Repère externe

- Exemple: mires en imagerie petit animal ou pour les interventions chirurgicales



# Détection automatique de primitives

- Points/lignes extrémaux: Thirion et al, 1996.

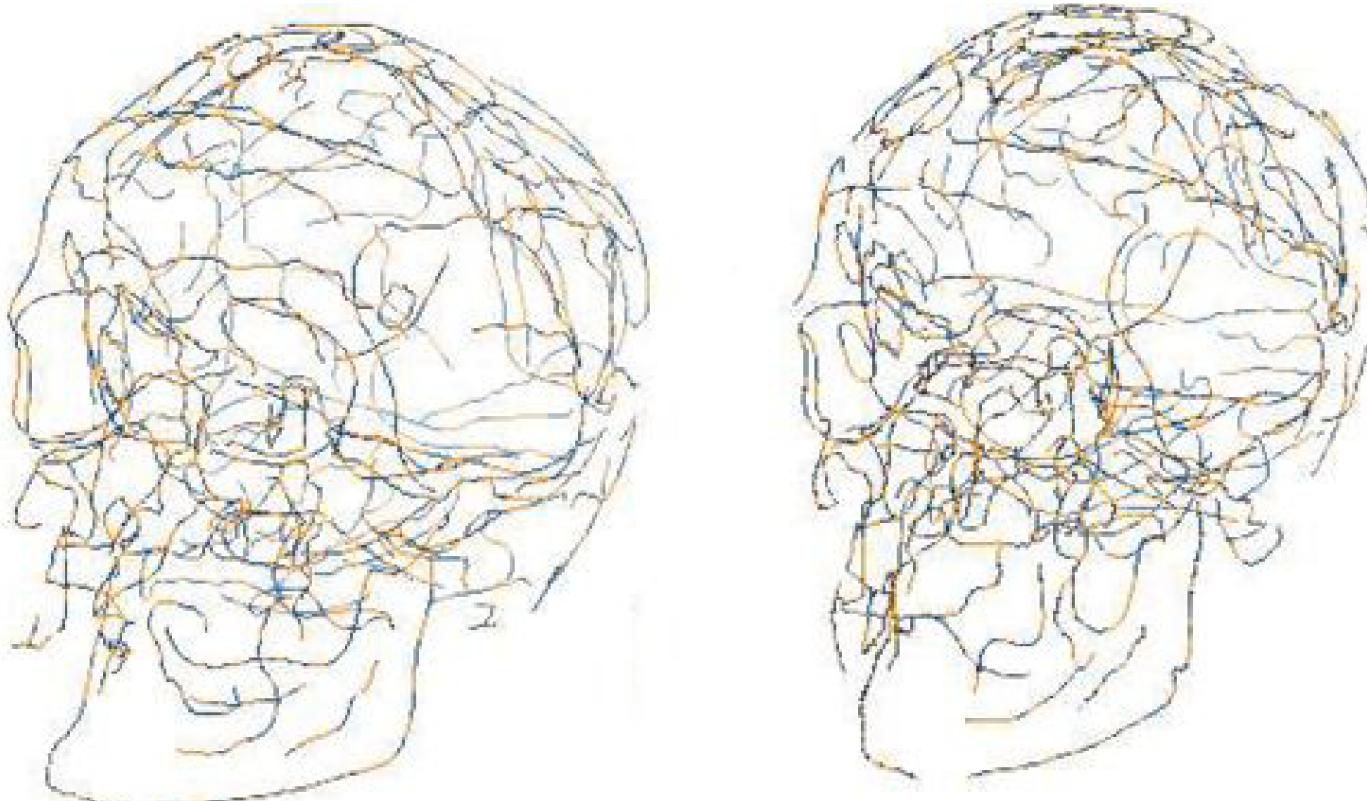
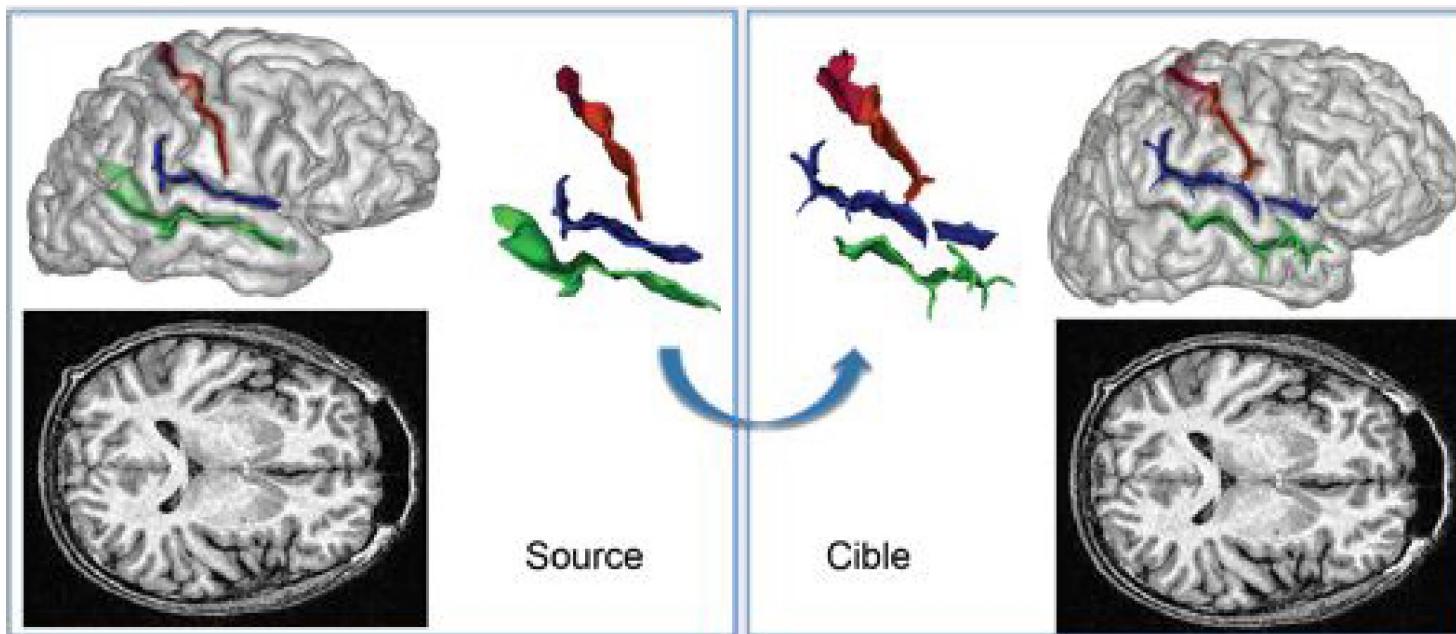


Figure 12: The two sets of crest lines, extracted from two different 3D Xray scanner images of the same skull ( $1 \times 1 \times 1.5 \text{ mm}$ ) with the randomized version

# Détection automatique de primitives

- Sillons corticaux. Auzias et al. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010.



# Recalage de primitives non-labélisées

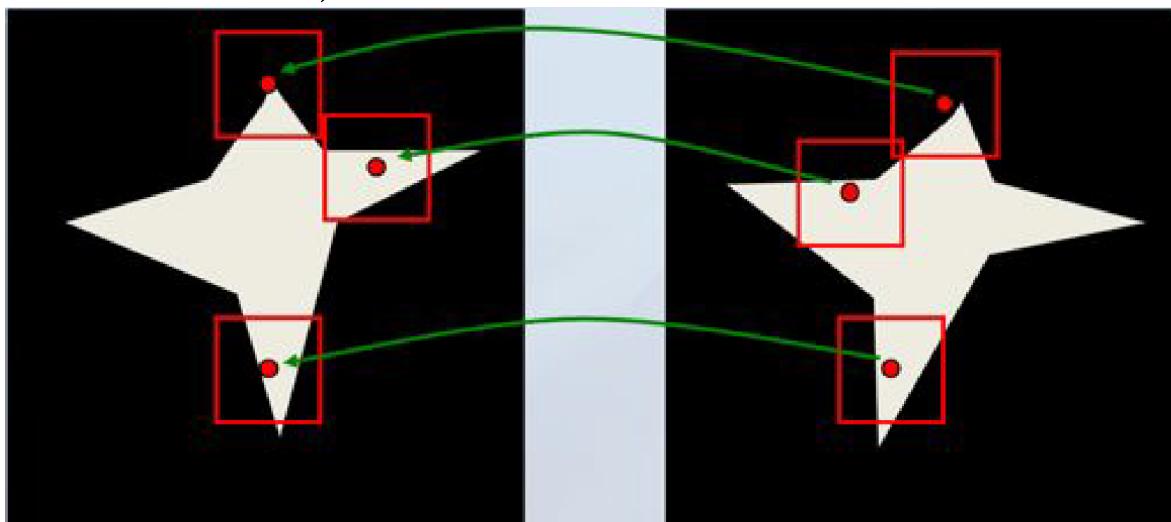
- En pratique, si détection automatique, primitives non-étiquetées
- On a extrait des primitives dans chaque image et on pense qu'elles correspondent aux mêmes structures anatomiques
- **Mais**, on ne sait pas quelle primitive dans  $J$  correspond à la  $k$ -ième primitive dans  $I$
- Différentes méthodes possibles :
  - Algorithmes de type prédiction-vérification
  - minimisation d'une carte de distances
  - Algorithmes basées sur des correspondances floues
  - Algorithmes ICP (Iterative closest point)

# ICP - Besl et McKay 1992

- Étant donné 2 nuages de points  $x^k$  et  $y^k$
- On cherche à les mettre en correspondance **et** à trouver la transformation spatiale correspondante
- On procède itérativement :
  - Association des points par les critères du plus proche voisin
  - Estimation des paramètres de transformation
  - Transformer les points en utilisant les paramètres estimés
  - Itération jusqu'à "convergence"

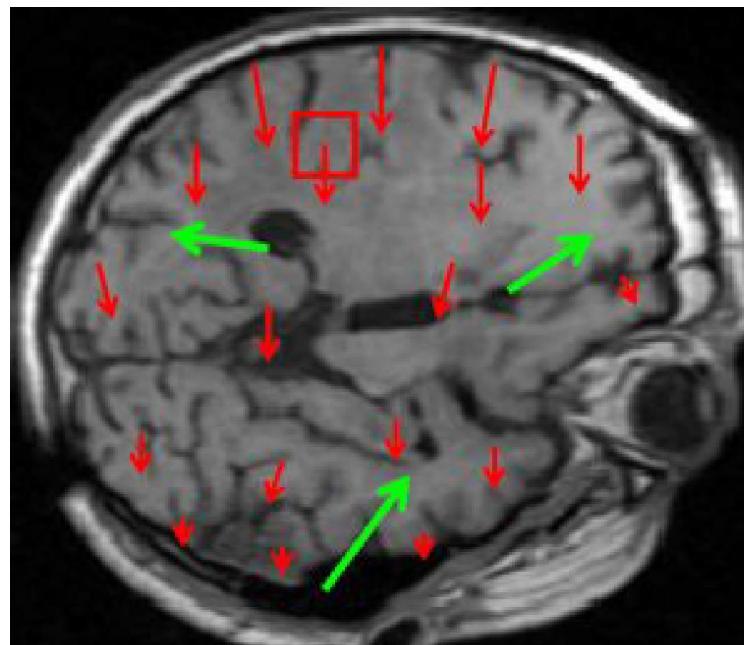
# Approches hybrides : bloc-matching

- On considère des sous-images (ou “blocs”) régulièrement échantillonnés
- On cherche dans l’autre image le bloc le “plus similaire”
- On obtient ainsi des appariements entre des images ou régions (et donc des points) avec éventuellement des outliers (des données aberrantes)



# Approches hybrides : bloc-matching

- Pour obtenir ce bloc le “plus similaire” on choisit un critère similarité (SSD souvent), coeff. de corr. ou info. mutuelle (approche iconique)
- On obtient ensuite un appariement entre les blocs:

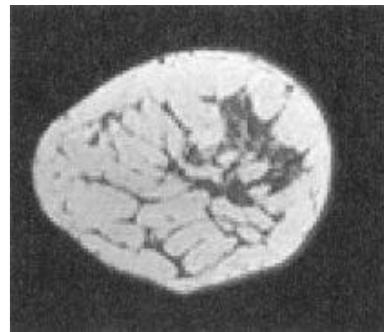


# Approches hybrides : bloc-matching

4. On cherche finalement la transformation qui apparie au mieux ces blocs : souvent par moindres carrés (approche géométrique)
5. On itère comme pour l'ICP ou autre méthode de type simplex

# Transformations non-linéaires

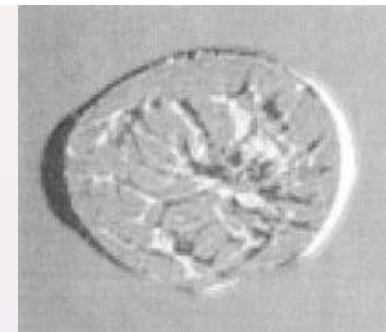
- Pourquoi?
- Intra-sujet multi-modalité
- Inter-patient
- Sujet - atlas
- Intra-patient dans le temps (changements anatomiques, évolution de la maladie, tumeur, autres)



Source



Cible



Source-Cible

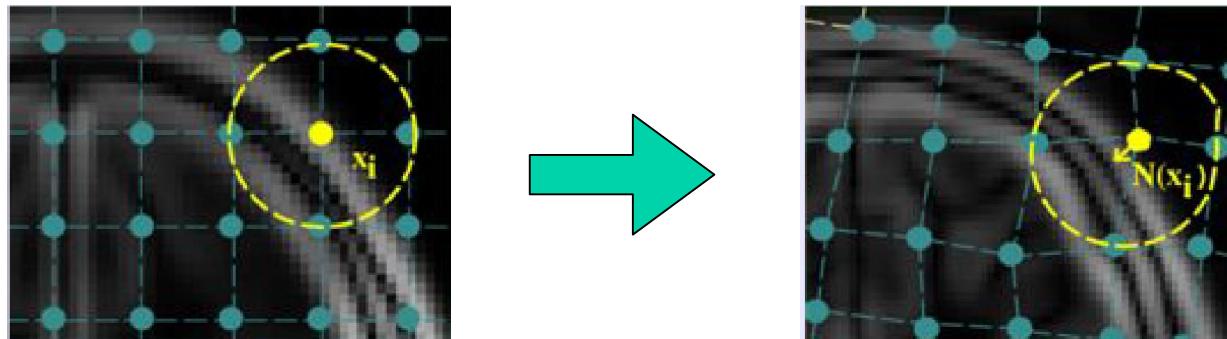
# Transformations non linéaires

- Les trans. linéaires ne permettent pas de modéliser convenablement les déformations complexes d'un ensemble de tissus ou les distorsions géométriques inhérentes à certaines modalités d'acquisition (e.g. IRM T1 et IRMd - démo)
- Deux catégories de transformations non linéaires:
  - Transformations locales paramétriques
  - Transformations locales non-paramétriques  
(aussi appelées transformations denses)

# Transformations locales paramétriques

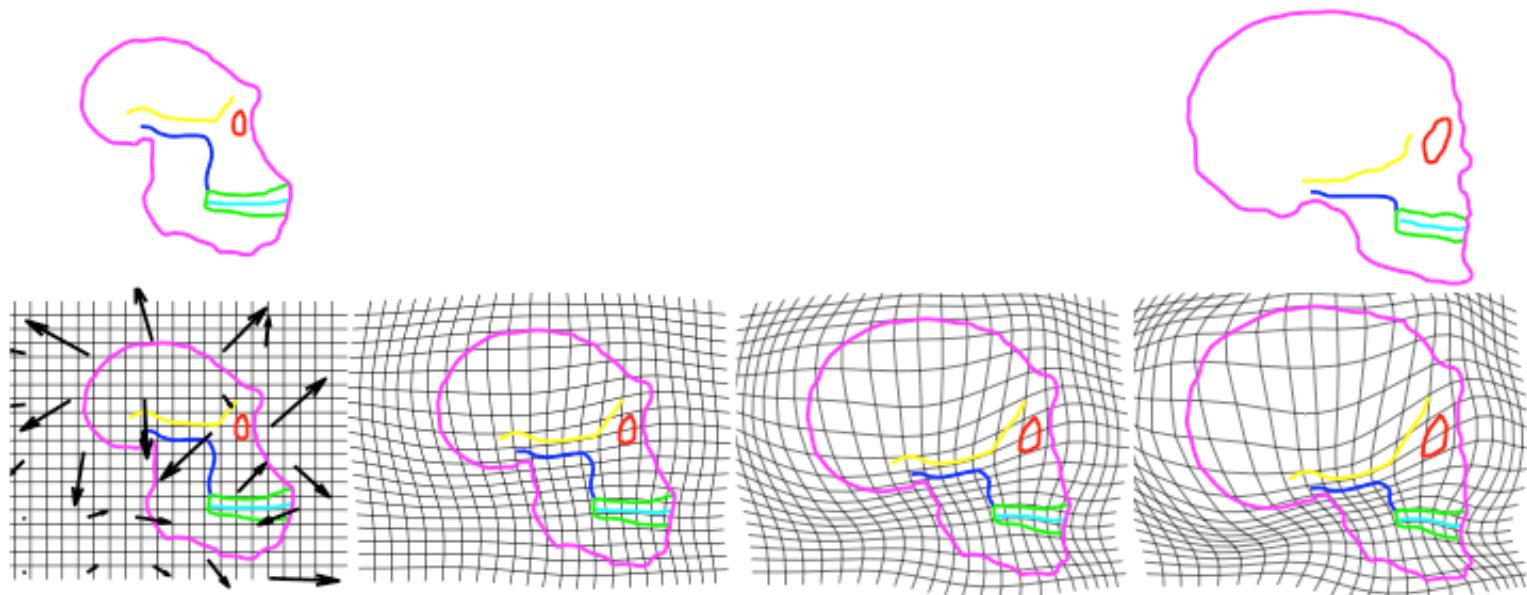
$$T(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} + t + \sum_{p=1}^P \mathbf{c}_p G(\mathbf{x} - \mathbf{x}_p)$$

- Les  $x_p$  sont des points de contrôles
- $G$  : fonctions à base radiale telle
- Nombre de degrés de liberté contrôlable ( $x_p$ ), trans. définie explicitement sur des points de contrôle et interpolation entre ces points de contrôle



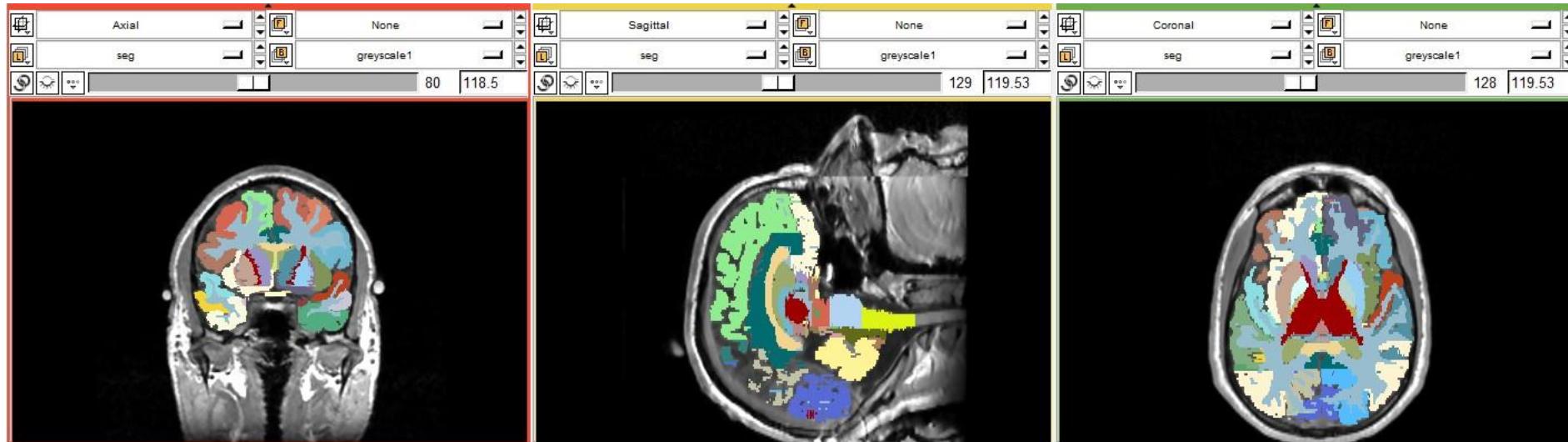
# Transformations locales paramétriques

- Comment choisir des bons points de contrôle
- À la main
- Points régulièrement espacés. Hayton et al 1999 (mammographies)
- Paramètres additionnels de la mesure de similarité qui sont repositionnés itérativement. Meyer et al 1998.
- Gradients, formes, autres.



# Recalage déformable monomodal

- On a une image de référence = image IRM T1 + carte de segmentation



- On a une image d'un patient de même modalité : on veut propager l'atlas...

# Recalage déformable monomodal

- On recalc d'abord par transformation affine...



*Iref*

*Patient*

*Iref recalée par  
transfo affine*

# Recalage déformable monomodal

- On a une image de référence = image IRM T1 + carte de segmentation



*Atlasref  
après transfo affine*

*Iref recalée par  
transfo affine*

*Patient*

- Et maintenant, on peut faire un recalage « déformable » car les 2 images sont proches...

# Similarité entre points en correspondance

Hypothèse :

- 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 :

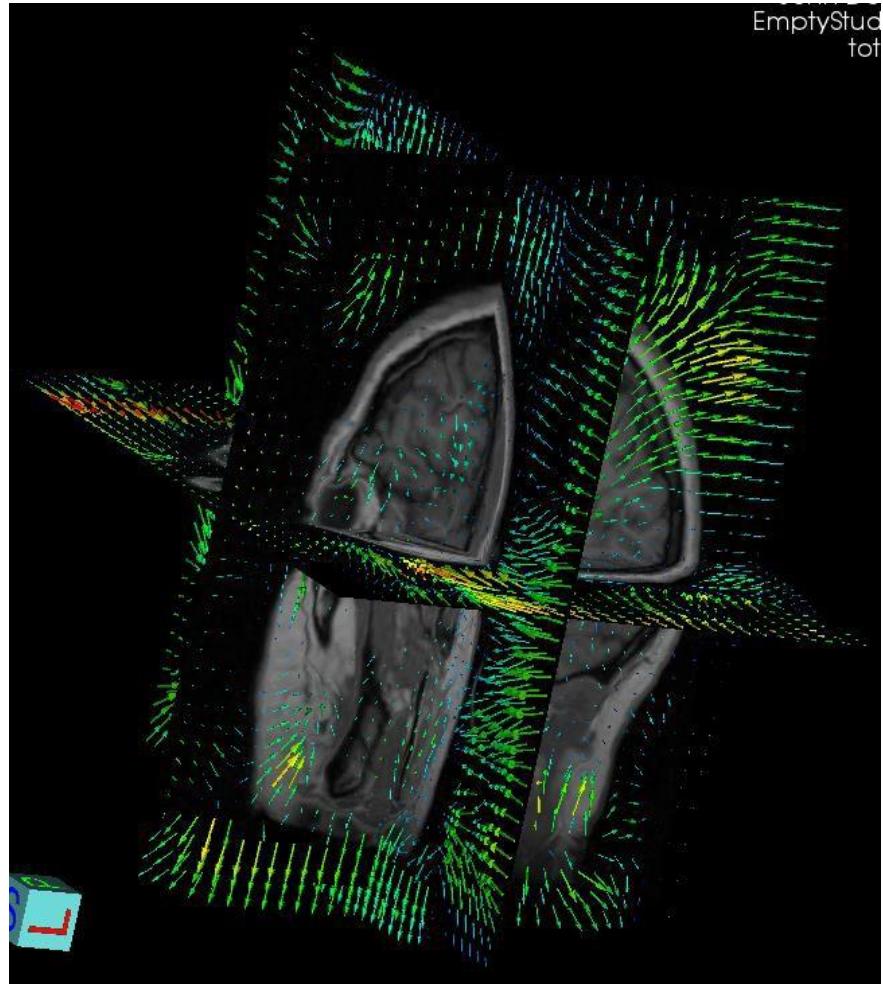
$$E = \sum_{i=1}^n \|x_i - (r(y_i) + t)\|^2$$

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

# Recalage non-rigide

- Appariements ( $P_1, P_2$ ) (qui servaient à calculer la transformation) comme un champ discret de vecteurs de déformation 3D (**deformation field**).
  - Mais alors comment déformer l'image 3D ?
    - Direct **warping**
- NOMBREUSES AMBIGUITÉS ET « TROUS »
- Inverse warping



## Recalage rigide monomodal d'images 3D

Il faut maintenant trouver une transformation rigide  $(R, t)$ ...

qui minimise (**aux moindres carrés**) :

$$e^2(R, t) = 1/N \sum ||\mathbf{P2}_i - (R \cdot \mathbf{P1}_i + \mathbf{t})||^2$$

Pour une transformation linéaire, c'est facile, il suffit d'écrire et de dériver...

En 2D, 6 coefficients et méthodes des moindres carrés :

$$e(a, b, c, d, tx, ty) = \sum (x_2_i - a \cdot x_1_i - b \cdot y_1_i - tx)^2 + (y_2_i - c \cdot x_1_i - d \cdot y_1_i - ty)^2$$

$$\frac{de}{da} = 0 \quad \frac{de}{db} = 0 \dots$$

$$-2 \sum x_1_i (x_2_i - a \cdot x_1_i - b \cdot y_1_i - tx) = 0 \dots$$

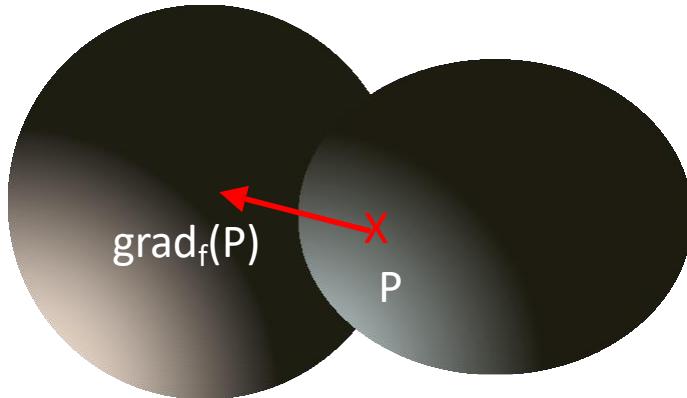
...

et on a un système de 6 équations linéaires à 6 inconnues  $(a, b, c, d, tx, ty)$ .

Mais les transformations rigides ne sont pas linéaires !

F : image fixe

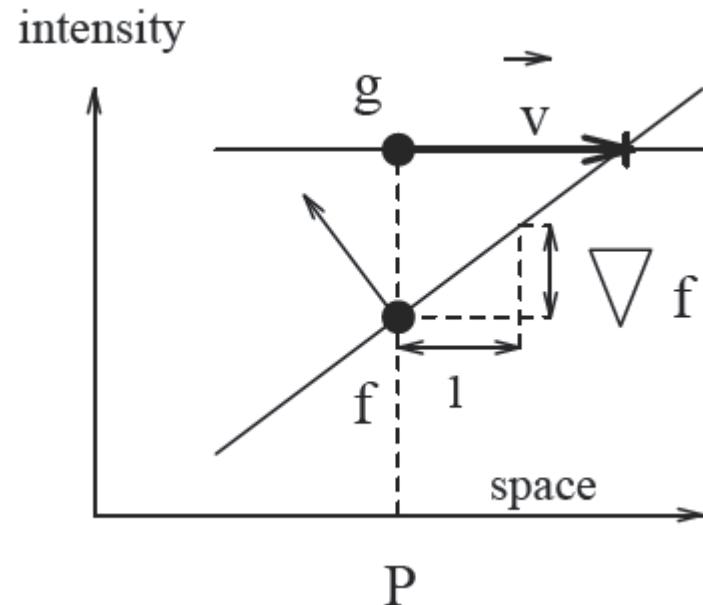
G : image flottante



- Au voxel P :  $f=I_F(P)$  et  $g=I_G(P)$
- On a  $g>f$  ( $g$  plus clair que  $f$ )
- Il faudrait donc déplacer P vers un voxel où  $f$  est plus grand.
- Pour cela, on calcule  $\text{grad}_f(P)$  qui donne la direction dans laquelle  $f$  augmente le plus autour de P.
- On « déplace » P dans la direction de  $\text{grad}_f(P)$ .

- Approximation linéaire de la variation de  $f$  le long du gradient
- Pour que  $g = f$ , il faut le déplacer suivant le vecteur :

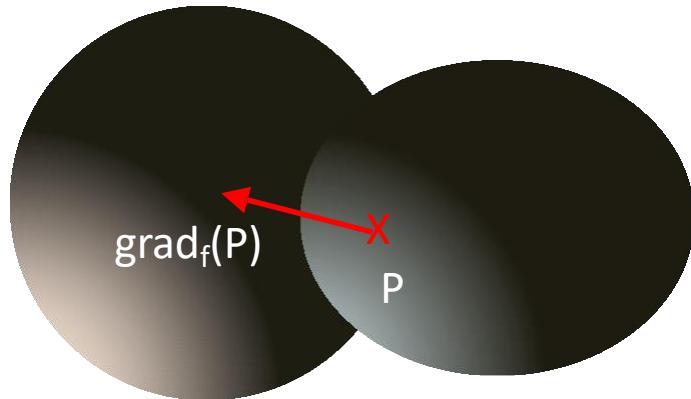
$$\vec{v} = \frac{(g - f)\vec{\nabla}f}{\vec{\nabla}f^2}$$



Thirion, J-P. "Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons." *Medical image analysis* 2.3 (1998): 243-260.

F : image fixe

G : image flottante



- Au voxel P :  $f=I_F(P)$  et  $g=I_G(P)$
- On a  $g>f$  ( $g$  plus clair que  $f$ )
- Il faudrait donc déplacer P vers un voxel où  $f$  est plus grand.
- Pour cela, on calcule  $\text{grad}_f(P)$  qui donne la direction dans laquelle  $f$  augmente le plus autour de P.
- On « déplace » P dans la direction de  $\text{grad}_f(P)$ .

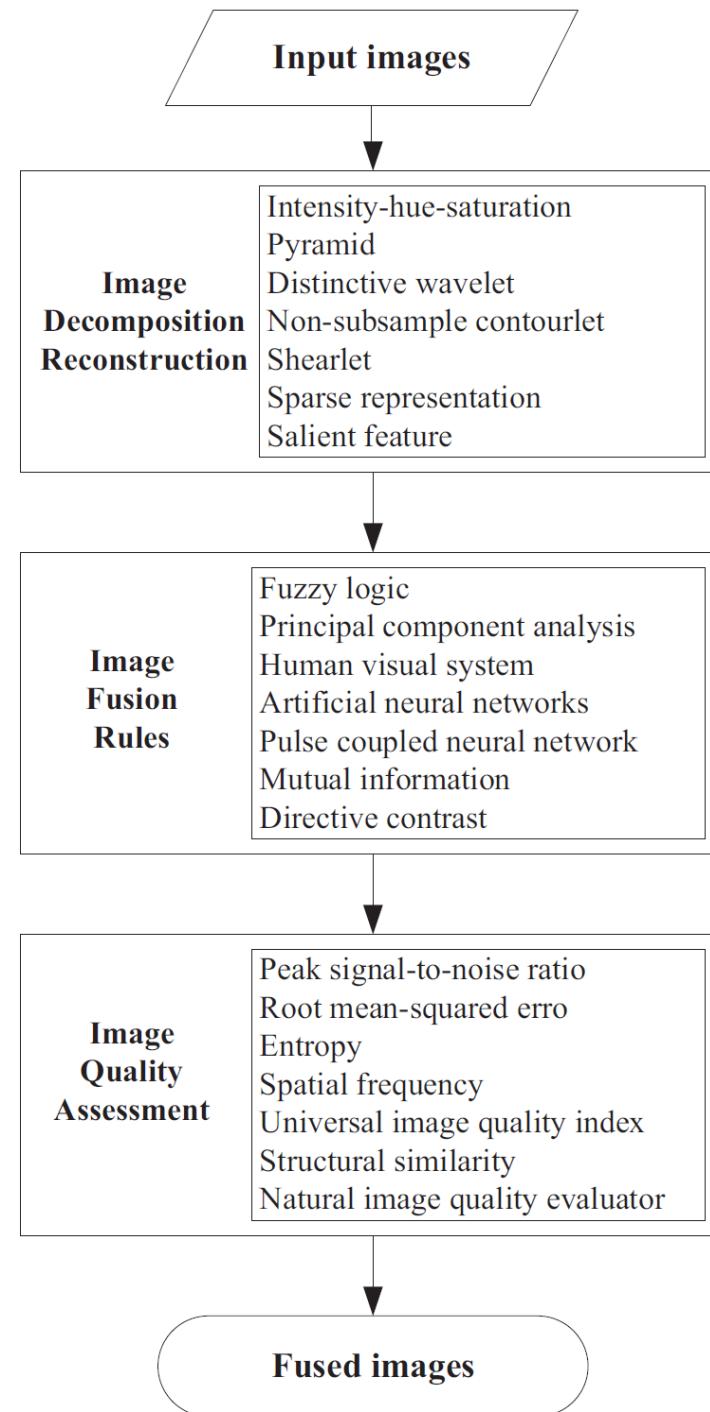
- En tout voxel, on a un vecteur de déplacement.
- On régularise ce champ de vecteurs (ex. lissage gaussien des coordonnées)
- On applique la déformation ainsi définie à l'image flottante g
- On itère... jusqu'à ce que le champ de vecteurs de déformation soit "petit".

Thirion, J-P. "Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons." *Medical image analysis* 2.3 (1998): 243-260.

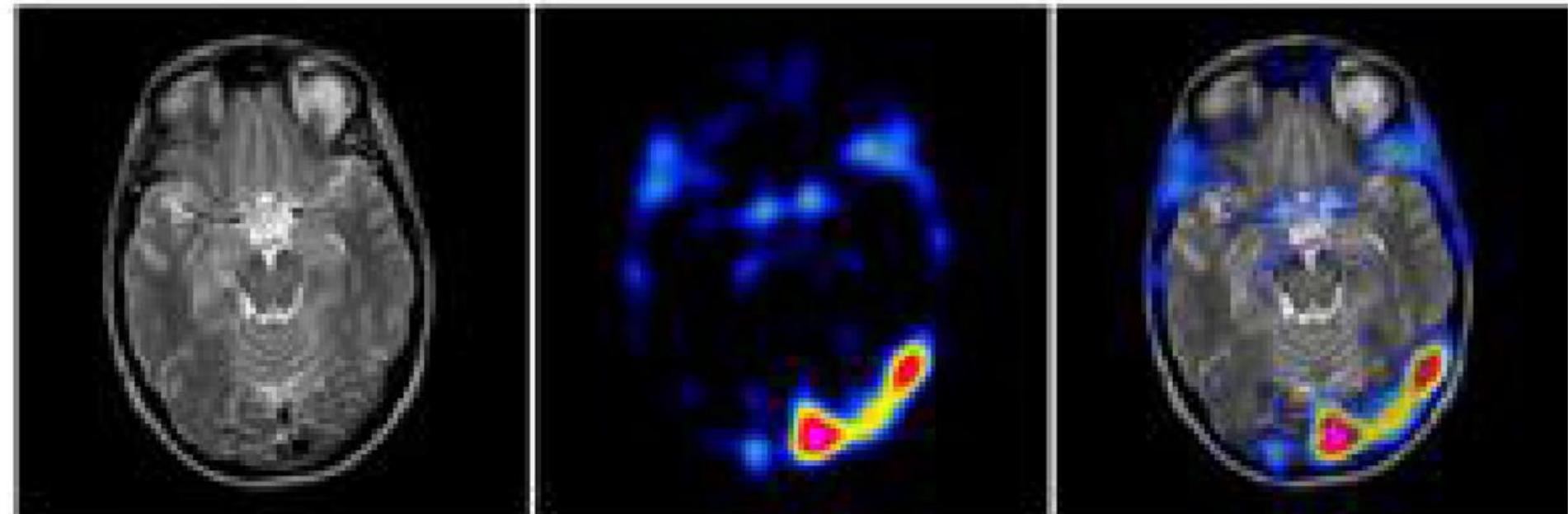
# Fusion d'images médicales multimodales

- Processus de fusion d'images multiples à partir d'une seule ou plusieurs modalités pour améliorer la qualité de l'image et en préservant les **caractéristiques spécifiques**.
- Les méthodes de fusion sont caractérisées par
  - (1) La décomposition d'image et reconstruction d'image,
  - (2) Des règles de fusion d'image,
  - (3) L'évaluation de la qualité de l'image
  - (4) Les expériences sur la base de données de référence

Du, Jiao, et al. "An overview of multi-modal medical image fusion." *Neurocomputing* 215 (2016): 3-20.



# Exemples

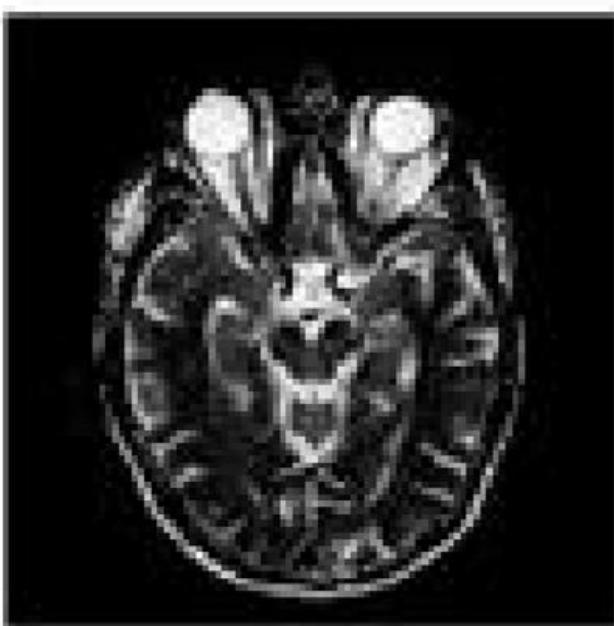


(c1-MRI)

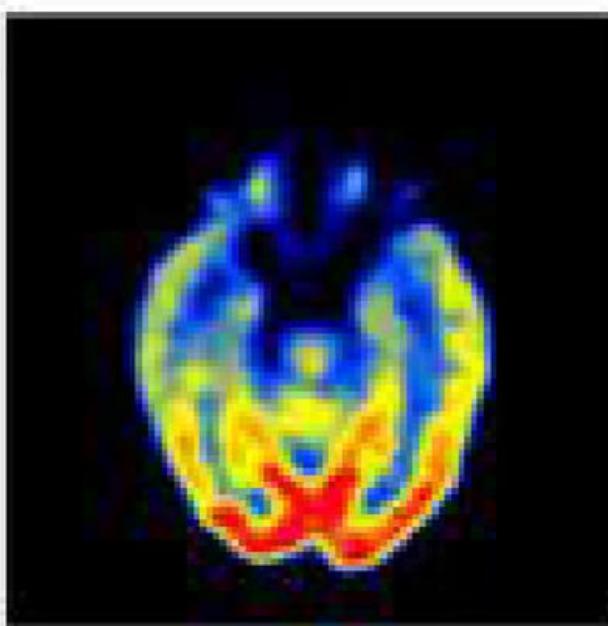
(c2-SPECT)

(c3-Fused image)

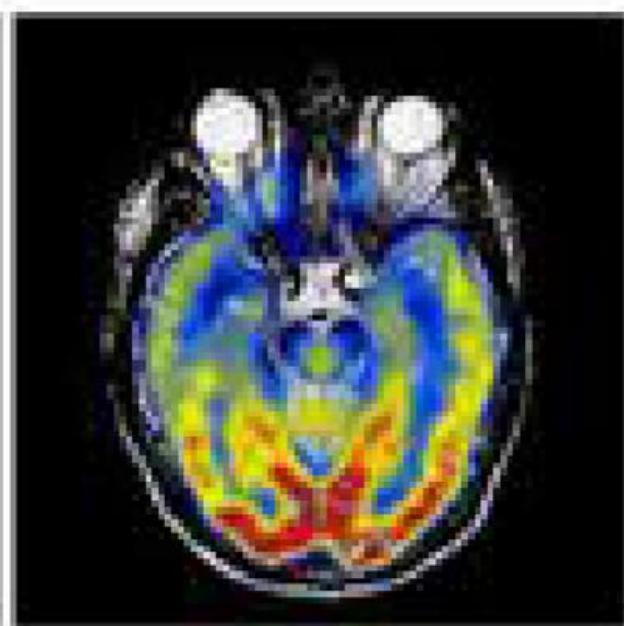
# Exemples



(b1-MRI)

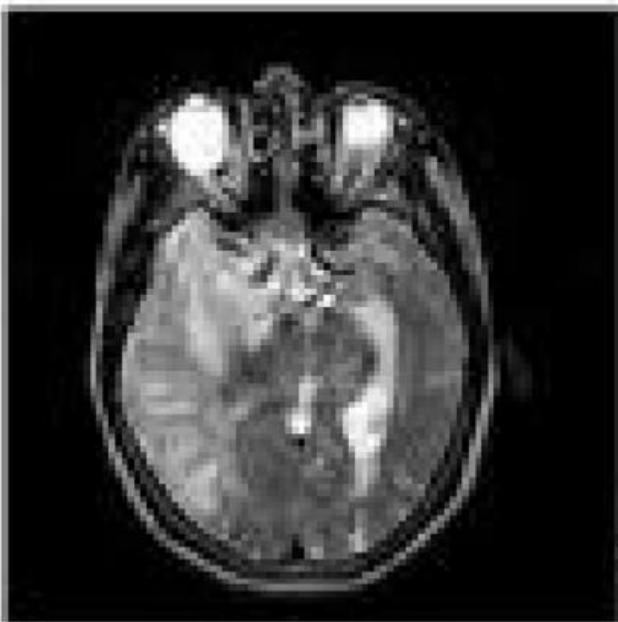


(b2-PET)



(b3-Fused image)

# Exemples



(a1-MRI)



(a2-CT)

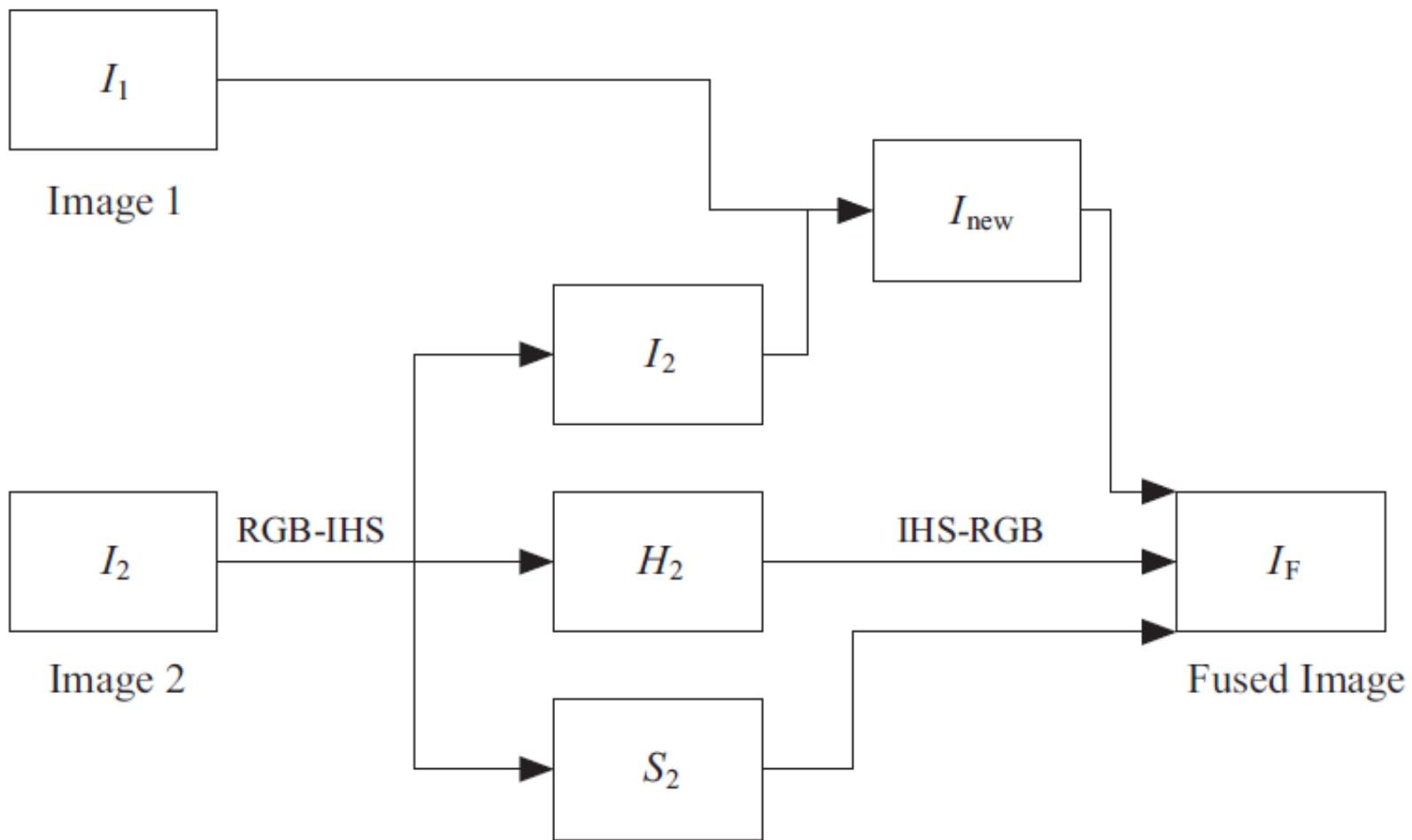


(a3-Fused image)

# Décomposition et reconstruction

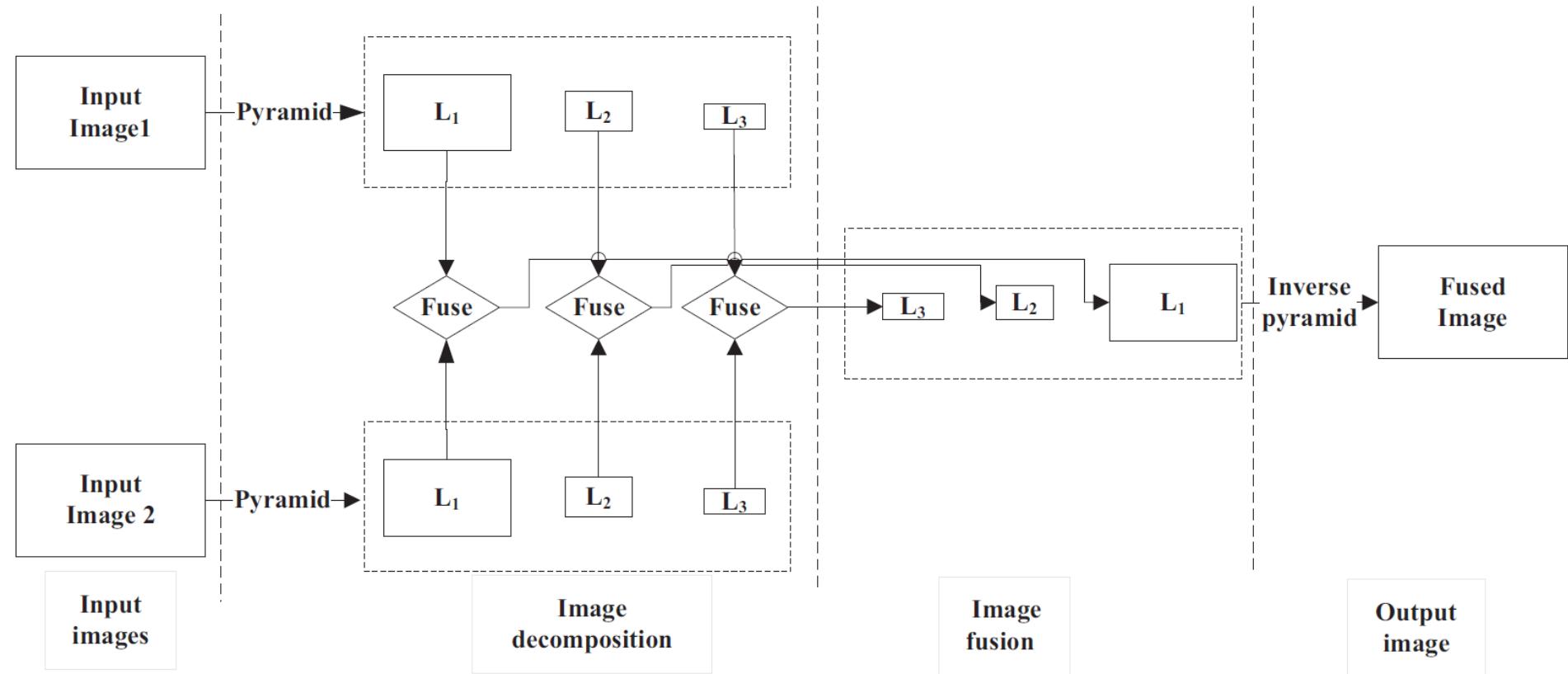
- Décomposition de l'image d'origine en séquence d'images puis reconstituer les images de décomposition en une seule image.
- Cinq méthodologies principales :
  - (1) espace colorimétrique,
  - (2) pyramide,
  - (3) ondelette,
  - (4) représentation sparse
  - (5) caractéristiques saillantes.

# Espace colorimétrique

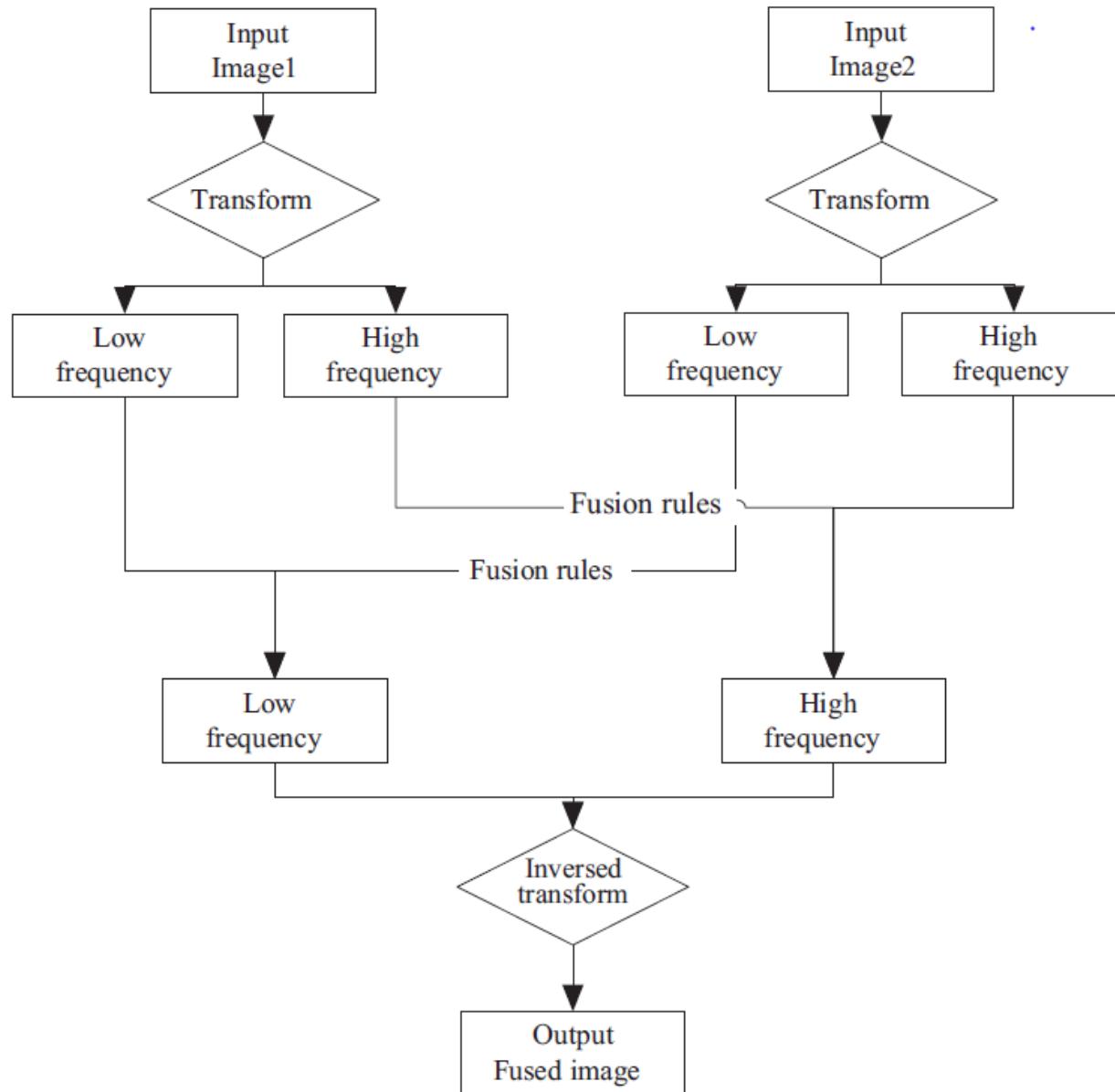


An intensity-hue-saturation (IHS) transformation converts the input image from the red, green and blue channels (RGB) to an IHS model by matrix (RGB-IHS).

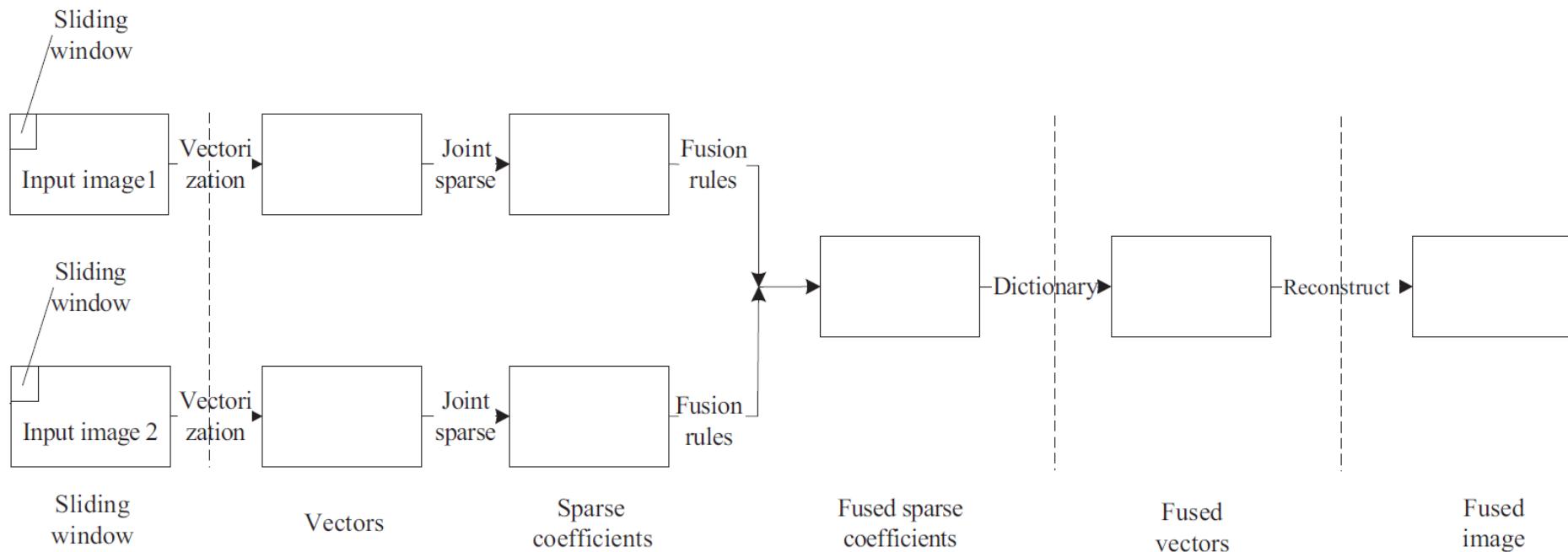
# Pyramide



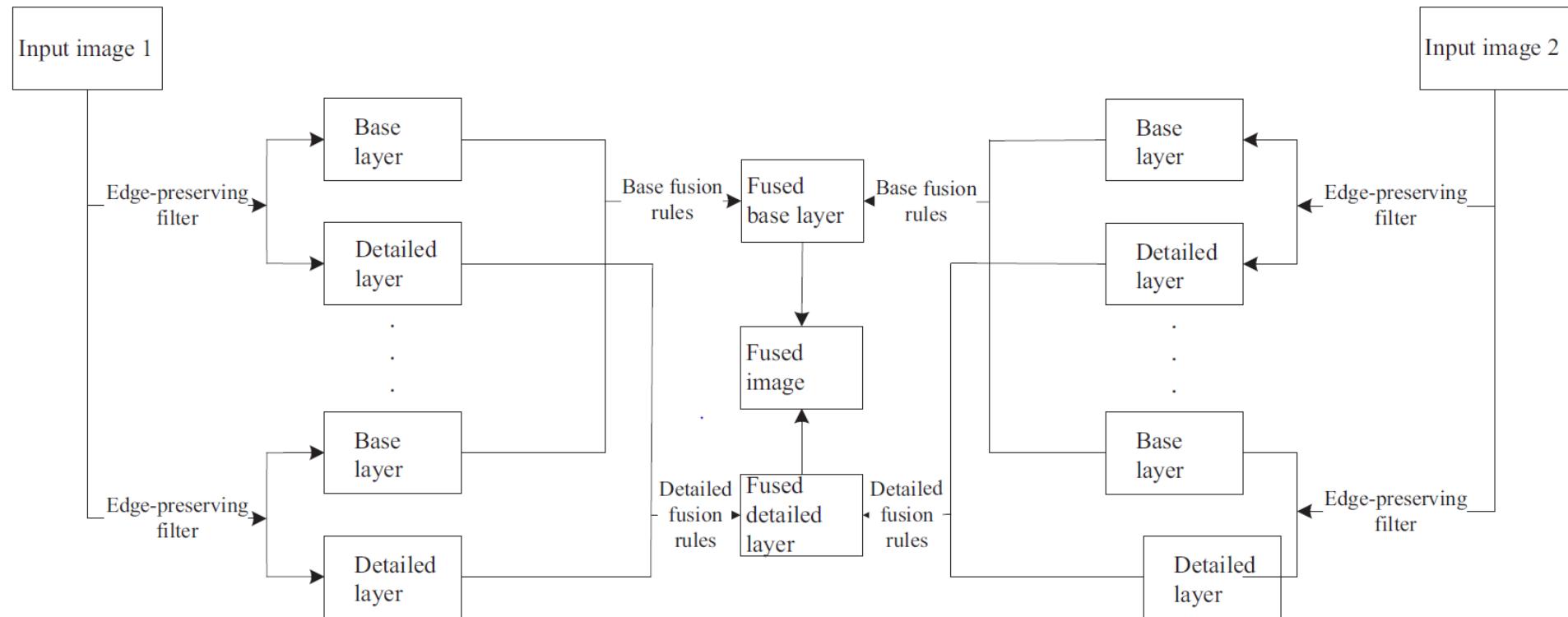
# Ondelettes



# Représentation sparse



# Caractéristiques saillantes

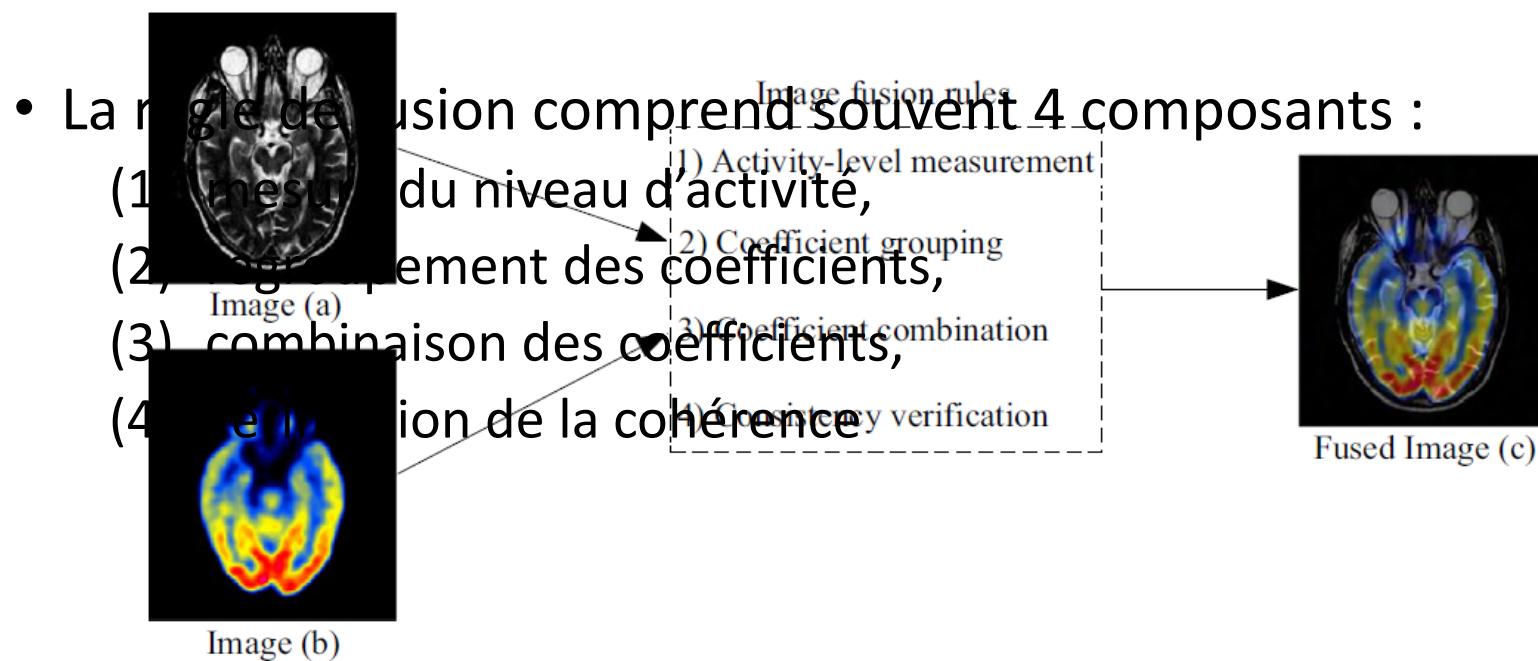


# Overview

- Méthodes de couleurs sont utilisées pour traiter les images d'entrée dans le domaine spatial.
- La décomposition multi-échelle (MSD) est utilisée pour extraire et combiner les caractéristiques des images médicales à différentes échelles :
  - pyramides,
  - ondelettes
  - caractéristiques saillante.
- Les méthodes d'ondelettes sont invariantes à l'échelle
- Les caractéristiques saillantes sont utilisées comme un outil de décomposition multi-échelle

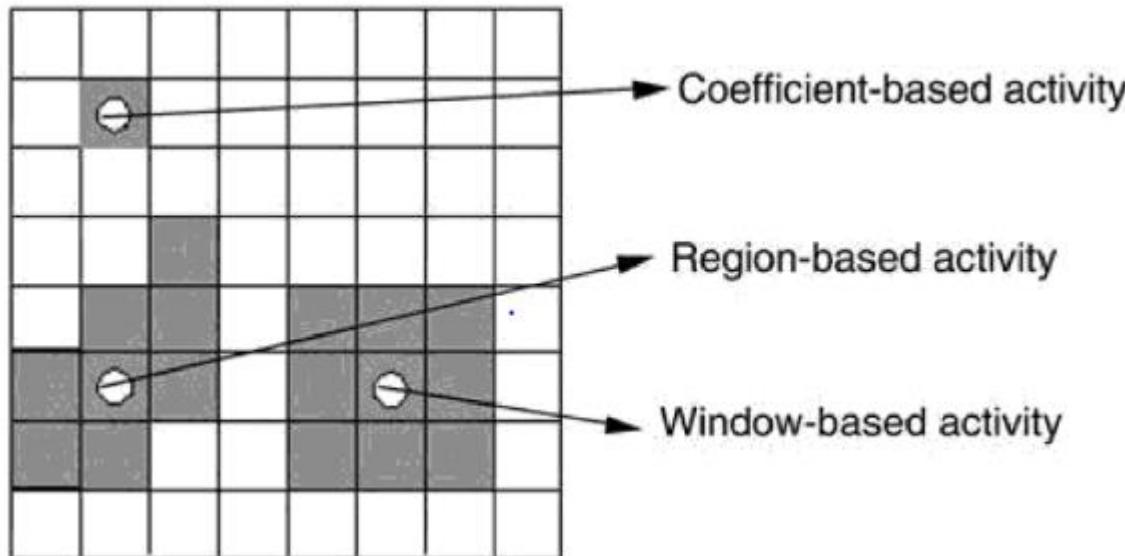
# Règles de fusion d'images

- Algorithmes qui cherchent à mettre en valeur caractéristiques des images et de conserver celles d'intérêt.
- La principale contribution des règles de fusion de l'image est la combinaison de plusieurs images originales en une seule image.



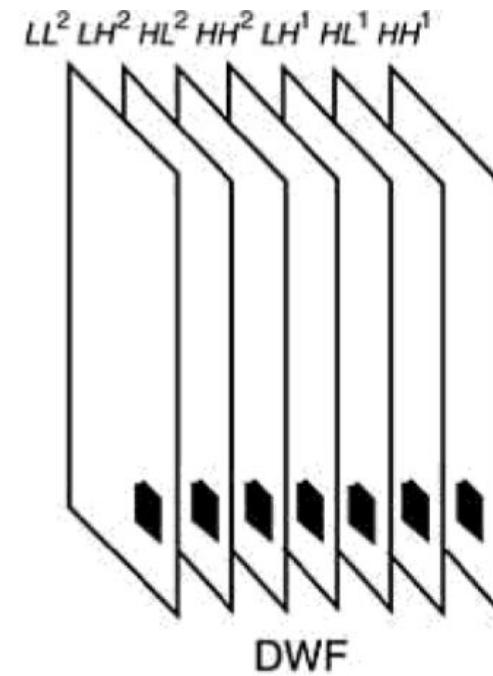
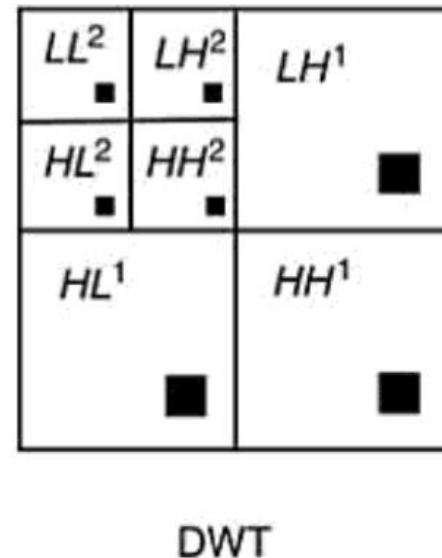
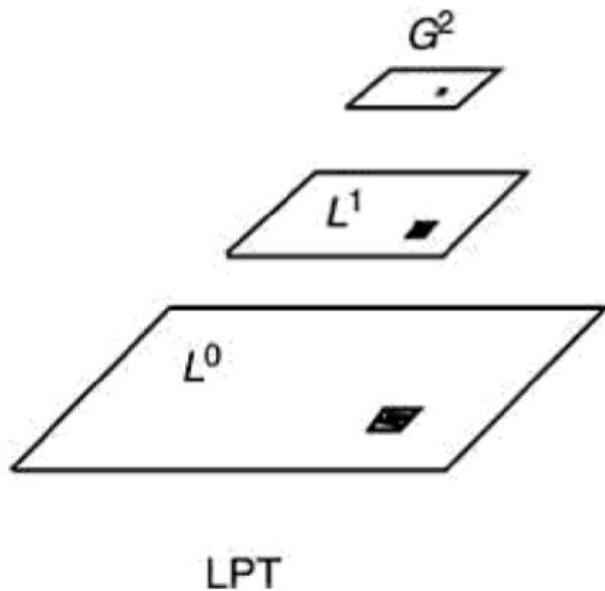
# Mesure du niveau d'activité

- Validité de chaque partie de chaque image source à différentes échelles
- Peut être classé comme
  - basée sur l'activité (CBA),
  - activité basée fenêtres (WBA)
  - Activité basé région (RBA).



# Groupement de coefficients

- Stratégie de groupement des coefficients pour les MSD (plusieurs échelles) :
  - Pas de groupement (NG)
  - Groupement à échelle unique (SG)
  - Groupement multi-échelle (MG)



# Combinaison de coefficient

- Il existe une variété de combinaison possible :
  - Maximum rules (MR)
  - Règle moyenne (AR)
  - Moyenne pondérée (WAR)

$$C_F = \begin{cases} C_i^1, & \text{if } C_i^1 > C_i^2 \\ C_i^2, & \text{if } C_i^1 < C_i^2 \end{cases} \quad (13)$$

where  $C_F$  is the combined coefficient,  $C_i^1, C_i^2$  are the coefficient of input images  $I_1, I_2$  at the  $i$ -th level. AR can be applied to use different original images, that is

$$C_F = \frac{1}{2}(C_i^1 + C_i^2) \quad (14)$$

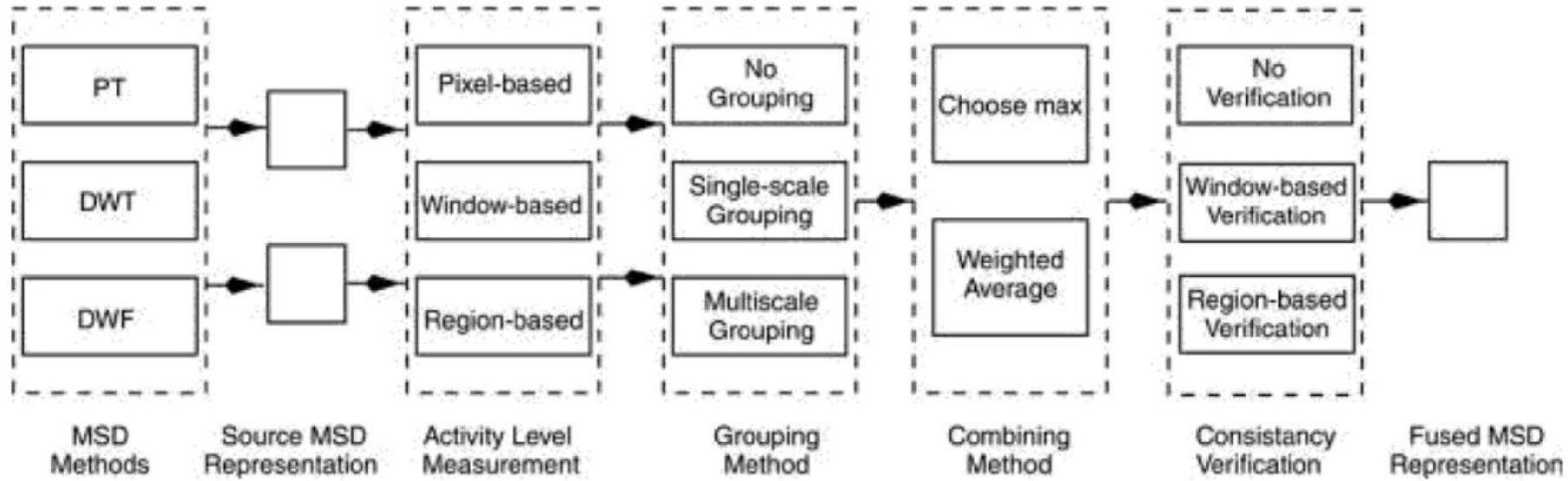
WAR can be realized by weights of input images  $I_1, I_2$  at  $i$ -th level  $w_i^1, w_i^2$

$$C_F = \frac{1}{2}(w_i^1 \times C_i^1 + w_i^2 \times C_i^2) \quad (15)$$

# Vérification de la cohérence

- Garantit que les coefficients dans un même voisinage sont fusionnés avec les mêmes règles.
- Une règle de fusion efficace joue un rôle significatif dans l'évaluations de la qualité de l'image fusionnée.
- Les règles de fusion sont souvent mises en œuvre à trois niveaux :
  - pixel,
  - caractéristiques,
  - niveau de décision (logique flou, apprentissage ou machine learning).

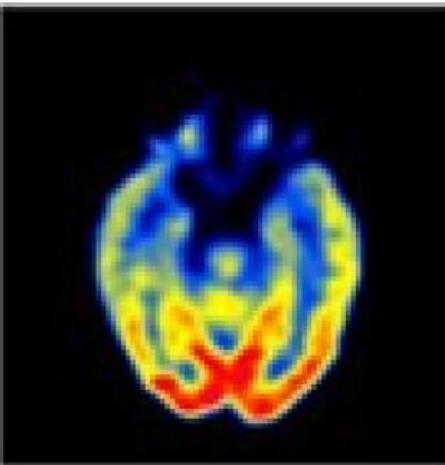
# Schéma typique de fusion d'images



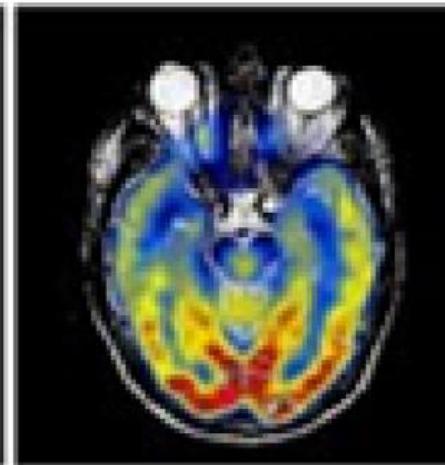
# Différentes méthodes



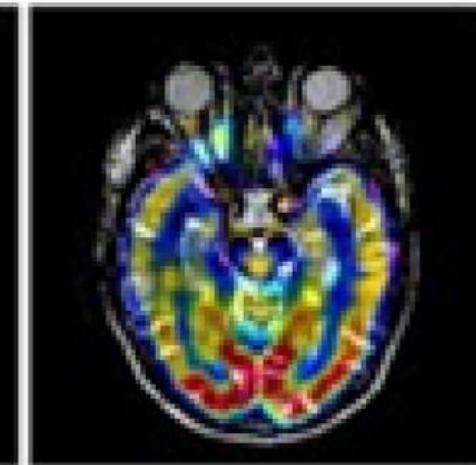
(a)



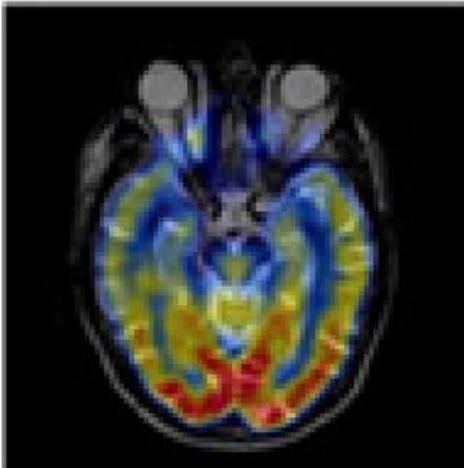
(b)



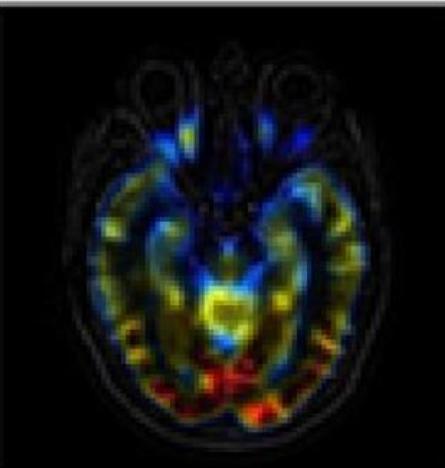
(c)



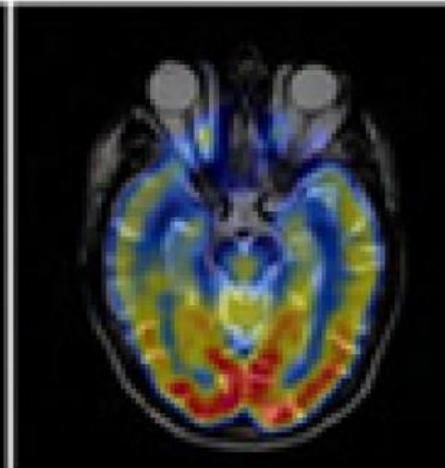
(d)



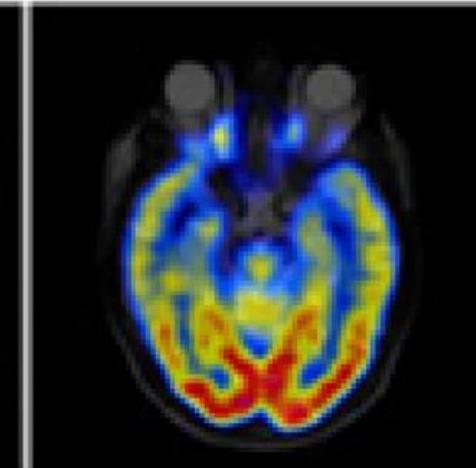
(e)



(f)



(g)



(h)

(a)MRI, (b) PET, (c) IHS+PCA, (d) MoR+MR, (e) DWT+Entropy, (f) NSCT+PCNN, (g)JSP+AR, and (d) LES+DC.

# Exemple: fusion T1/DP inter-sujets

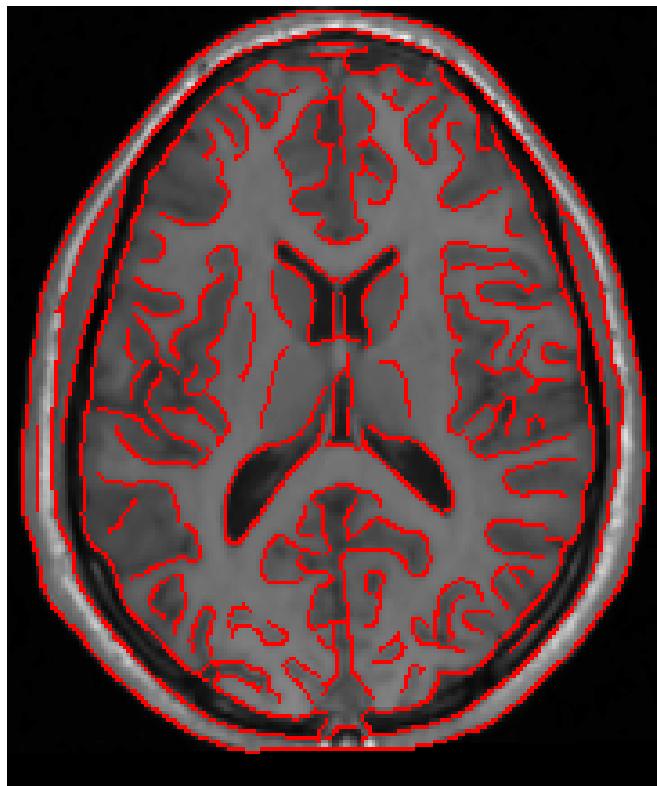


IRM-T1  
(après recalage affine)

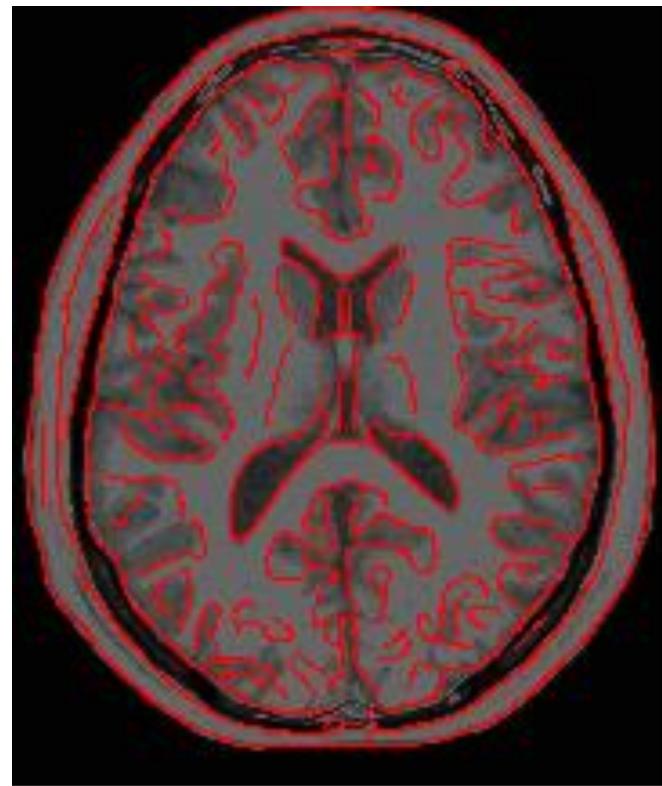


IRM-DP

# Fusion inter-sujets



T1

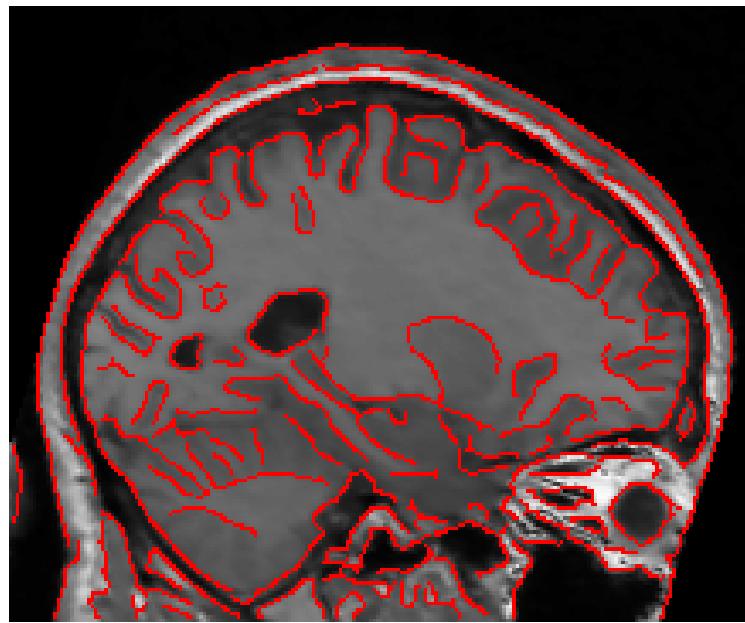


DP

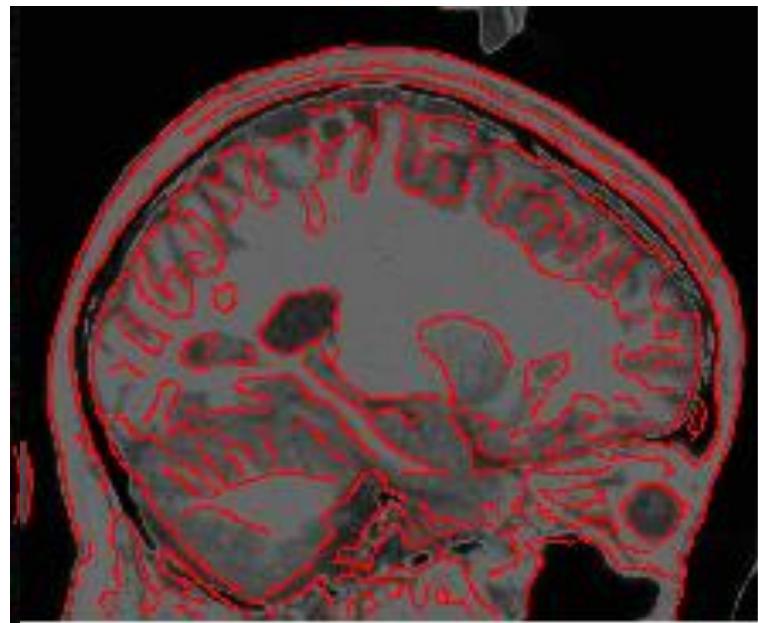
géométrie+ intensité

# Fusion inter-sujets

Vue sagitale



T1

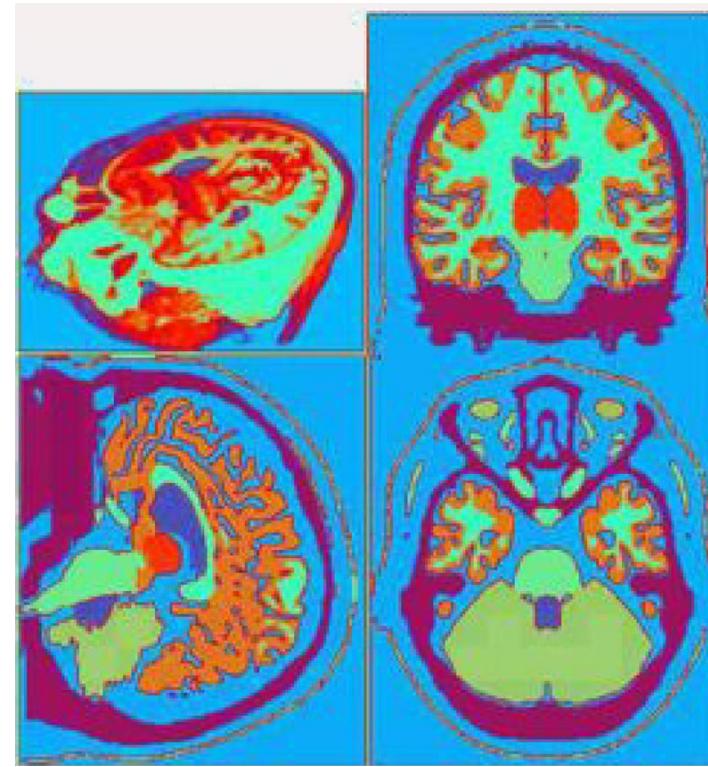
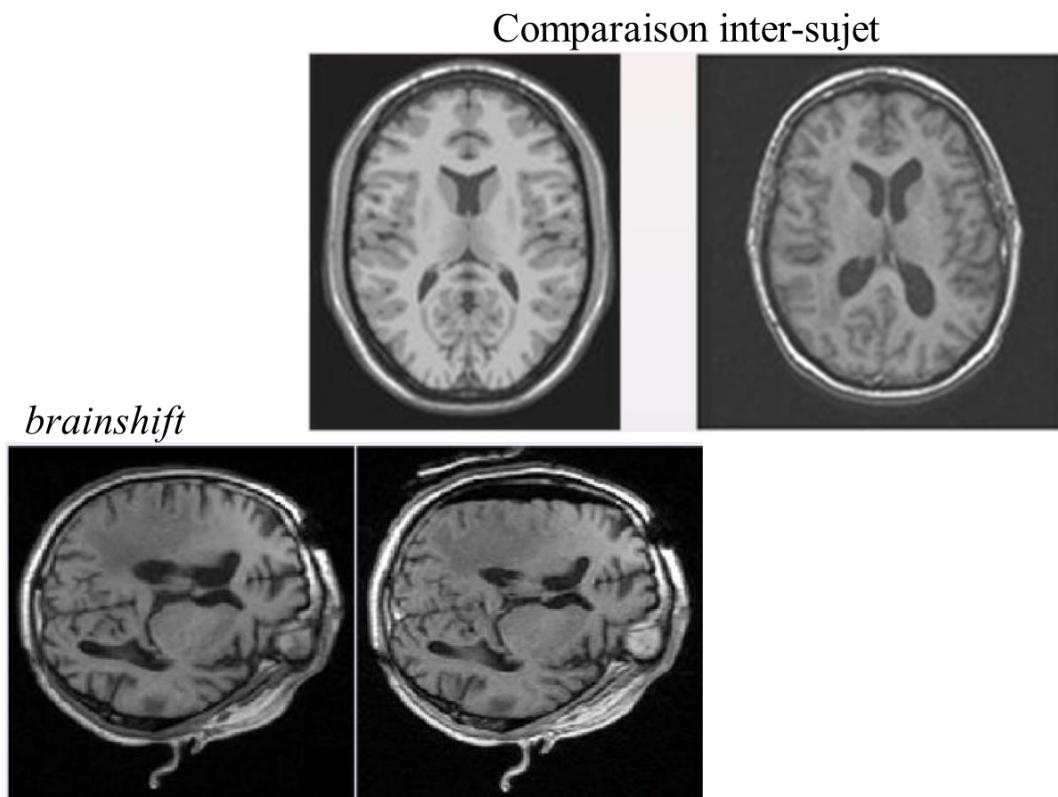


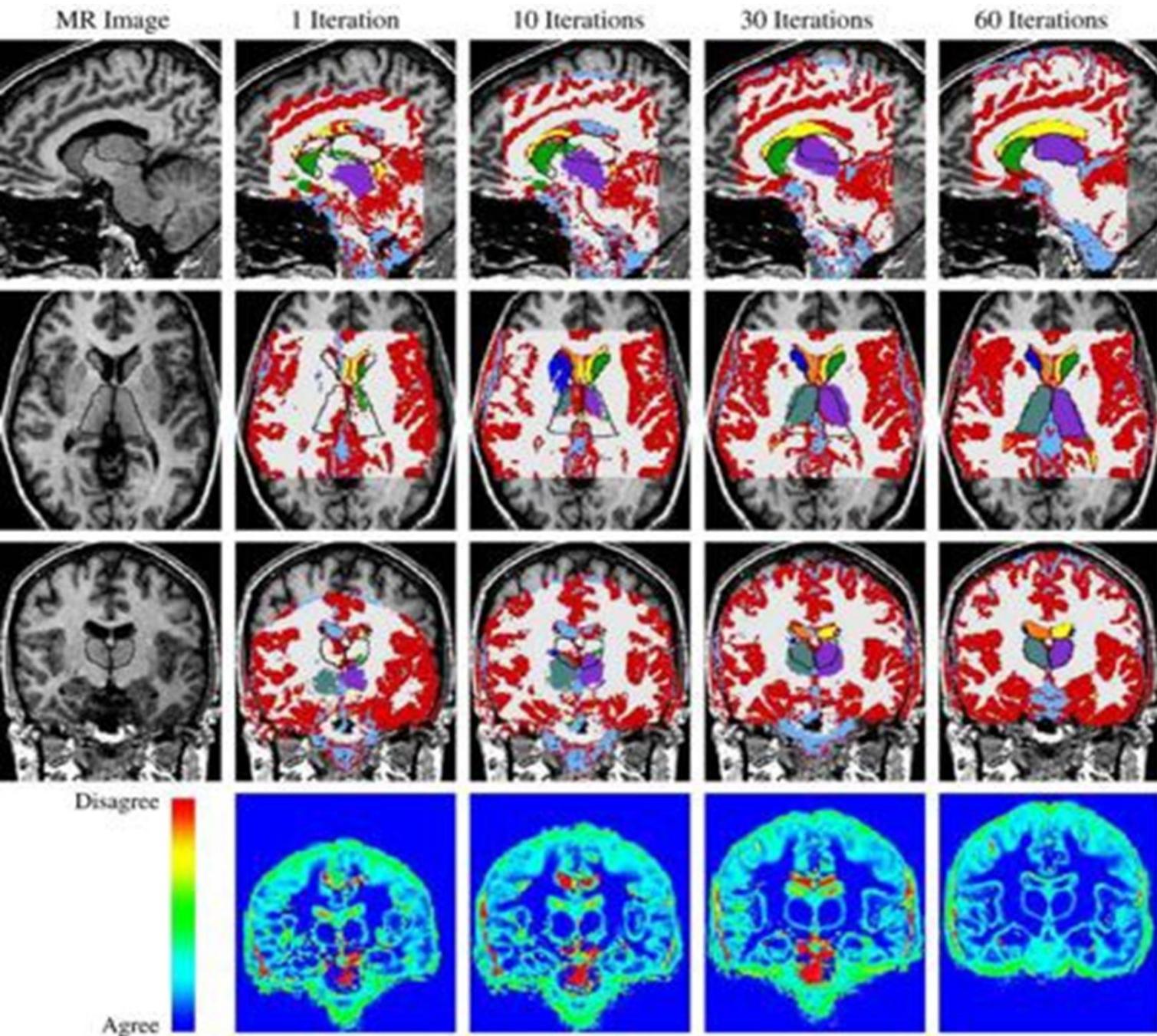
DP

géométrie+ intensité

# Transformations non linéaires

- Suivi longitudinal: tumeur, sclérose en plaque, développement, etc.





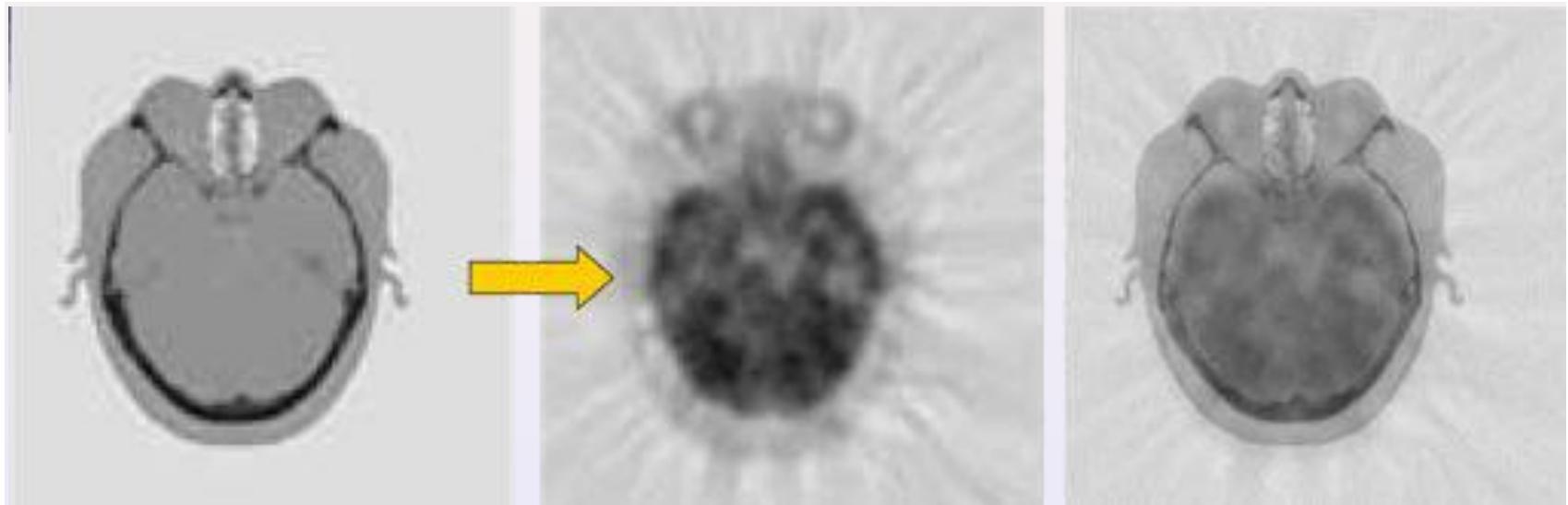
Iterative atlas-based  
brain segmentation, in  
conjunction with  
nonrigid registration.  
Kilian M. Pohl et al  
A Bayesian model for  
joint segmentation  
and registration  
NeuroImage, 2006

# Quelques exemples

- Suivi longitudinal
- Correction de mouvements
- Multimodalité
  - Fusion IRM et IRM fonctionnelle
  - Fusion IRM et IRM de diffusion
- Recalage sur des atlas

# TEP/IRM

- Intra-patient. Multimodalité.



Source (Scanner)

Cible (TEP)

Fusion

Information mutuelle, similitude

# IRM/TDM



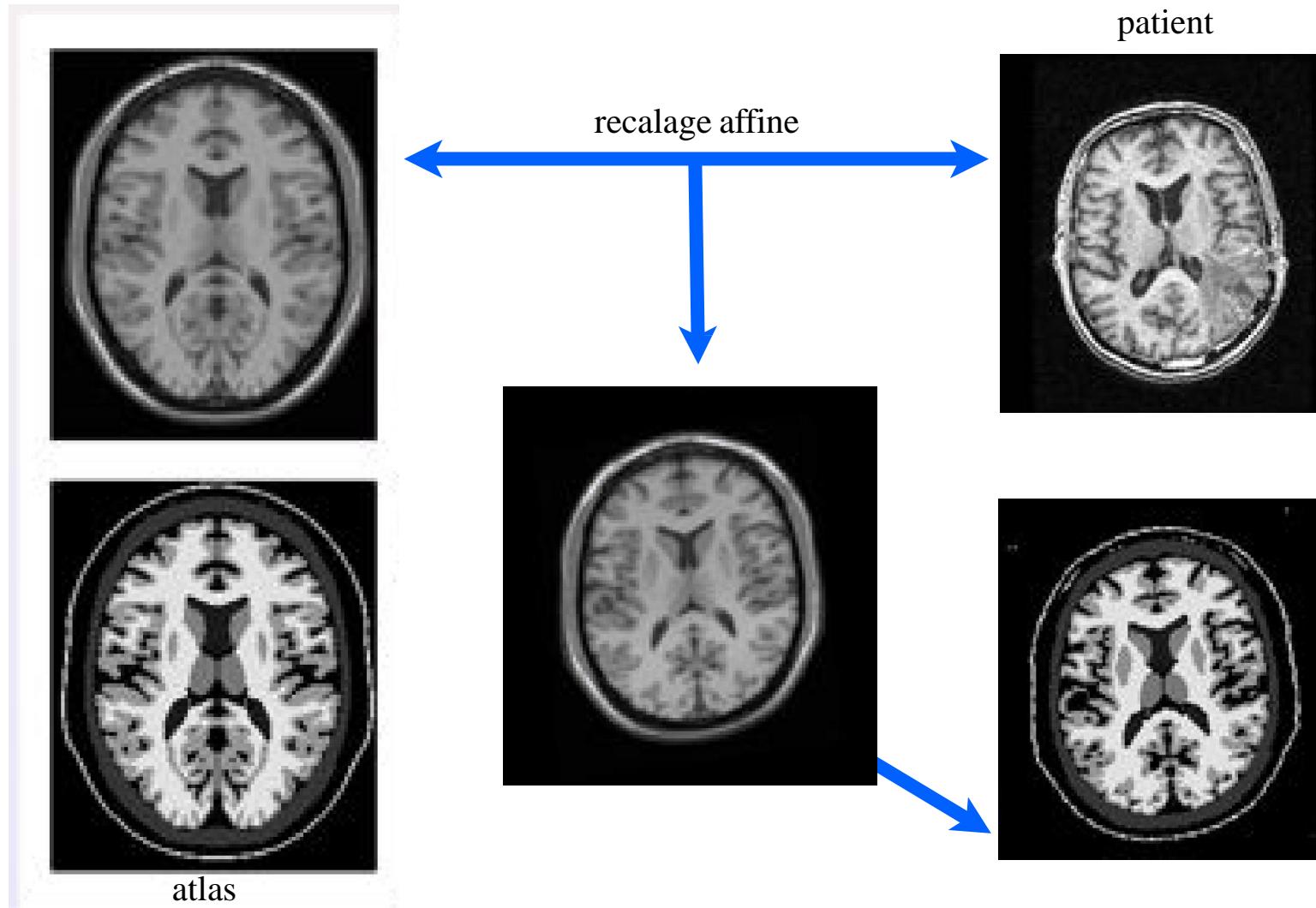
Source (IRM)

Cible (Scanner)

Fusion

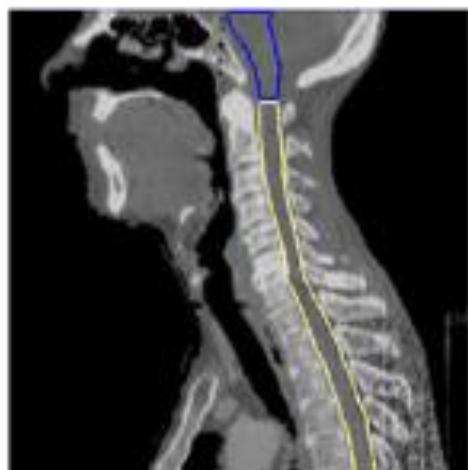
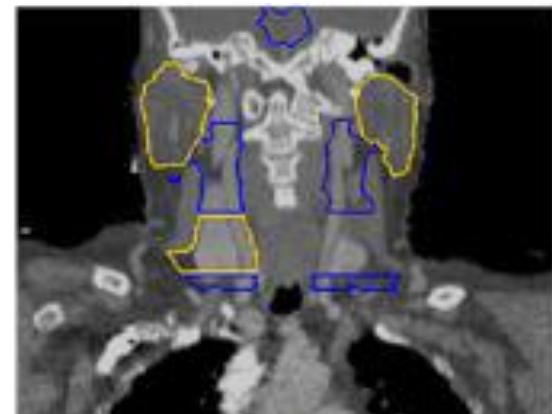
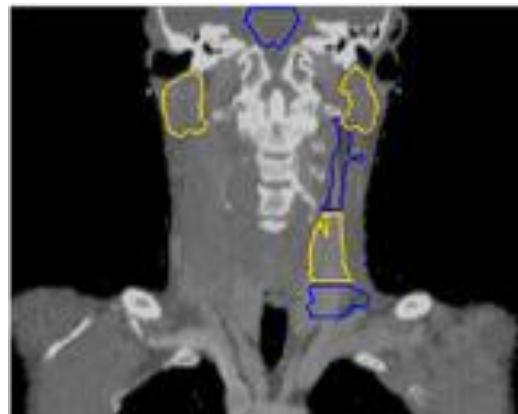
Information mutuelle, similitude

# Atlas: inter-patient, intra-modalité



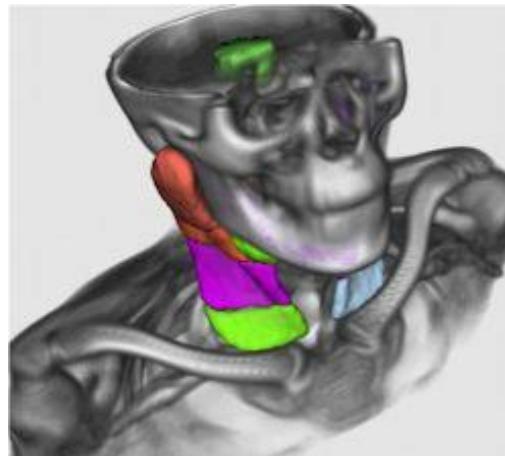
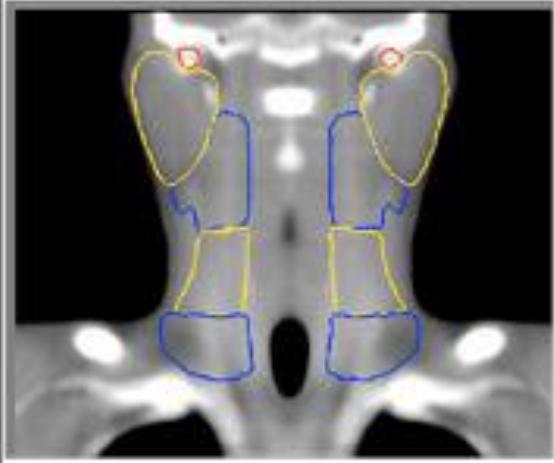
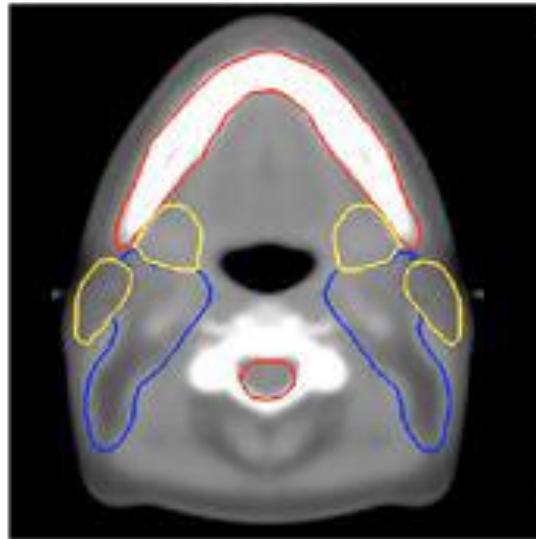
# Inter-patient, intra-modalité

- Segmentation par atlas, exemple : tête et nuque
  - données



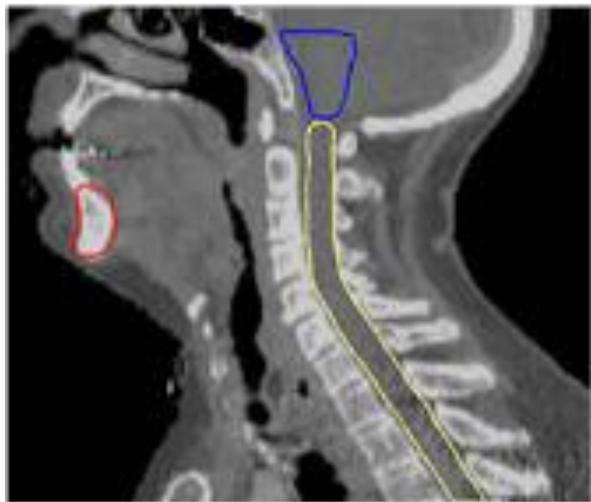
# Inter-patient, intra-modalité

- Segmentation par atlas, exemple : tête et nuque
  - Atlas obtenu



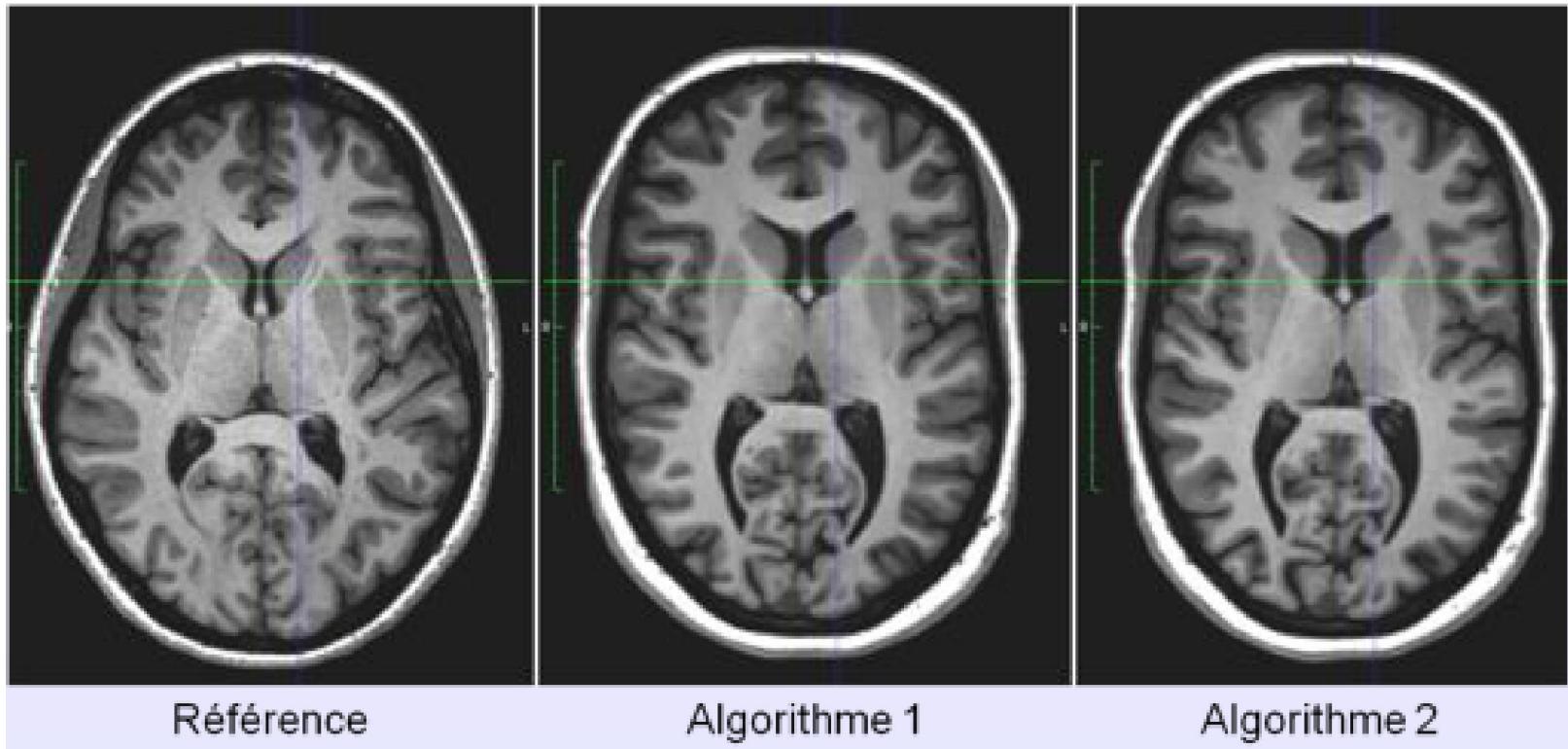
# Inter-patient, intra-modalité

- Segmentation par atlas, exemple : tête et nuque
  - Résultats (segmentation par atlas)



# Evaluation de recalage

- Comment évalué qu'une méthode fonctionne mieux ?



# Comment évaluer les résultats ?

- Visuel (subjectif ? évaluation quantitative ?) Visual Assessment of the Accuracy of Retrospective Registration of MR and CT Images of the Brain
- « Gold standard »/vérité terrain (fantôme ou repères)

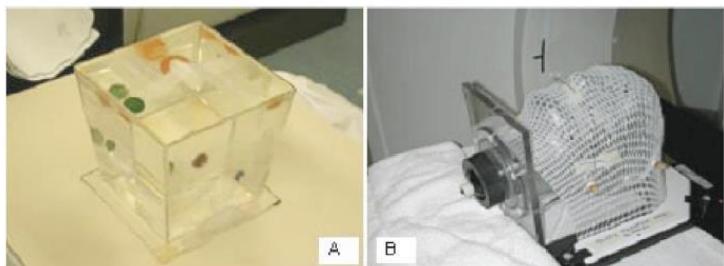


FIG. 1. (A) The IAEA brain phantom; (B) the anthropomorphic head phantom.

- Evaluation rétrospective (nombreux échantillons, complexe à mettre en place)

*J Comput Assist Tomogr. 1997 Jul-Aug;21(4):554-66.*

*Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques. West J, et al.*

- Comparaison des segmentations (complexe, validité et subjectivité des segmentations)

## Phantom validation of coregistration of PET and CT for image-guided radiotherapy

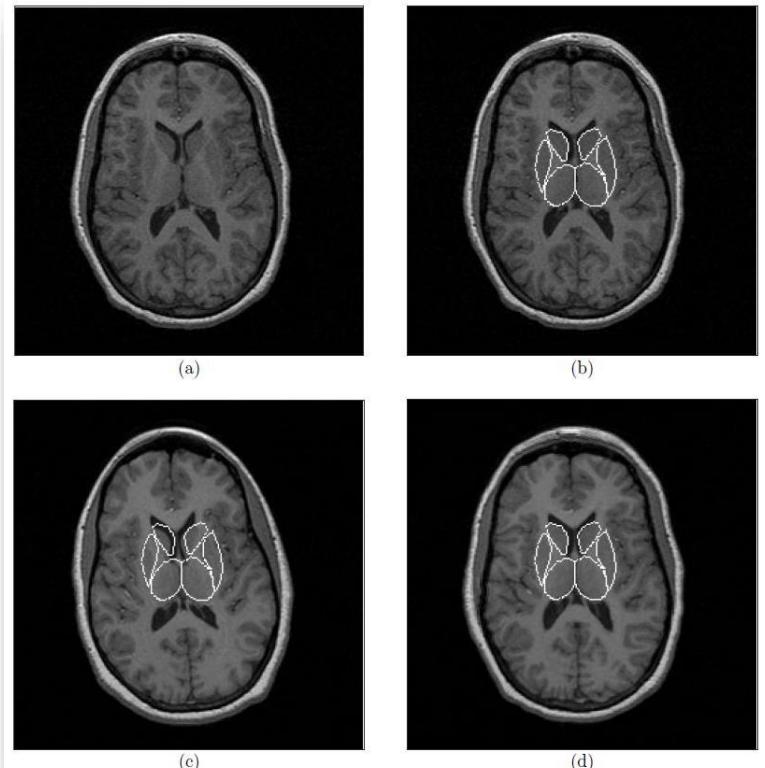
William C. Lively<sup>a)</sup>

Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University, Nashville, Tennessee

1083 Med. Phys. 31 (5), May 2004

0094-2405/2004/31(5)/1083/10/\$22.00

© 2004 Am. Assoc. Phys. Med. 1083



# Comment évaluer les résultats ?

- Champ de vecteurs artificiels (réalisme limité ?)
- Utilisation de modèles physiques

238

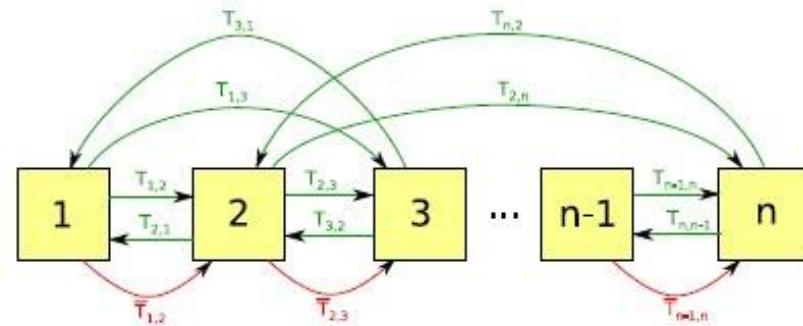
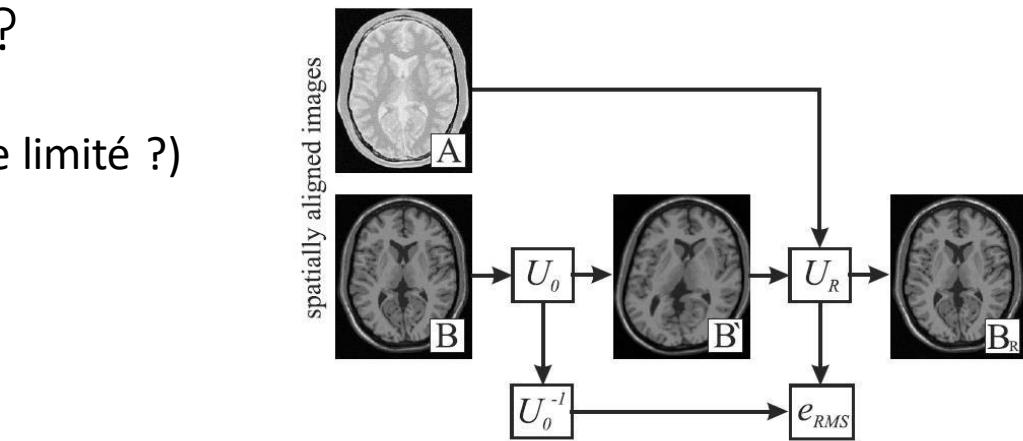
IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 22, NO. 2, FEBRUARY 2003

## Validation of Nonrigid Image Registration Using Finite-Element Methods: Application to Breast MR Images

Julia A. Schnabel\*, Christine Tanner, Andy D. Castellano-Smith, Andreas Degenhard, Martin O. Leach,  
D. Rodney Hose, Derek L. G. Hill, *Member, IEEE*, and David J. Hawkes

- « Bronze standard »

Evalue une « moyenne »  
(très coûteux, complexe)



Il faut bien noter que les transformations  $\bar{T}_{i,i+1}$  sont des variables cachées du problème qu'on cherche à estimer : elles sont solutions d'un système redondant ( $n - 1$  inconnues pour  $m \times n \times (n - 1)$  mesures  $T_{i,j}^k$ ). On les recherche comme arguments minimisant la fonction d'erreur quadratique suivante :

$$C(\bar{T}_{1,2}, \dots, \bar{T}_{n-1,n}) = \sum_{i,j \in \{1, \dots, n\}, k \in \{1, \dots, m\}} d(T_{i,j}^k, \bar{T}_{i,j})^2 \quad (2.1)$$

# Différentes méthodes d'évaluation

- Visuelle (qualitatif)
- Semi-quantitatif
- Quantitative
- En fonction de l'application
  - Comparaison des images recalées
  - Comparaison des transformations (référence?)
  - Comparaison des segmentations obtenues (atlas)

# Évaluation qualitative

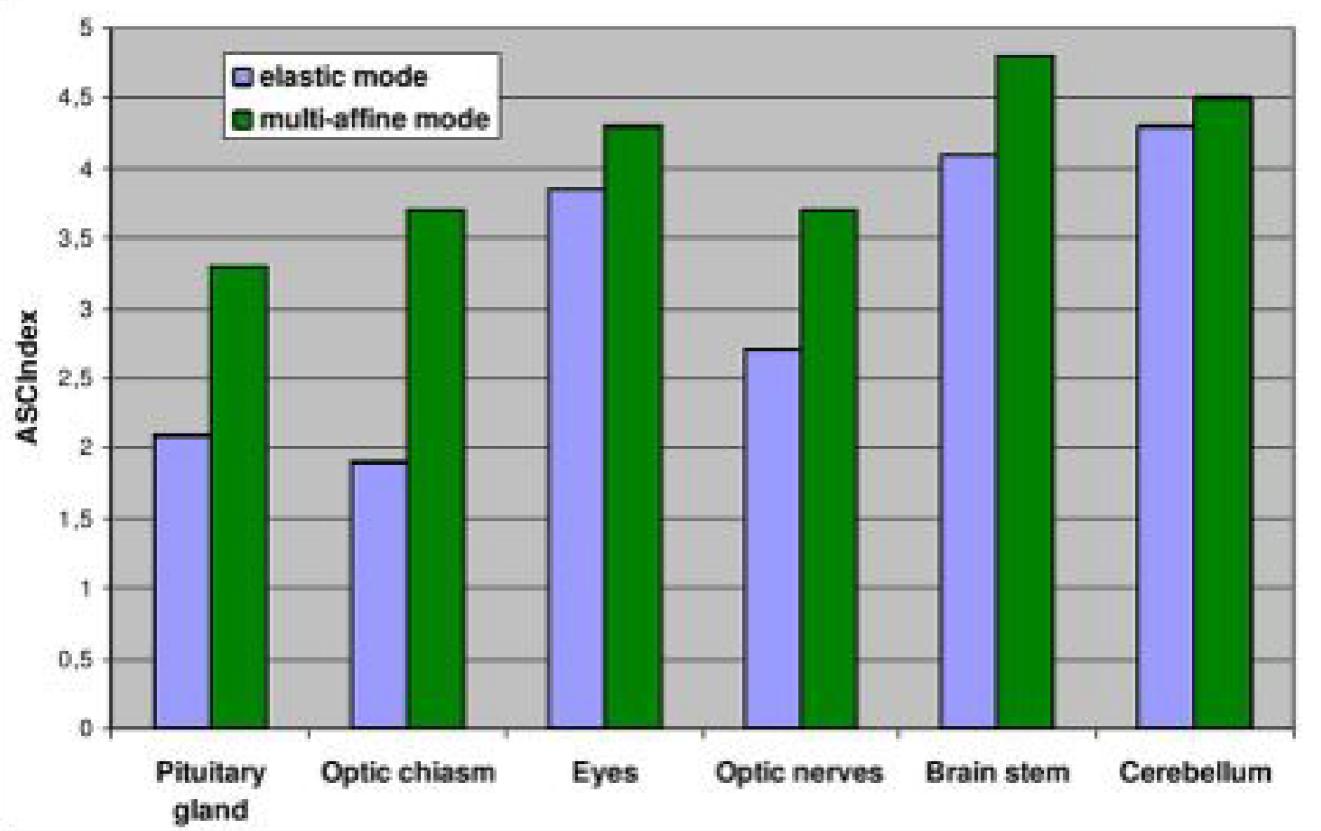
- Inspection visuelle par un clinicien ou un expert
- Souvent la première étape
- Avantages:
  - Inspection selon de multiples critères et connaissances *a priori*
  - Aucun développement nécessaire. Juste de la visu.
- Inconvénients:
  - Varie selon l'expert ou la personne (STAPLE)
  - Long: difficile à effectuer sur une grosse banque de données
  - Clinicien dure à attraper...

# Évaluation semi-quantitative

- Objectif : réduction de la subjectivité de l'évaluation qualitative
- Définition d'une échelle de notation
  - Basé sur des critères bien définis et identifiables (échelle CHIPS, European Task pour le vieillissement)
- Exemple
  - Évaluation de segmentation par recalage d'atlas
  - Score entre 0 et 5
  - 0 = aucun recouvrement
  - 5 = recouvrement parfait

# Évaluation semi-quantitative

- Comparaison entre deux méthodes de segmentation/recalage d'atlas



# Évaluation semi-quantitative

- Avantages:
  - Permet de prendre en compte des attentes précises
  - Moins subjectif, plus reproductible
- Inconvénients:
  - Reste subjectif
  - Difficulté d'une bonne définition de critères de notation
  - Difficile à utiliser pour des comparaisons de recalage pure

# Évaluation quantitative

- Objectif : produire des scores normalisés
- Avantages:
  - Critères objectifs, reproductibles, automatisés
- Inconvénients:
  - Critères plus simplistes
- Différents critères disponibles:
  - Comparaison d'intensité des images
  - Comparaison de transformations
  - Comparaison de landmarks
  - Comparaison de segmentations obtenues

# Images 3D

- MeVisLab <https://www.mevislab.de/>
- Virtual population <https://itis.swiss/virtual-population/tissue-properties/overview/>
- Giga voxel <http://gigavoxels.imag.fr/videos.html> et <https://www.yumpu.com/en/document/read/19109924/gigavoxels-siggraph09-slidespdf-maverick-inria>
- Effets spéciaux (milieux participatifs)  
<http://www.cemyuksel.com/research/lgh/>
- Impression 3D <https://www.monolith.zone/>

## Logiciels et données utilisés

### Exemple 4

- Logiciel *3D Slicer* : <http://www.slicer.org/>
- Logiciel *MedINRIA* : <http://gforge.inria.fr/projects/medinria>
- Données d'atlas : MRI-based Atlas of the Brain <http://www.spl.harvard.edu/pages/Software>

# Abréviations

- SE, TSE, FSE: écho de spin, écho de spin turbo, écho de spin rapide
- FFE: écho de champ rapide (Philips MRI)
- PD: densité de protons
- IR: reprise d'inversion:
  - FLAIR: IR atténué par les liquides
  - STIR: tau IR court
  - SPIR: saturation spectrale avec IR

# Utilisation clinique des séquences

- T1W : tous les organes (pour les détails anatomiques); post gadolinium, pour détecter l'amélioration
- T2W : structures fluides, œdème
- AIR FLAIR : œdème / augmentation de H<sub>2</sub>O dans les tissus
- GREGRE / T2 FFE et SWI : calcification, hémosidérine, mélanine
- DWI : flux restreint de H<sub>2</sub>O / tissu cellulaire
- Fat Sat et STIR/SPIR : œdème et rehaussement (avec gadolinium) des structures entourées de graisse
- MRA : vaisseaux