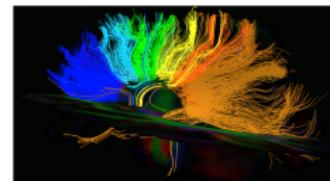
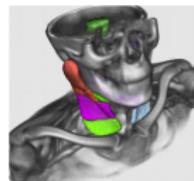
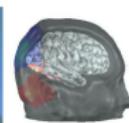
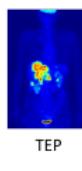


# Imagerie Médicale

## Partie 4: Recalage partie 2/2

Pierre Maurel



## Optimisation

# Optimisation

- Étant donné un certain critère de similarité (SSD, Cross-correlation, Info. mutuelle) et une famille de transformations (rigide, affine, non linéaire), comment **trouver** la transformation  $T$  telle que les 2 images  $I \circ T$  et  $J$  se ressemblent ?

# Optimisation

- Étant donné un certain critère de similarité (SSD, Cross-correlation, Info. mutuelle) et une famille de transformations (rigide, affine, non linéaire), comment **trouver** la transformation  $T$  telle que les 2 images  $I \circ T$  et  $J$  se ressemblent ?
- Deux grandes familles de méthodes :
  - Approches iconiques : directement sur l'intensité des images
  - Approches géométriques : d'abord segmentation, puis appariement de primitives géométriques extraites

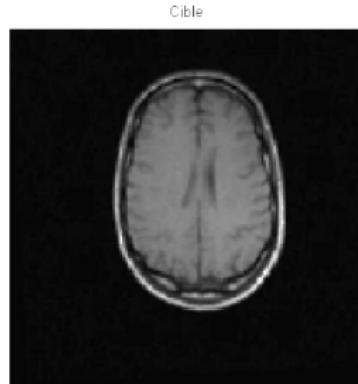
## Optimisation

↪ Approches iconiques

# SSD+Translations 2D

Exemple (en 2D) :

- Critère de similarité : SSD
- Transformations considérées : translations en 2D

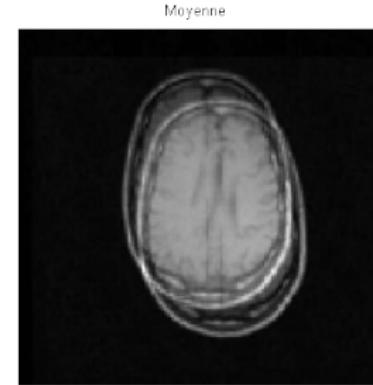
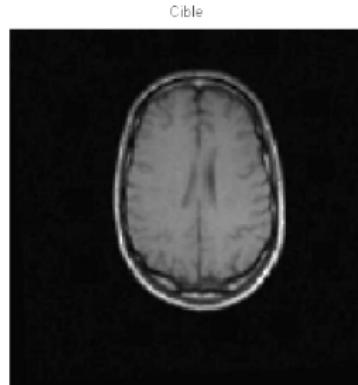


- On cherche donc  $\vec{t} = (p, q)$  qui minimise

# SSD+Translations 2D

Exemple (en 2D) :

- Critère de similarité : SSD
- Transformations considérées : translations en 2D



- On cherche donc  $\vec{t} = (p, q)$  qui minimise

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x+p, y+q) - J(x, y))^2$$

# SSD+Translations 2D

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x + p, y + q) - J(x, y))^2$$

- Comment faire ?

# SSD+Translations 2D

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x+p, y+q) - J(x, y))^2$$

- Comment faire ?
- Calcul des dérivées :

$$\frac{\partial SSD}{\partial p} =$$

$$\frac{\partial SSD}{\partial q} =$$

# SSD+Translations 2D

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x+p, y+q) - J(x, y))^2$$

- Comment faire ?
- Calcul des dérivées :

$$\frac{\partial SSD}{\partial p} = 2 \sum_{x,y} [(I(x+p, y+q) - J(x, y)) * \frac{\partial I}{\partial x}(x+p, y+q)]$$

$$\frac{\partial SSD}{\partial q} = 2 \sum_{x,y} [(I(x+p, y+q) - J(x, y)) * \frac{\partial I}{\partial y}(x+p, y+q)]$$

# SSD+Translations 2D

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x+p, y+q) - J(x, y))^2$$

- Comment faire ?
- Calcul des dérivées :

$$\frac{\partial SSD}{\partial p} = 2 \sum_{x,y} \left[ (I(x+p, y+q) - J(x, y)) * \frac{\partial I}{\partial x}(x+p, y+q) \right]$$

$$\frac{\partial SSD}{\partial q} = 2 \sum_{x,y} \left[ (I(x+p, y+q) - J(x, y)) * \frac{\partial I}{\partial y}(x+p, y+q) \right]$$

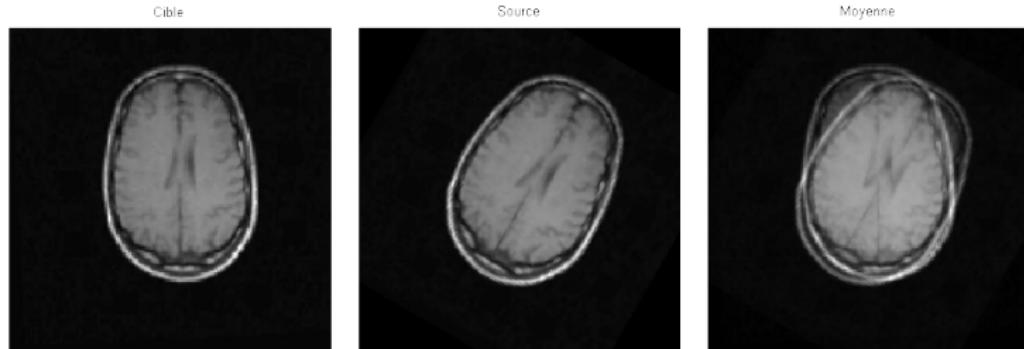
- Descente de gradient :  $p_{i+1} = p_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial p}$        $q_{i+1} = q_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial q}$

**DEMO MATLAB**

# SSD+Rotations 2D

Exemple (en 2D) :

- Critère de similarité : SSD
- Transformations considérées : rotations en 2D



- On cherche donc  $\theta$  qui minimise

$$SSD(\theta) = \sum_{x,y} \left( I(x \cos(\theta) - y \sin(\theta), x \sin(\theta) + y \cos(\theta)) - J(x, y) \right)^2$$

# SSD+Rotations 2D

$$SSD(\theta) = \sum_{x,y} \left( I(x \cos(\theta) - y \sin(\theta), x \sin(\theta) + y \cos(\theta)) - J(x, y) \right)^2$$

- Calcul des dérivées :

$$\frac{\partial SSD}{\partial \theta} = 2 \sum_{x,y} \left( I(x \cos(\theta) - y \sin(\theta), x \sin(\theta) + y \cos(\theta)) - J(x, y) \right) *$$

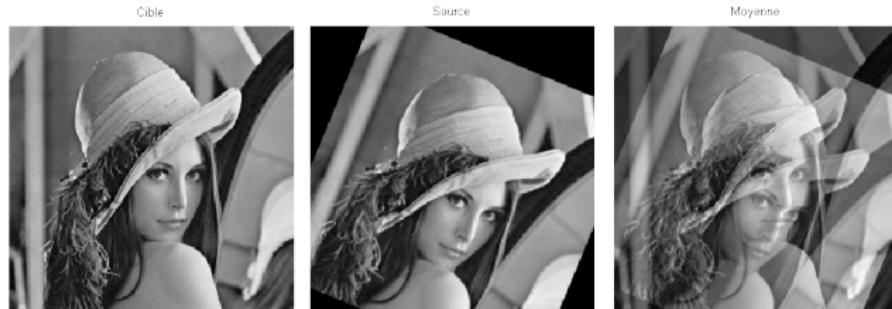
$$\left( \frac{\partial I}{\partial x} * (-x \sin(\theta) - y \cos(\theta)) + \frac{\partial I}{\partial y} * (x \cos(\theta) - y \sin(\theta)) \right)$$

- Descente de gradient :  $\theta_{i+1} = \theta_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial \theta}$

**DEMO MATLAB**

# SSD+Transformations rigides (2D)

$$SSD(\theta, p, q) = \sum_{x,y} \left( I(x \cos(\theta) - y \sin(\theta) + p, x \sin(\theta) + y \cos(\theta) + q) - J(x, y) \right)^2$$



- Descente de gradient :

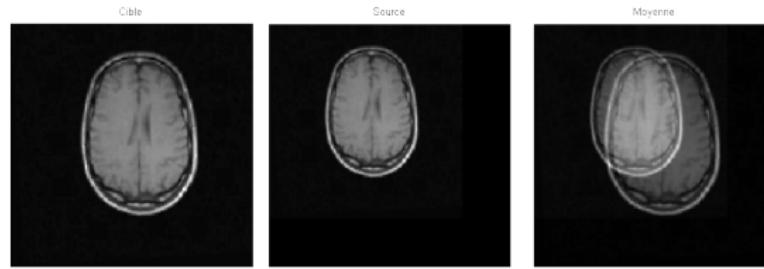
$$\theta_{i+1} = \theta_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial \theta} \quad p_{i+1} = p_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial p} \quad q_{i+1} = q_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial q}$$

**DEMO MATLAB** (desc. de gradient à pas fixe)

**DEMO MATLAB** (desc. de gradient + sophistiquée)

# SSD+Homothéties (2D)

$$SSD(\theta, p, q) = \sum_{x,y} \left( I(sx, sy) - J(x, y) \right)^2$$



- Dérivées / Descente de gradient :

$$\frac{\partial SSD}{\partial s} = 2 \sum_{x,y} \left( I(sx, sy) - J(x, y) \right) \left( x \frac{\partial I}{\partial x} + y \frac{\partial I}{\partial y} \right) \quad s_{i+1} = s_i - \varepsilon \frac{\partial SSD}{\partial s}$$

**DEMO MATLAB**

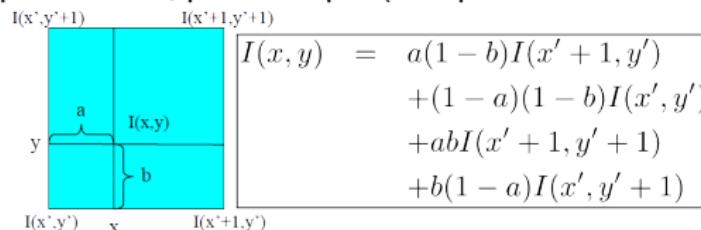
# Interpolation

- Point très important et crucial dans l'implémentation : **interpolation**.

- on écrit, par exemple, qu'on cherche  $\vec{t} = (p, q)$  qui minimise

$$SSD(\vec{t}) = \sum_{x,y} (I(x+p, y+q) - J(x, y))^2$$

- Mais en fait  $I$  n'est pas définie en  $(x + p, y + q)$  (lorsque  $p$  et  $q$  ne sont pas entiers) et on prend donc, par exemple (interpolation bi-linéaire) :



- Il faudrait donc théoriquement "dériver" le critère en tenant compte de l'interpolation choisie.
- Il faut en tout cas s'attendre à des remontées d'énergie (au niveau sub-pixélique), cf TP

# Optimisation : Approches iconiques

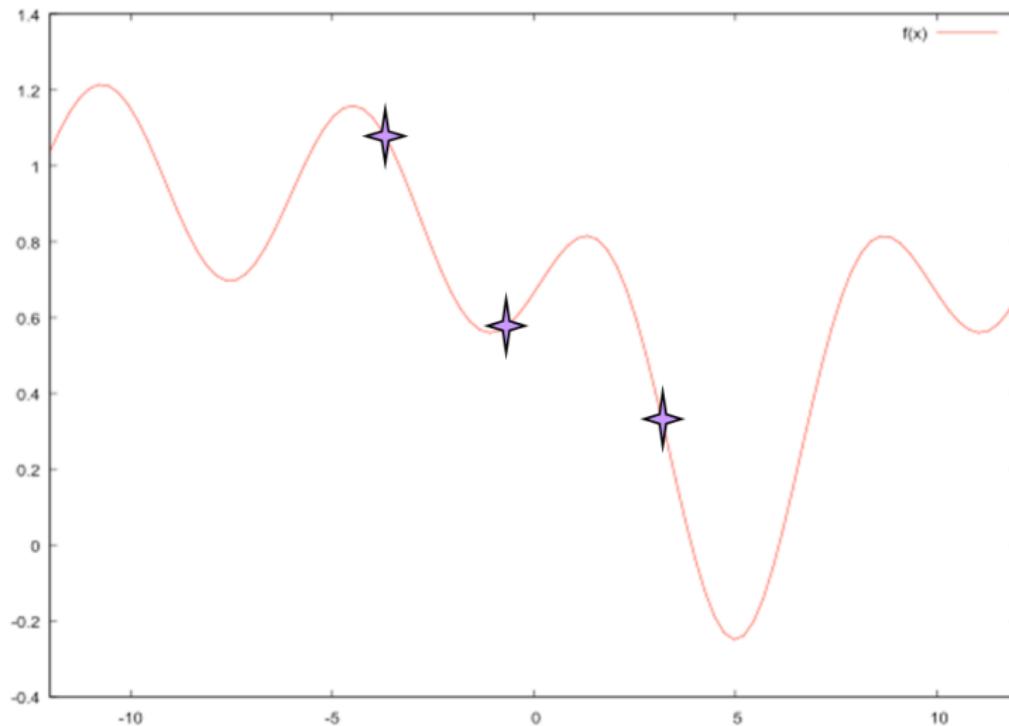
- On pourrait dériver de la même manière le coefficient de corrélation ou l'information mutuelle
- Pour minimiser un critère de similarité directement à partir des intensités des images, on applique donc des algos type "descente de gradient"
- En pratique : la descente de gradient simple n'est (ou ne devrait) jamais être utilisée
  - recherche du pas optimal ( $\varepsilon$ ) "line search"
  - Gradient conjugué
  - méthode de Newton (calcul de la hessienne), Quasi-Newton (estimation de la hessienne, e.g. BFGS)

# Optimisation : Approches iconiques

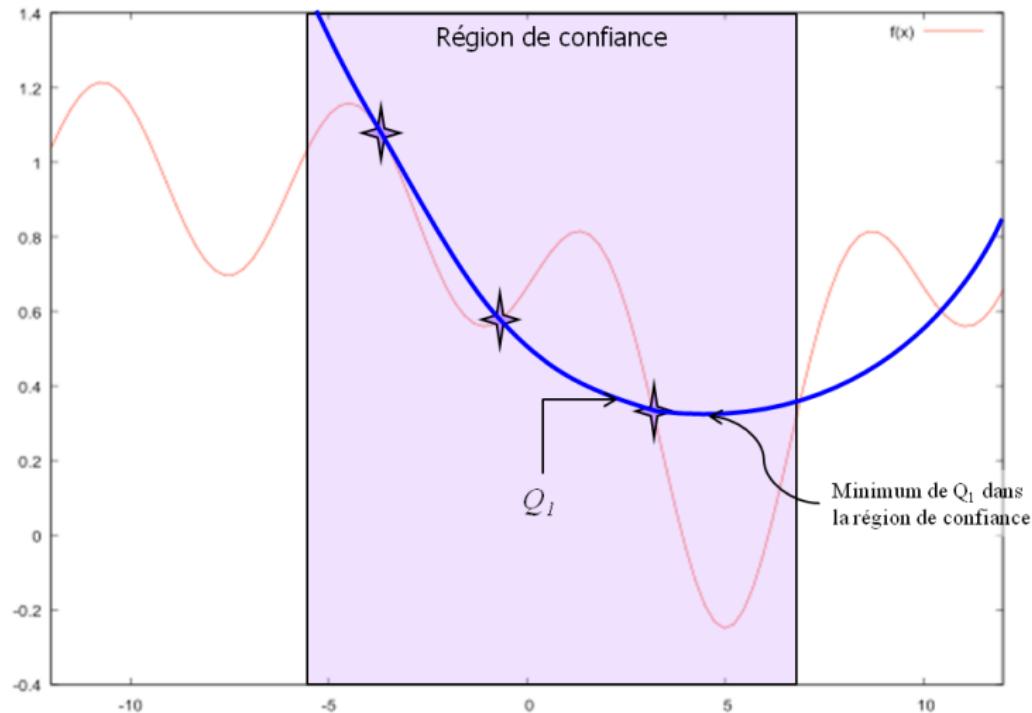
## Et aussi

- Méthodes non déterministes : recuit simulé et algorithmes génétiques
- sans calcul du gradient : e.g. Méthode du Simplexe, Powell
- Exemple : NEW Unconstrained Optimization Algorithm [Powell 04]
  - 1 Calculer une approximation quadratique de la fonction à optimiser utilisant un ens. initial de points, typiquement  $2n + 1$  pour un problème de dim.  $n$
  - 2 Calculer le minimum de l'approximation dans la "région de confiance" définie par les points initiaux
  - 3 Remplacer le "pire" paramètre de l'ensemble initial par cette nouvelle valeur estimée et mettre à jour la region de confiance
  - 4 Itérer

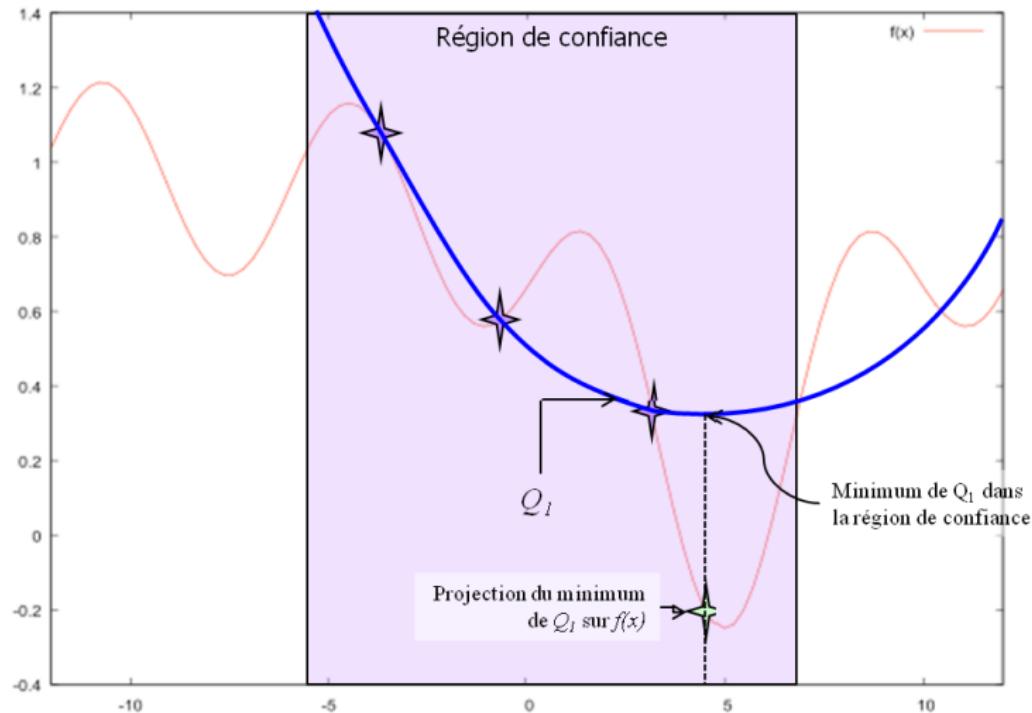
# Optimisation, exemple : NEWUOA



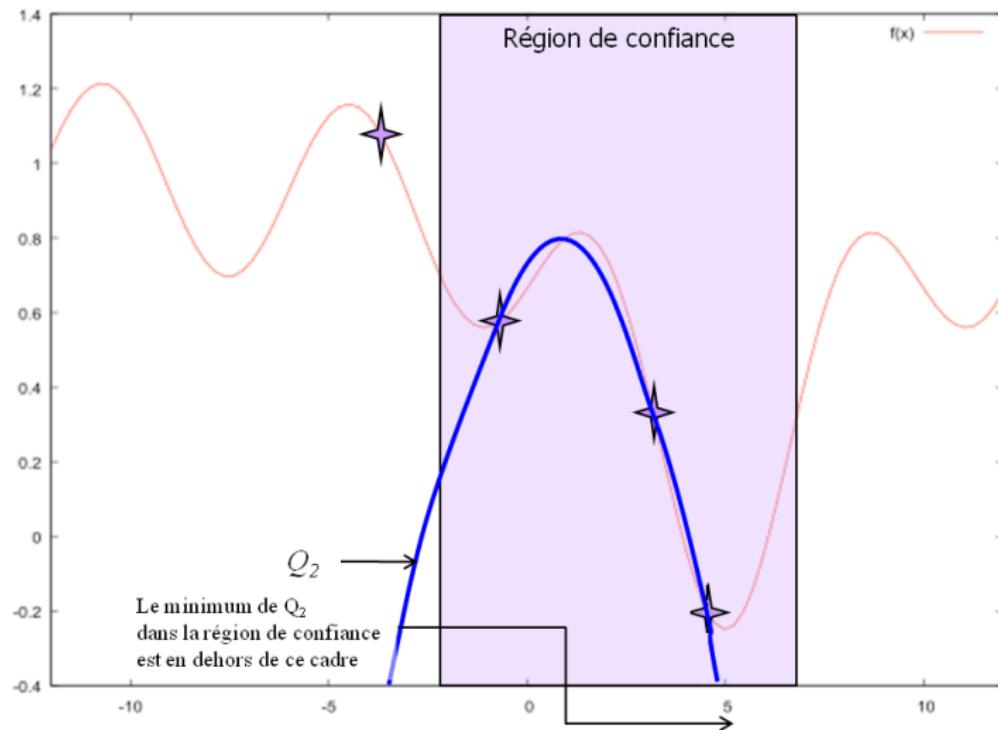
# Optimisation, exemple : NEWUOA



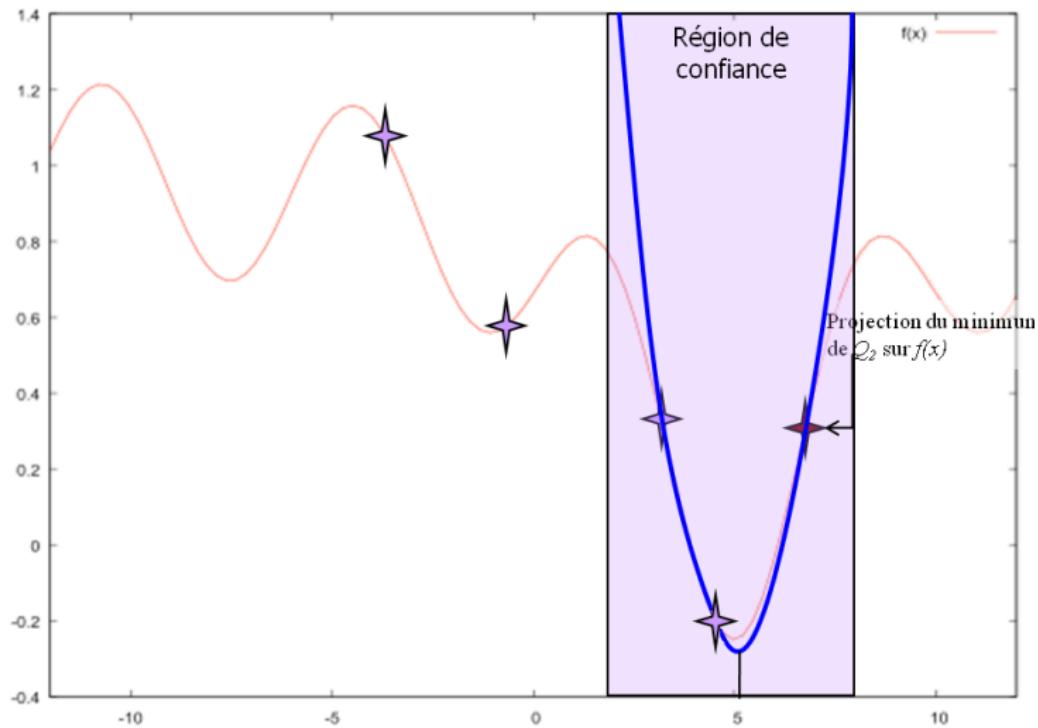
# Optimisation, exemple : NEWUOA



# Optimisation, exemple : NEWUOA



# Optimisation, exemple : NEWUOA



# Approches hiérarchiques

- Le plus souvent : 1 méthode d'optimisation → 1 minimum **local**

# Approches hiérarchiques

- Le plus souvent : 1 méthode d'optimisation → 1 minimum **local**
- Pour limiter ce problème de convergence vers un minimum local :  
approches hiérarchiques
  - consistent à décomposer le pb d'optim en une succession de pb d'optim de complexité croissante
  - La solution obtenue à l'un des problèmes est utilisée comme initialisation pour le problème de complexité supérieure
  - But : accélérer la convergence **et** éviter certains minimas locaux

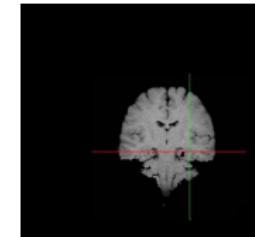
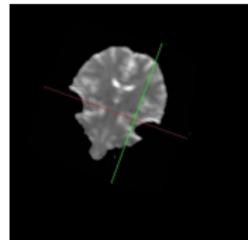
# Approches hiérarchiques

- Le plus souvent : 1 méthode d'optimisation → 1 minimum **local**
- Pour limiter ce problème de convergence vers un minimum local :  
approches hiérarchiques
  - consistent à décomposer le pb d'optim en une succession de pb d'optim de complexité croissante
  - La solution obtenue à l'un des problèmes est utilisée comme initialisation pour le problème de complexité supérieure
  - But : accélérer la convergence **et** éviter certains minimas locaux
- 3 classes d'approches
  - complexité du modèle
  - complexité de la déformation
  - complexité des données

# Approches hiérarchiques : complexité du modèle

- l'utilisation successive de modèles différents ayant un nombre de degrés de liberté de + en + important
- exemple : effectuer un recalage rigide, puis affine et enfin recalage non linéaire (free-form deformation)

Source

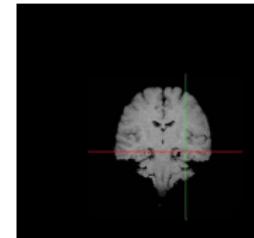
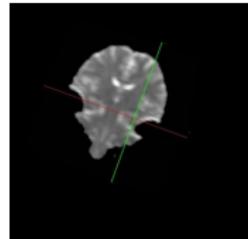


Cible

# Approches hiérarchiques : complexité du modèle

- l'utilisation successive de modèles différents ayant un nombre de degrés de liberté de + en + important
- exemple : effectuer un recalage rigide, puis affine et enfin recalage non linéaire (free-form deformation)

Source

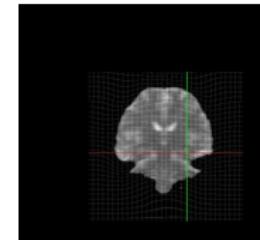
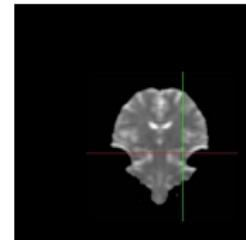
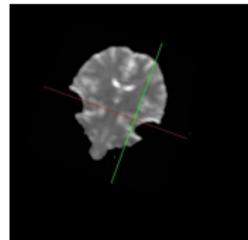


Cible

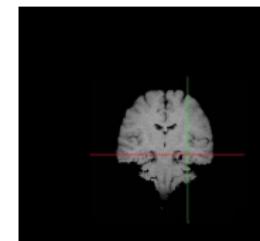
# Approches hiérarchiques : complexité du modèle

- l'utilisation successive de modèles différents ayant un nombre de degrés de liberté de + en + important
- exemple : effectuer un recalage rigide, puis affine et enfin recalage non linéaire (free-form deformation)

Source



Cible



# Approches hiérarchiques : complexité du modèle

Images : Antoine Legouhy

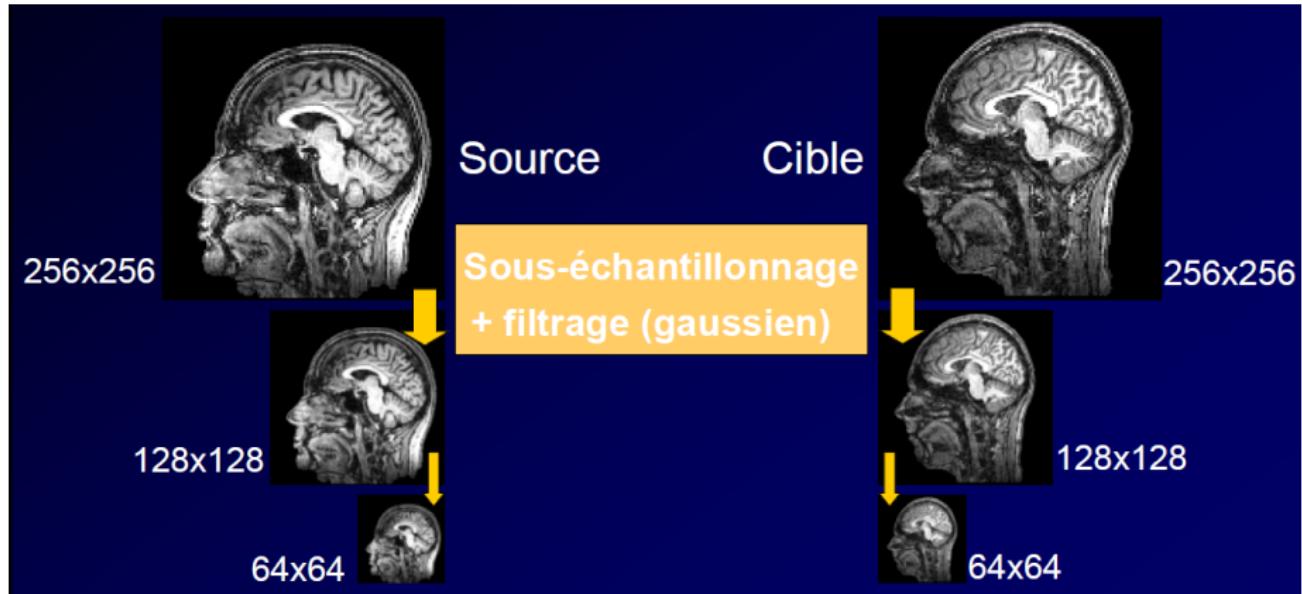
# Approches hiérarch. : complexité de la déformation

- pour un modèle de déformation donnée, augmenter progressivement le nombre de degré de liberté
- Exemples
  - base de fonctions polynomiales : augmenter successivement l'ordre des polynomes
  - base d'ondelettes : diminuer progressivement la taille des supports
  - transformations non-linéaires paramétriques : augmenter le nombre de points de contrôle

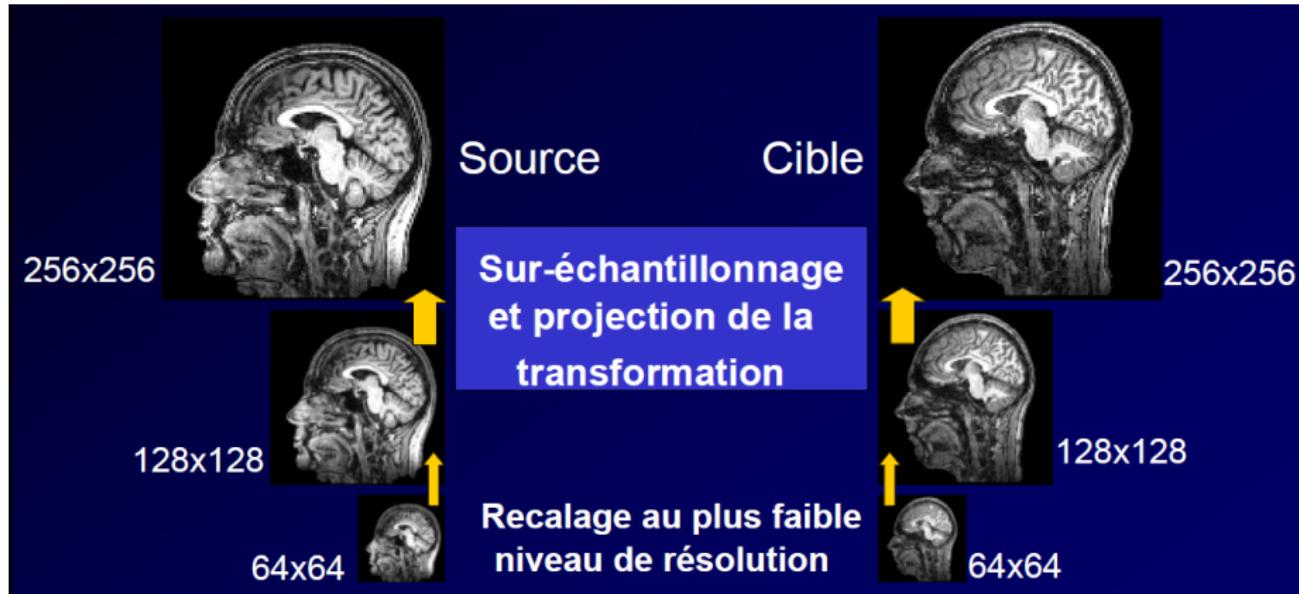
# Approches hiérarchiques : complexité des données

- augmenter progressivement la taille des images
- On commence par construire une pyramide d'images sous-échantillonnées
- Le recalage est effectué en premier lieu sur les images de faible résolution
- La solution obtenue est ensuite utilisée comme initialisation au recalage suivant

# Approches hiérarchiques : complexité des données



# Approches hiérarchiques : complexité des données



## Optimisation

↪ Approches géométriques

# Optimisation : approches géométriques

## Principe général

- peut-être les plus "naturelles" : 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 cherche alors la transformation spatiale qui apparie "au mieux" les différentes primitives extraites

# Optimisation : approches géométriques

## Illustration du principe général

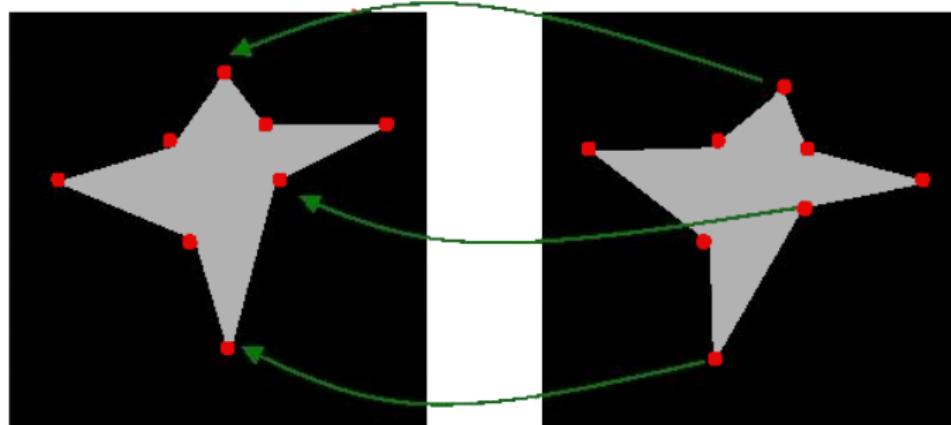
Première étape : extraction de primitives géométrique (points)



# Optimisation : approches géométriques

## Illustration du principe général

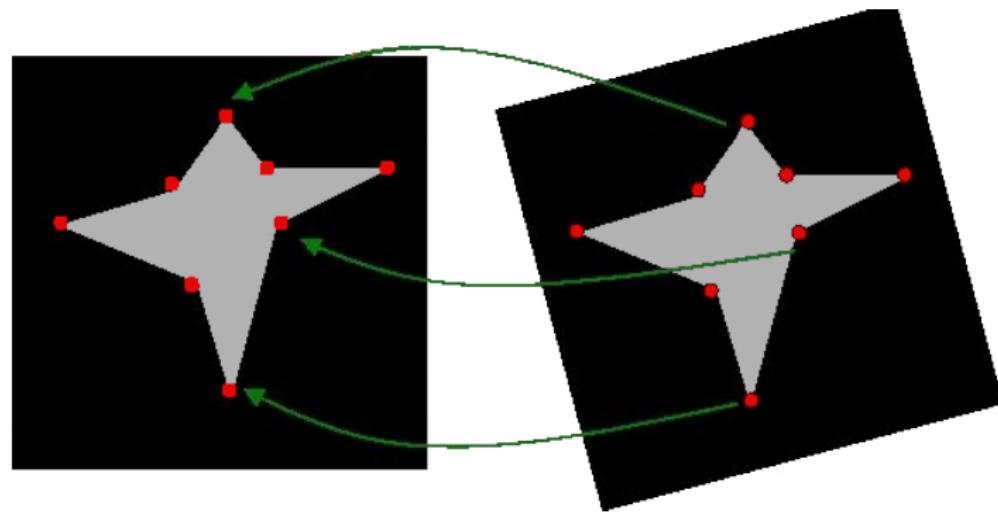
Première étape : extraction de primitives géométrique (points)



# Optimisation : approches géométriques

## Illustration du principe général

Deuxième étape : transformation permettant d'apparier ces points



# Optimisation : approches géométriques

- Repose donc sur deux étapes bien distinctes

# Optimisation : approches géométriques

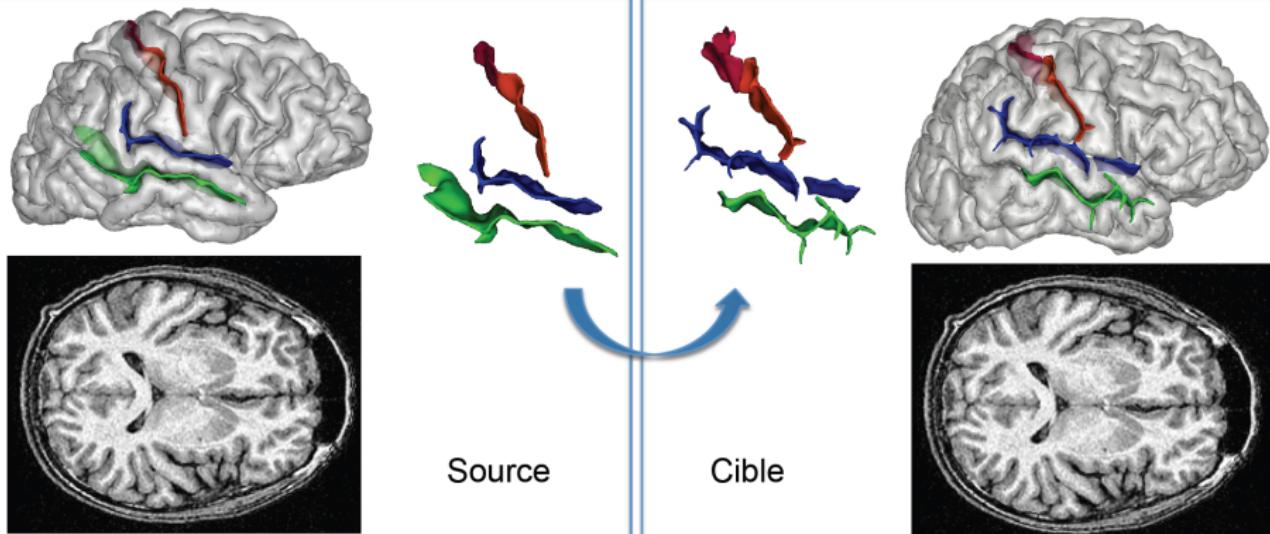
- Repose donc sur deux étapes bien distinctes
- Première étape : "segmentation" ← souvent la plus problématique (si automatique)
  - Il faut : extraire des primitives significatives. Difficulté : si beaucoup de bruit (images ultrasonores)
  - Mais il faut encore que ces primitives correspondent aux **mêmes** réalités physiques dans les **deux** images. Difficulté : recalage multi-modal

# Optimisation : approches géométriques

- Repose donc sur deux étapes bien distinctes
- Première étape : "segmentation" ← souvent la plus problématique (si automatique)
  - Il faut : extraire des primitives significatives. Difficulté : si beaucoup de bruit (images ultrasonores)
  - Mais il faut encore que ces primitives correspondent aux **mêmes** réalités physiques dans les **deux** images. Difficulté : recalage multi-modal
- Remarque : extraction automatique de primitives = idéal. Possible aussi : manuel (médecin) ou stéréotaxiques (inclus dans les images / fixés au patient)

# Détection automatique de primitives

- Sillons corticaux : G. Auzias et al., Diffeomorphic brain registration under exhaustive sulcal constraints, IEEE Transactions on Medical Imaging. 2010



# Primitives extrinsèques

- Cadre stéréotaxique
- autres repères externes, contention



# Recalage (appariement) des primitives extraites

- Une fois les primitives extraites : deuxième étape : recalage proprement dit, i.e. calcul d'une transformation spatiale "optimale"

# Recalage (appariement) des primitives extraites

- Une fois les primitives extraites : deuxième étape : recalage proprement dit, i.e. calcul d'une transformation spatiale "optimale"
- Cas le plus simple, primitives labellisées : on connaît les correspondances (la  $k$ -ième primitive dans  $I$  correspond à la  $k$ -ième primitive dans  $J$ )
- On cherche donc la transformation spatiale  $T$  telle que

$$T(x^k) = (y^k) \quad \text{avec}$$

- $x_k = (x_1^k, x_2^k, x_3^k)$  coordonnées de la  $k$ -ième primitive dans l'image source
- $y_k = (y_1^k, y_2^k, y_3^k)$  coordonnées de la  $k$ -ième primitive dans l'image cible
- Si  $T$  est linéaire, on peut récrire sous forme matricielle :  $Y = T * X$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1^1 & y_1^2 & \dots & y_1^N \\ y_2^1 & y_2^2 & \dots & y_2^N \\ y_3^1 & y_3^2 & \dots & y_3^N \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^N \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^N \\ x_3^1 & x_3^2 & \dots & x_3^N \end{bmatrix}$$

# Recalage (appariement) de primitives labellisées

- En pratique : pas de solution exacte. Exemple : recalage affine : 12 paramètres, souvent beaucoup plus de primitives + bruit

# Recalage (appariement) de primitives labellisées

- En pratique : pas de solution exacte. Exemple : recalage affine : 12 paramètres, souvent beaucoup plus de primitives + bruit
- On cherche donc plutôt  $T$  qui minimise l'écart entre  $T(x^k)$  et  $(y^k)$

# Recalage (appariement) de primitives labellisées

- En pratique : pas de solution exacte. Exemple : recalage affine : 12 paramètres, souvent beaucoup plus de primitives + bruit
- On cherche donc plutôt  $T$  qui minimise l'écart entre  $T(x^k)$  et  $(y^k)$
- Méthode des moindres carrés :

$$\inf_T \sum_{k=1}^N \|T(x^k) - y^k\|^2$$

# Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- En pratique : si détection automatique → primitives non-labellisées
- i.e. : on a extrait des primitives dans chaque image, 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  $I$

# Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- En pratique : si détection automatique → primitives non-labellisées
- i.e. : on a extrait des primitives dans chaque image, 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
  - **algorithme ICP (Iterative Closest Point)** ←

# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- Algorithme ICP (Iterative Closest Point) Besl et Mc Kay, 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

# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

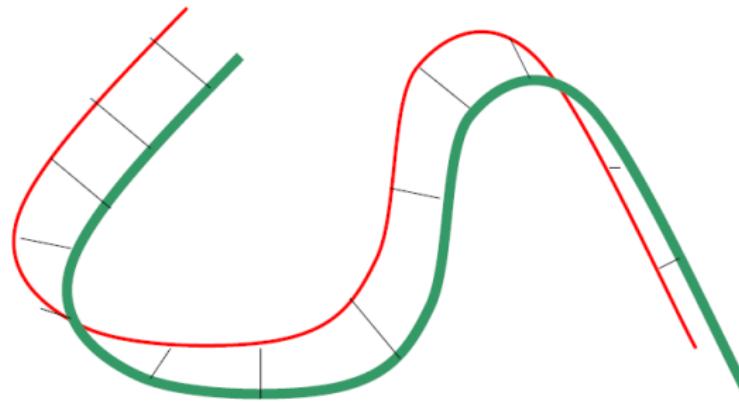
- Algorithme ICP (Iterative Closest Point) Besl et Mc Kay, 1992
  - Étant donné 2 nuages de points  $x^k$  et  $y^k$
  - on cherche à les mettre en correspondance **et** à trouver la transformation spatiale correspondante
  - On procède itérativement :
    - 1 Association des points par le critère du plus proche voisin.
    - 2 Estimation des paramètres de transformation
    - 3 Transformer les points en utilisant les paramètres estimés.
    - 4 Itération (ré-associer les points etc).

# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- Algorithme ICP (Iterative Closest Point), Besl et Mc Kay, 1992

1 Association des points par les critères du plus proche voisin.

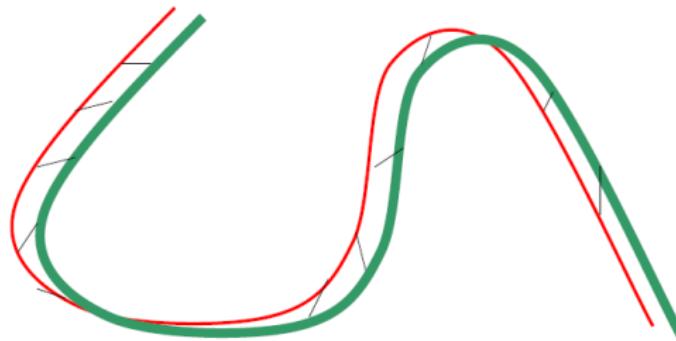


# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- Algorithme ICP (Iterative Closest Point) Besl et Mc Kay, 1992

**2** Estimation de la transformation et **3** Transformer les points

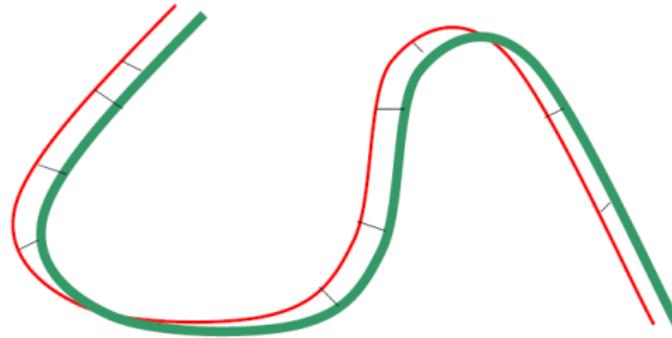


# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- Algorithme ICP (Iterative Closest Point) Besl et Mc Kay, 1992

1 (bis) Association des points par les critères du plus proche voisin.

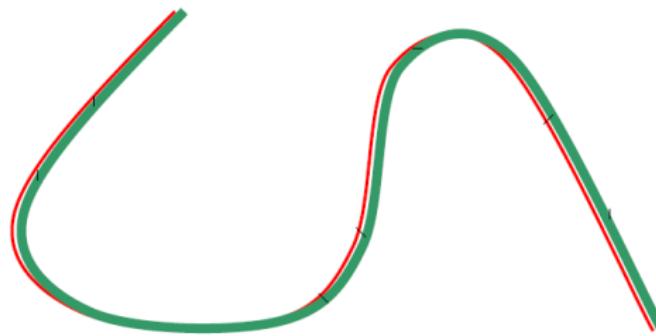


# Optimisation : approches géométriques

## Recalage (appariement) de primitives non-labellisées

- Algorithme ICP (Iterative Closest Point) Besl et Mc Kay, 1992

2 (bis) Estimation de la transformation et 3 (bis) Transformer les points



## Optimisation

↪ Approche hybride : Block-Matching

# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Appariement de blocs dans les images (géométrique) en utilisant un critère de similarité sur l'intensité des blocs (iconique)

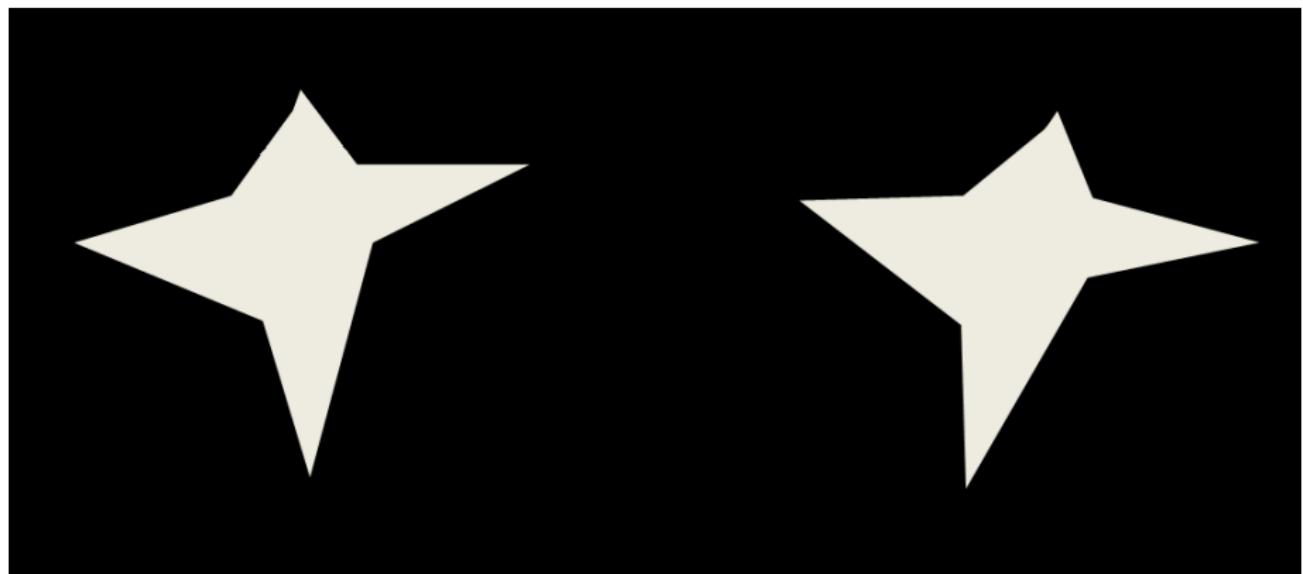
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Appariement de blocs dans les images (géométrique) en utilisant un critère de similarité sur l'intensité des blocs (iconique)
- Algorithme itératif :
  - Calcul d'appariements entre les blocs
  - Calcul d'une correction  $\delta T^i$  à la transformation courante
  - Composition de la correction et de la transformation courante

$$T^{i+1} = T^i \circ \delta T^i$$

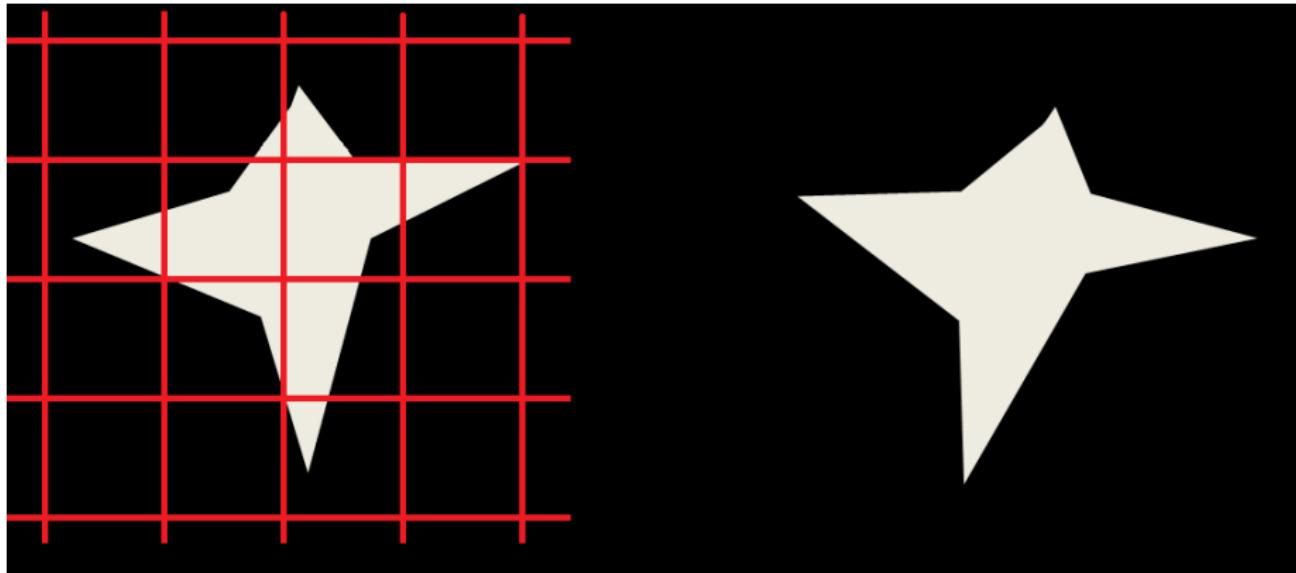
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

1 On considère des sous-images (ou "blocs") régulièrement échantillonnées



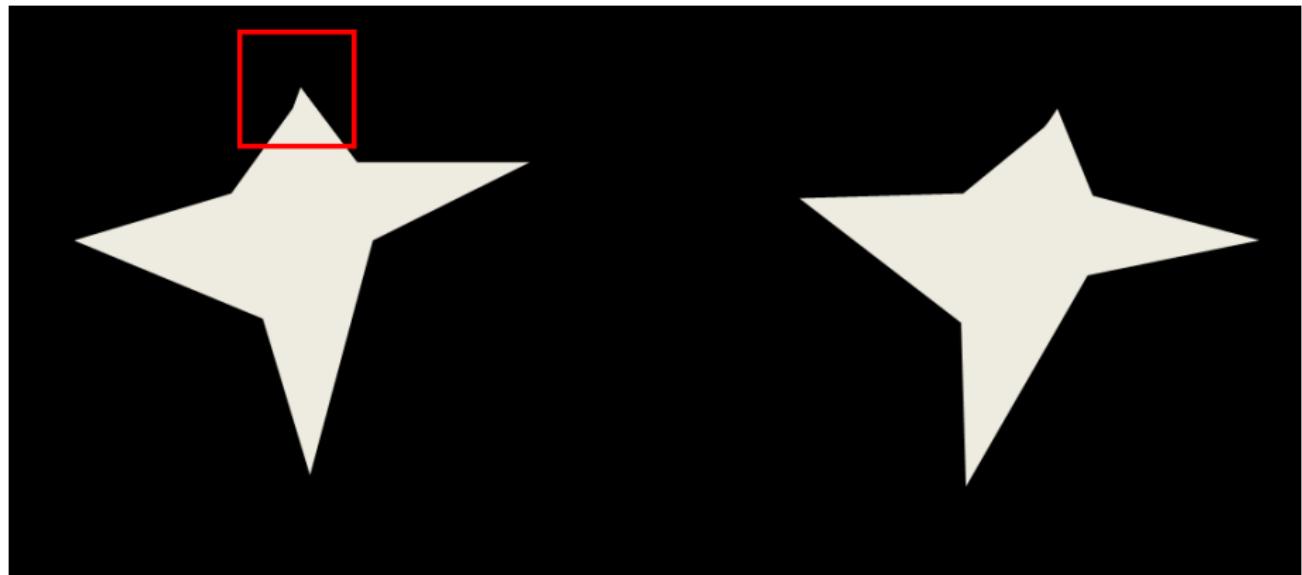
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 1 On considère des sous-images (ou "blocs") régulièrement échantillonnées



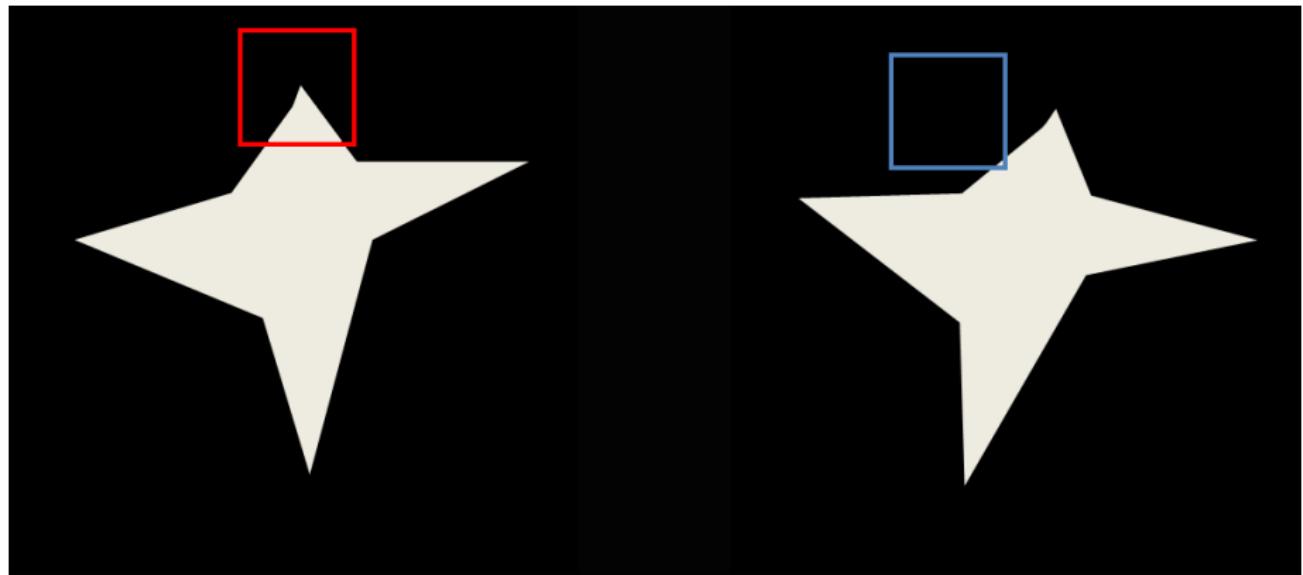
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 1 On considère des sous-images (ou "blocs") régulièrement échantillonnées



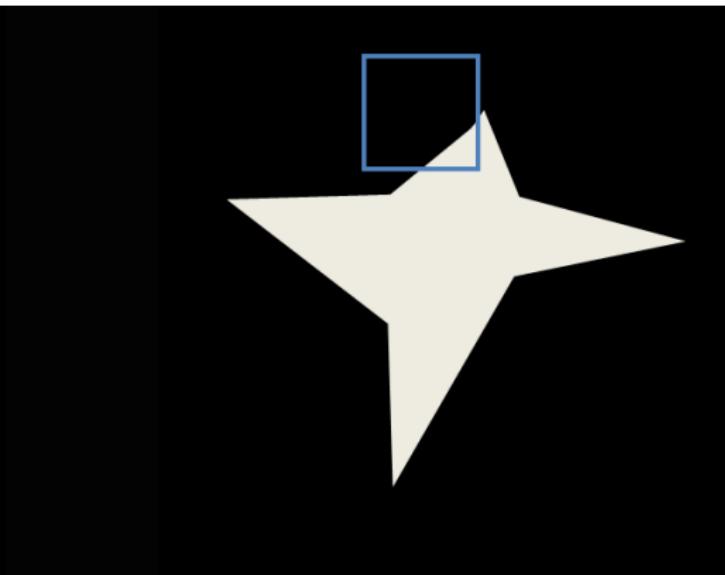
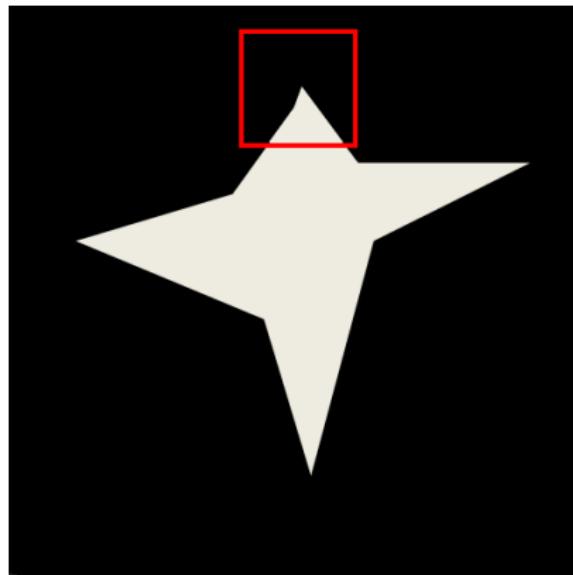
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



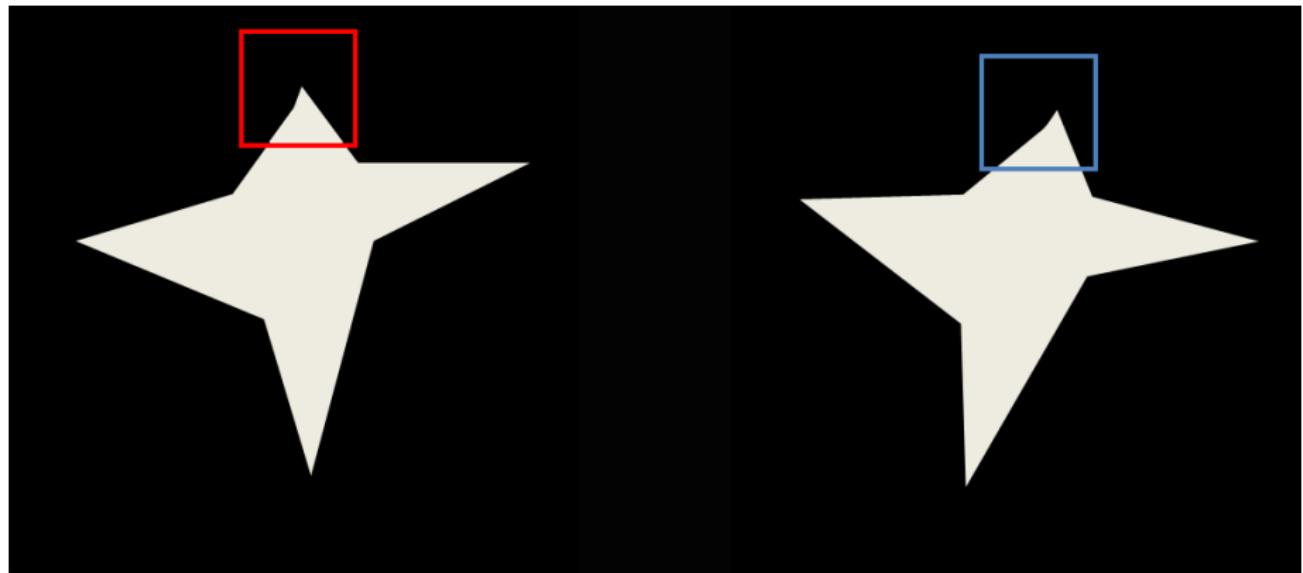
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



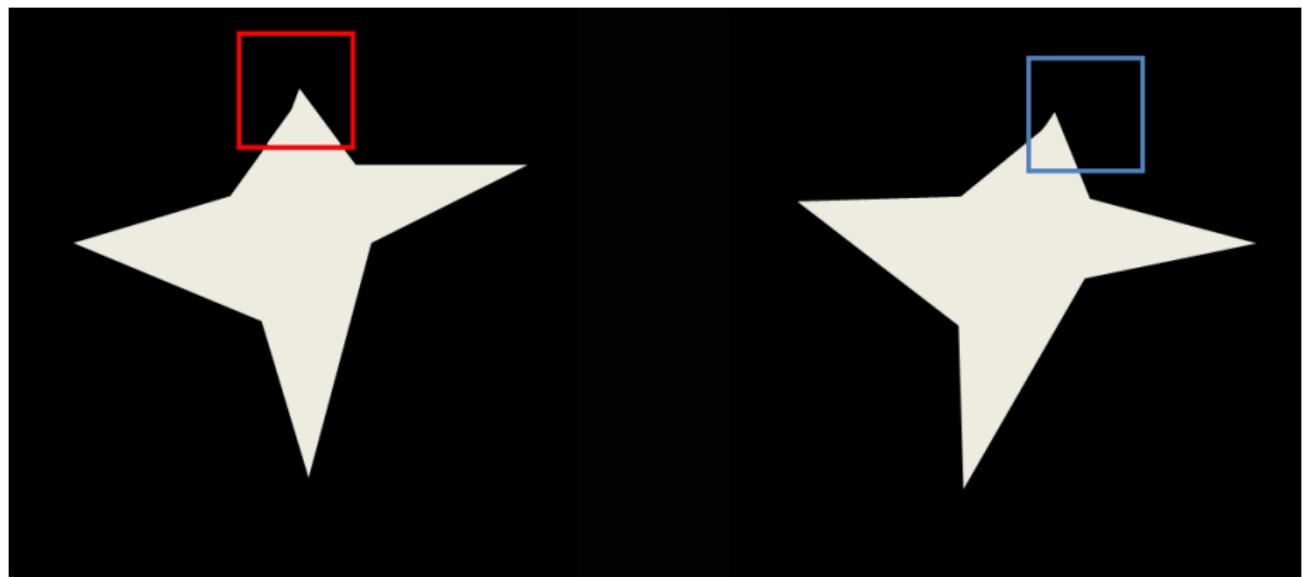
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



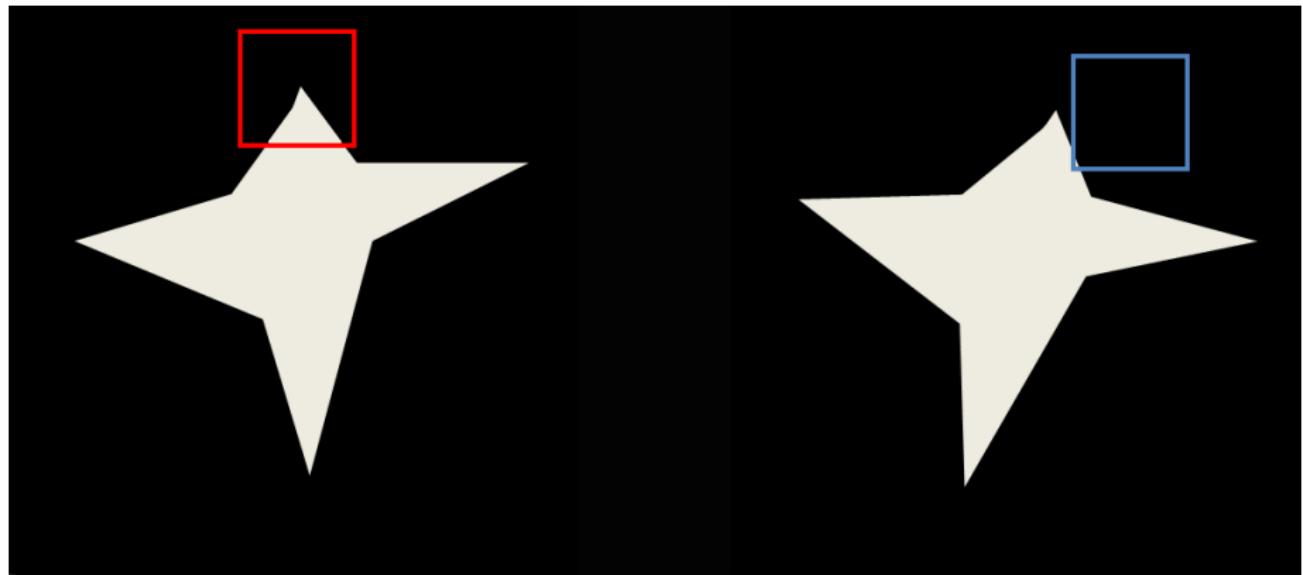
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



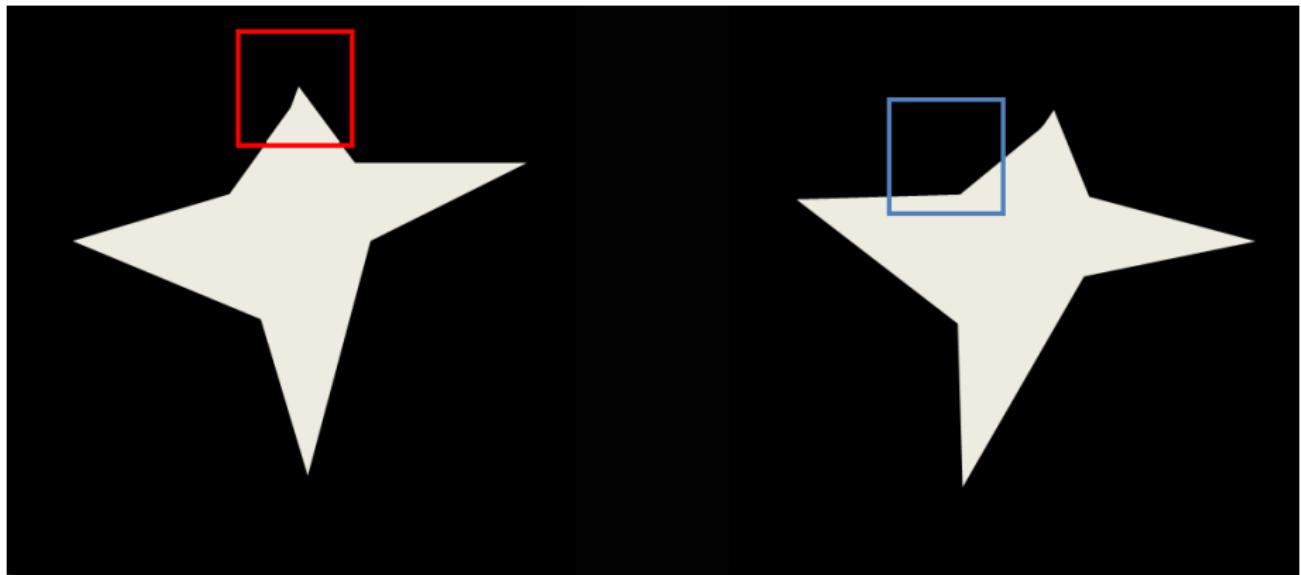
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



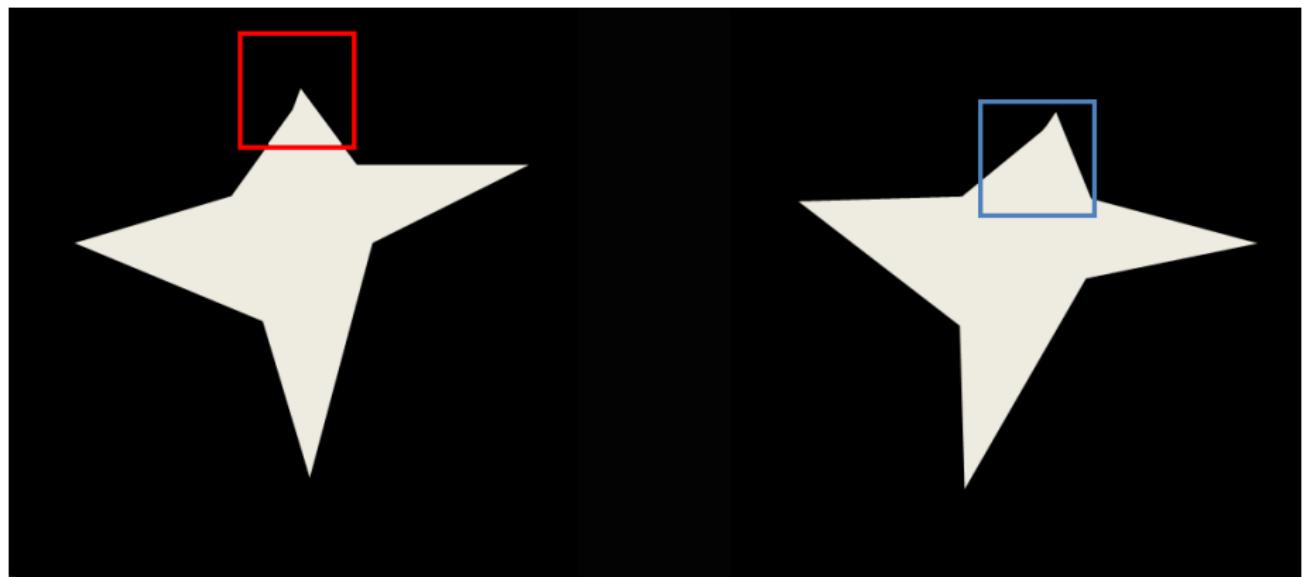
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



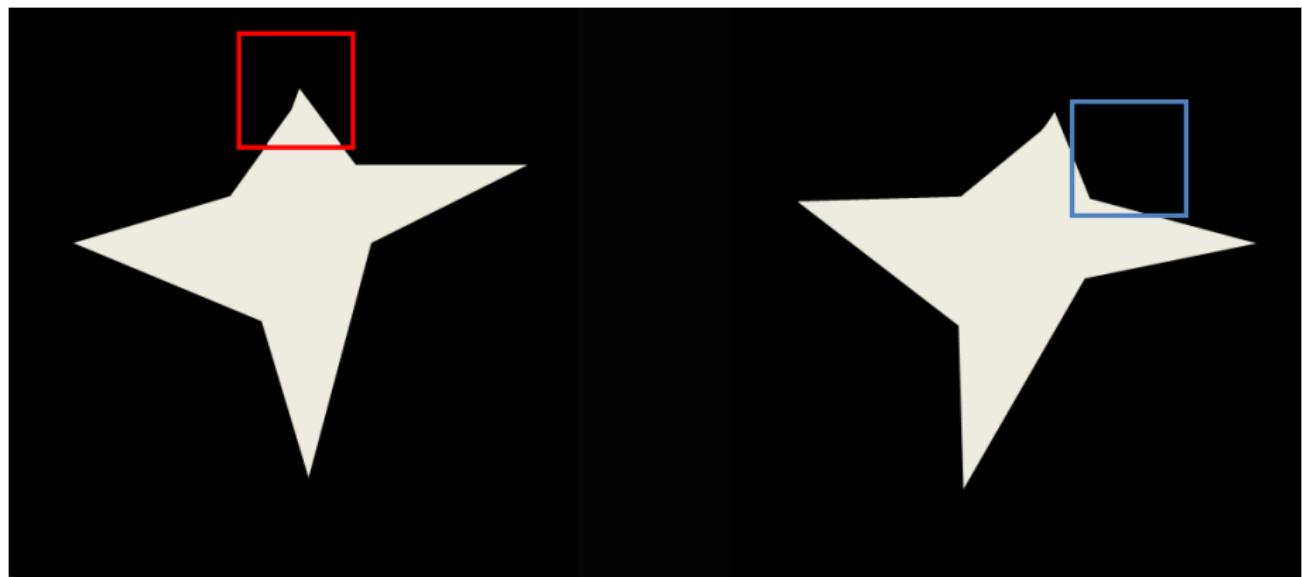
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



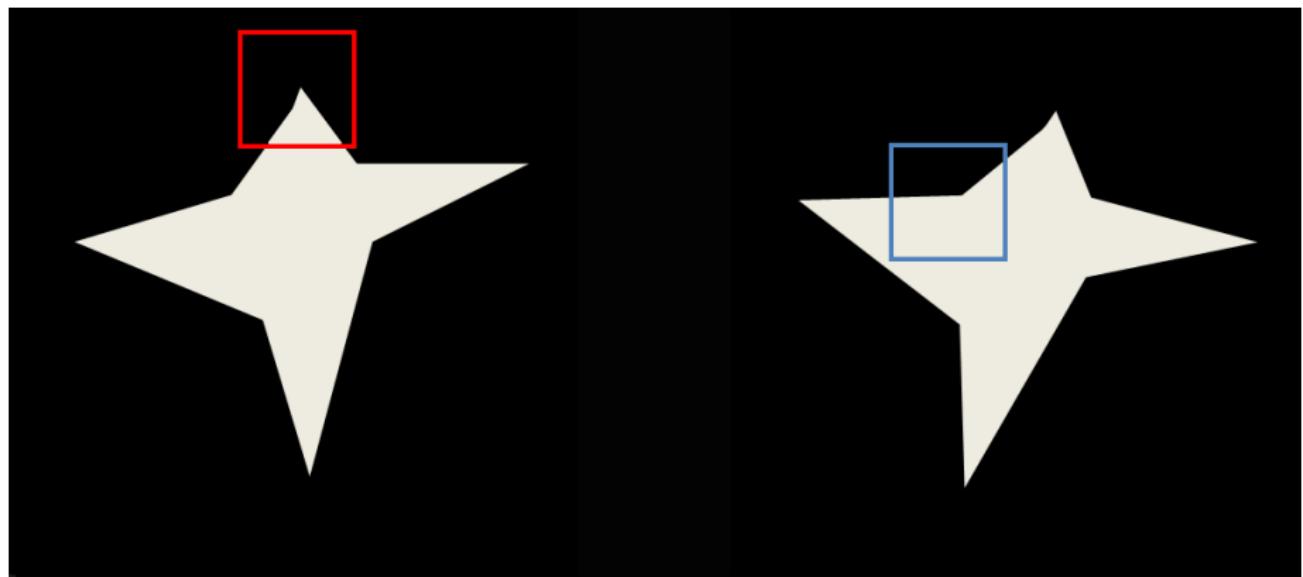
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



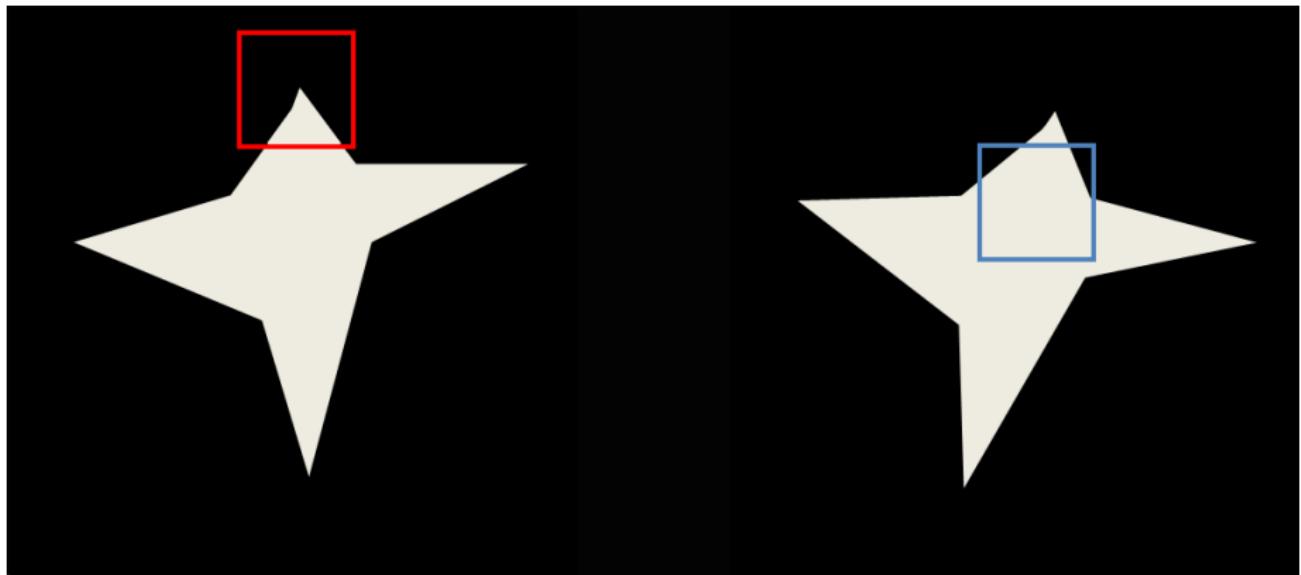
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



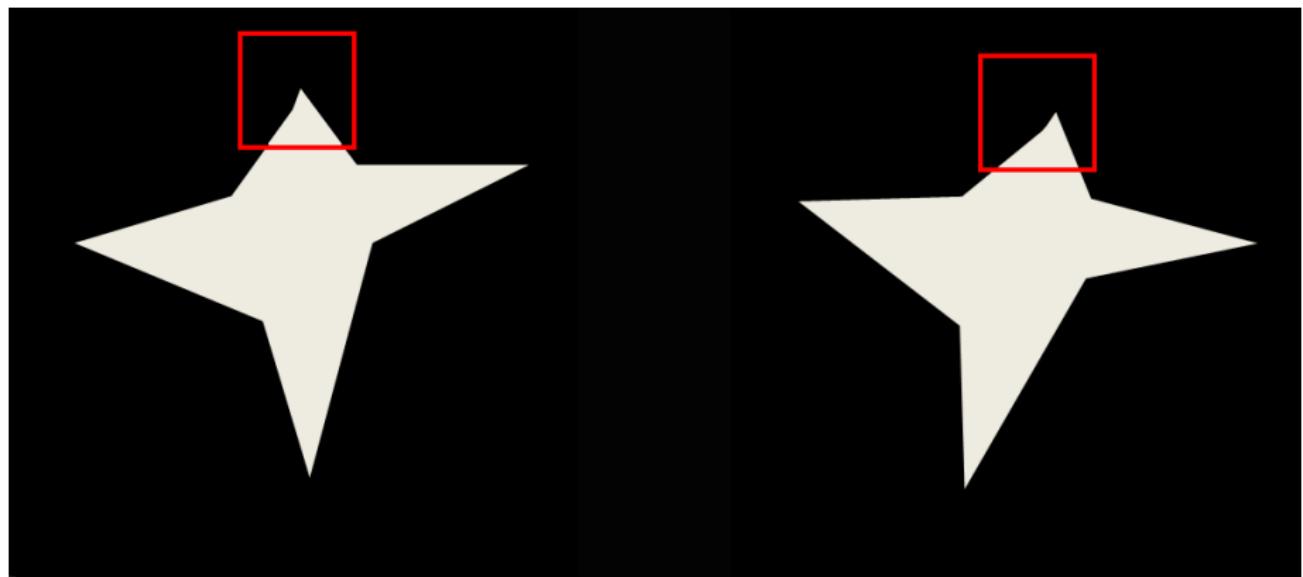
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



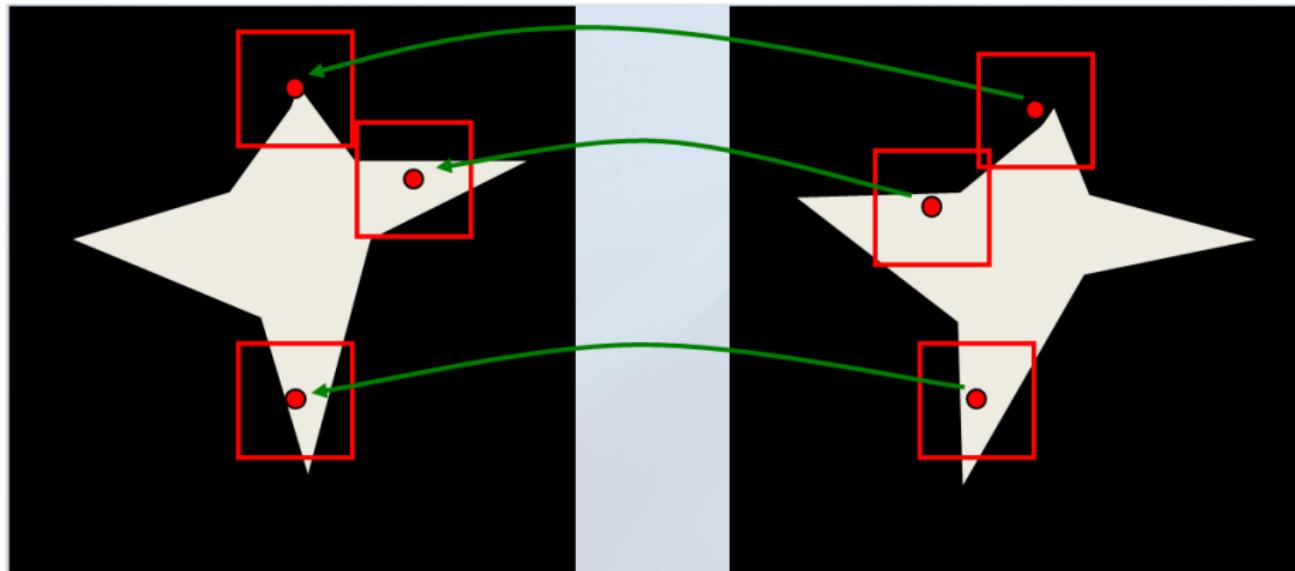
# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

2 On cherche dans l'autre image le bloc le "plus similaire"



# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- 3 On obtient ainsi des appariements entre images ou régions (et donc points)



avec éventuellement des outliers (données aberrantes)

# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Pour obtenir ce bloc le "plus similaire" on choisit un critère de similarité : SSD (souvent), coefficient de corrélation, information mutuelle, ...

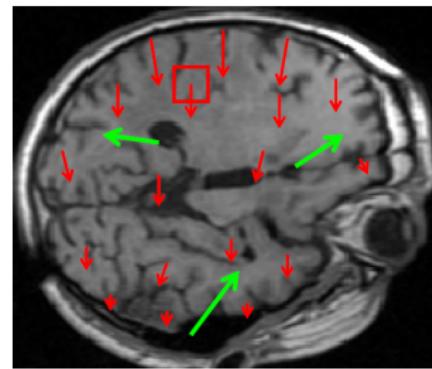
**approche iconique**

# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Pour obtenir ce bloc le "plus similaire" on choisit un critère de similarité : SSD (souvent), coefficient de corrélation, information mutuelle, ...

## approche iconique

- On obtient ensuite un appariement entre blocs :

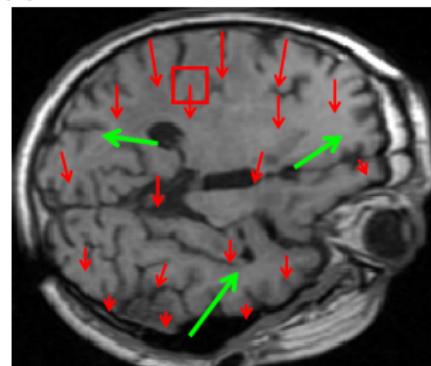


# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Pour obtenir ce bloc le "plus similaire" on choisit un critère de similarité : SSD (souvent), coefficient de corrélation, information mutuelle, ...

**approche iconique**

- On obtient ensuite un appariement entre blocs :



- 4 on cherche la transformation qui apparie ces blocs : Moindre carré

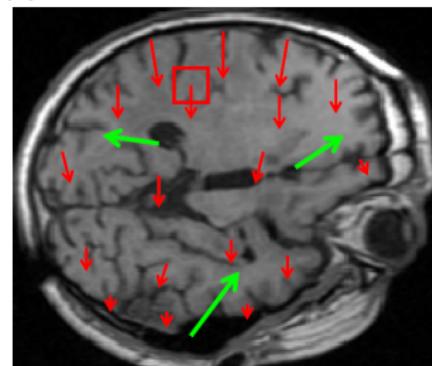
**approche géométrique**

# Optimisation, approche hybride : Block-Matching

- Pour obtenir ce bloc le "plus similaire" on choisit un critère de similarité : SSD (souvent), coefficient de corrélation, information mutuelle, ...

**approche iconique**

- On obtient ensuite un appariement entre blocs :



- on cherche la transformation qui apparie ces blocs : Moindre carré

**approche géométrique**

- on itère (lien avec ICP)

## Optimisation

↪ 3 algorithmes en non-linéaire

# Optimisation : 3 algorithmes en non-linéaire

- Approches géométriques plutôt en linéaire (moindre carré)
- Approches iconiques : en linéaire (petit nombre de paramètres) → descente de gradient
- en non-linéaire : algorithmes plus sophistiqués. Exemples

## 1 Démons difféomorphes

Diffeomorphic Demons : Efficient Non-parametric Image Registration, T.Vercauteren, X.Pennec, A.Perchant, N.Ayache, **NeuroImage 2008**

## 2 Free Form Deformations

Nonrigid Registration using Free-Form Deformations : Application to Breast MR Images, D.Rueckert, L.Sonoda, I.Hayes, D.Hill, M.Leach,  
D.Hawkes, **TMI 1999**

## 3 Recalage localement affine

Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces, J.Feldmar, N.Ayache, **IJCV 1996**

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 1 - Démons difféomorphes

- Type de transformation
  - Dense
  - Difféomorphisme : inversible
- Critère de similarité
  - Différence des intensités au carré (SSD)
- Optimisation et contraintes
  - Approche multi-résolution
  - Régularité (fluide et élastique)
  - Inversibilité est assurée

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 1 - Démons difféomorphes

- Énergie minimisée :

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

- Assurer l'inversibilité

- $T$  est définie comme l'exponentielle d'un champ de vecteurs vitesse  $u$

$$S(I, J, T) = \sum_k \left( I(k) - J(\exp(u(k))) \right)^2$$

- $u$  est l'inconnue
- Optimisation :
  - Flot optique : descente de gradient modifiée (Euler-Lagrange)

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 1 - Démons difféomorphes

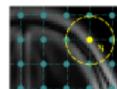
- Algorithme final, à chaque niveau de pyramide, chaque itération :
  - Calcul d'un champ incrémental au champ  $u$  courant suivant le flot optique
  - $\exp(u)$  donne  $\delta T^i$
  - Régularisation fluide (convolution avec une Gaussienne)
  - Composition avec la transformation courante  $T^{i+1} = T^i \circ \delta T^i$
  - Régularisation élastique (convolution avec une Gaussienne)

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 2 - Free-form deformations (FFD)

- Transformation recherchée

- Paramétrique



- Combinaison linéaire de cubic B-Splines
- Points de contrôle répartis régulièrement sur l'image

- Transformation interpolée

$$T(x, y, z) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(x) B_m(y) B_n(z) \phi_{i+l, j+m, k+n}$$

- $B_l(x) B_m(y) B_n(z)$  : fonctions de base B-spline
- $\phi_{i+l, j+m, k+n}$  : Paramètres, déplacement des points de contrôle

<https://www.youtube.com/watch?v=Bhilhg0rQTY>

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 2 - Free-form deformations (FFD)

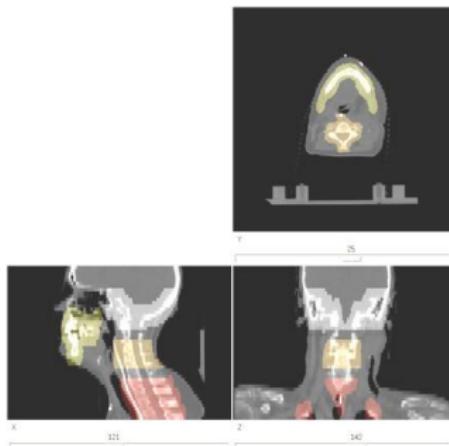
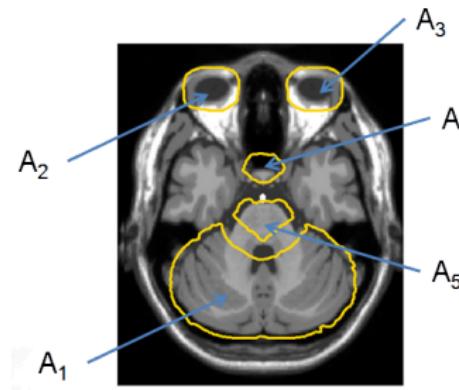
- Mesure de similarité
  - Information mutuelle (relation statistique)
- Optimisation et contraintes
  - Différents niveaux de résolution : Image, grilles de points de contrôle
  - Régularisation élastique : transformation lisse
- Optimisation classique
  - Descente de gradient pour le déplacement des points de contrôle
  - Le gradient comprend le terme de régularisation

# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 3 - Recalage localement affine

- Transformation

- Quelques régions d'intérêt prédéfinies
- A chaque région est associée une transformation affine
- Transformation interpolée entre les régions



# Optimisation, 3 algorithmes en non-linéaire

## 3 - Recalage localement affine

- Mesure de similarité
  - Coefficient de corrélation
- Optimisation
  - Algorithme multi-échelle, itératif
  - Méthode par appariement de blocs
- Contraintes
  - Assurer une transformation inversible : cadre log-euclidien
  - Régularisation fluide et élastique sur les transformations affines
  - Cohérence entre les transformations locales

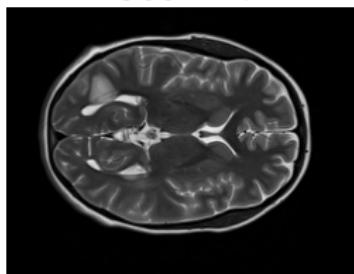
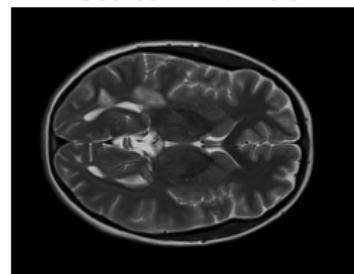
## Exemples d'applications

→ Intra-patient, intra-modalité

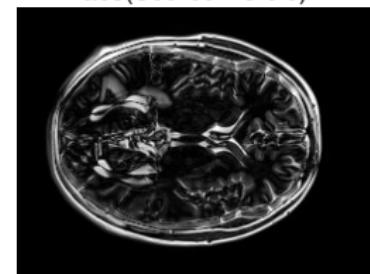
# Suivi longitudinal

- Exemple : évolution de lésions (images IRM-T2 d'un patient atteint de SEP à quelques mois d'intervalle)

Init

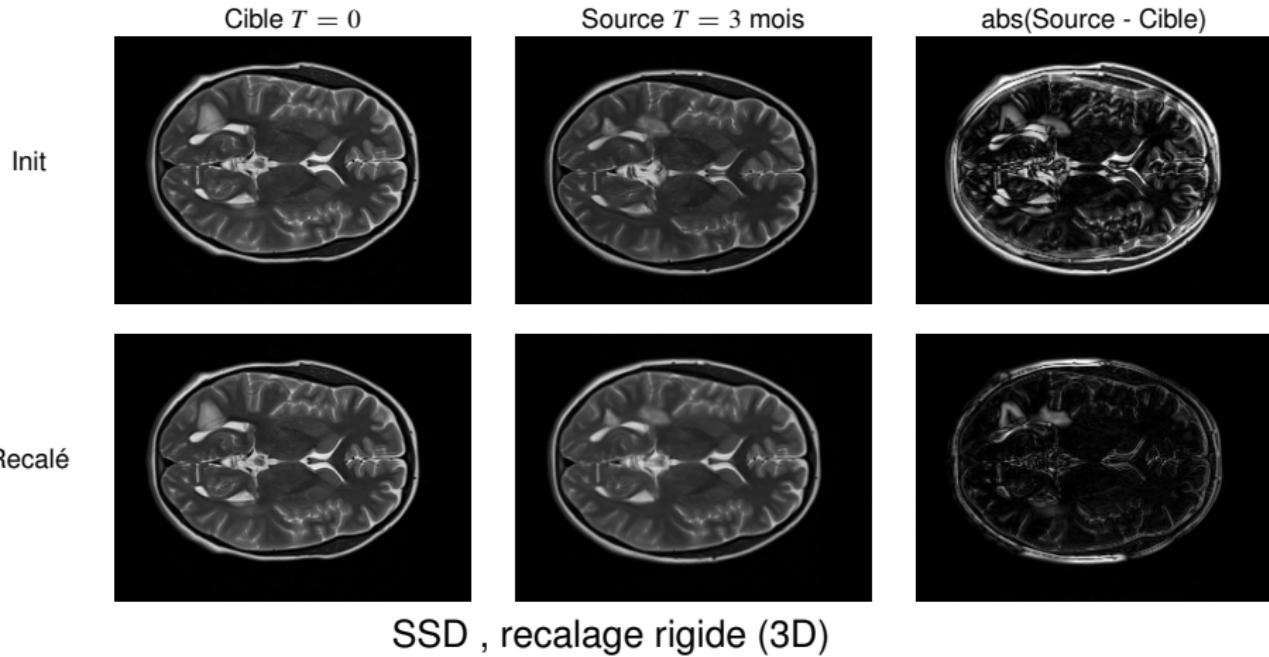
Source  $T = 3$  mois

abs(Source - Cible)



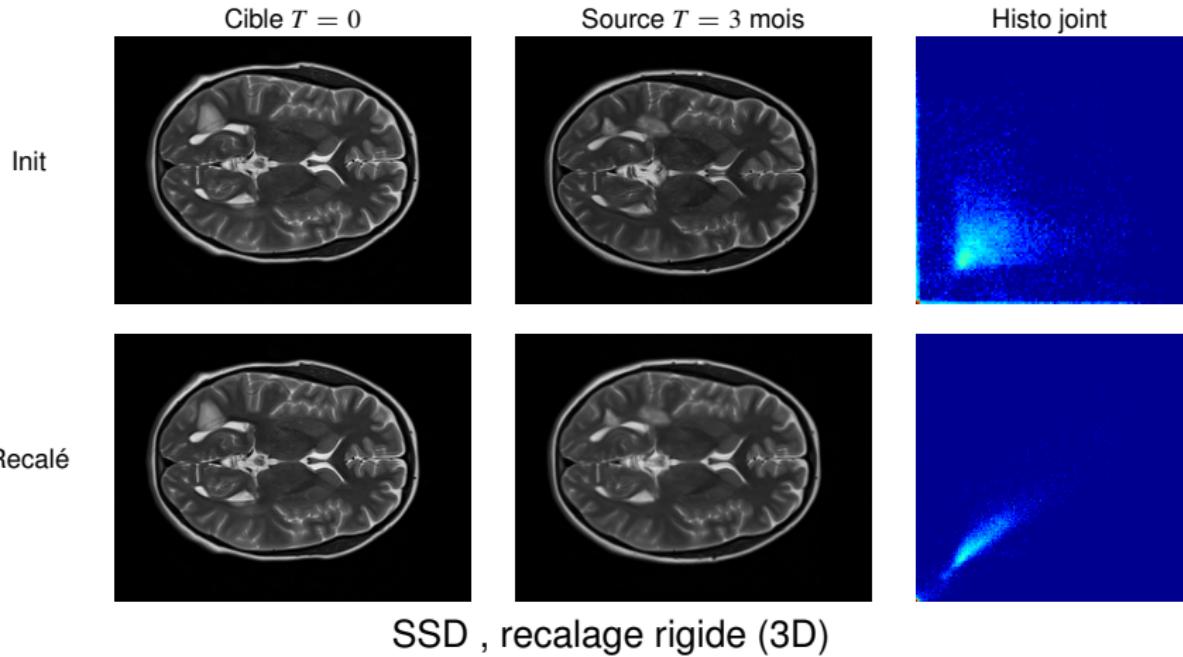
# Suivi longitudinal

- Exemple : évolution de lésions (images IRM-T2 d'un patient atteint de SEP à quelques mois d'intervalle)



# Suivi longitudinal

- Exemple : évolution de lésions (images IRM-T2 d'un patient atteint de SEP à quelques mois d'intervalle)



# Correction de mouvement

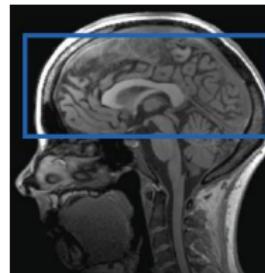
- Besoin de comparer deux images pour obtenir l'information souhaitée.

# Correction de mouvement

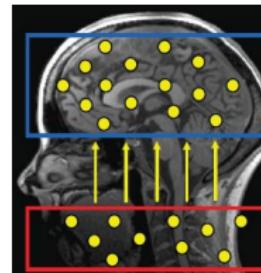
- Besoin de comparer deux images pour obtenir l'information souhaitée.
- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.

# Correction de mouvement

- Besoin de comparer deux images pour obtenir l'information souhaitée.
- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - 2 acquisitions : 1 "contrôle" et 1 "marqué"



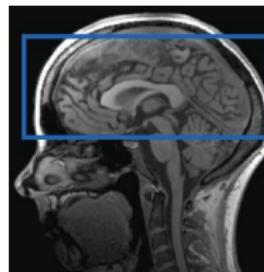
Contrôle



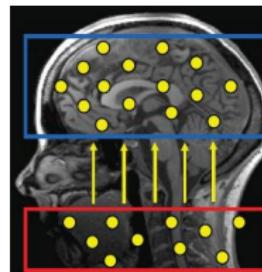
Label

# Correction de mouvement

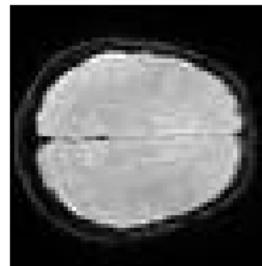
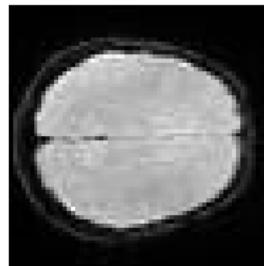
- Besoin de comparer deux images pour obtenir l'information souhaitée.
- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - 2 acquisitions : 1 "contrôle" et 1 "marqué"



Contrôle

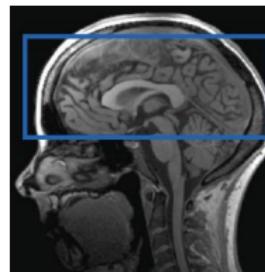


Label

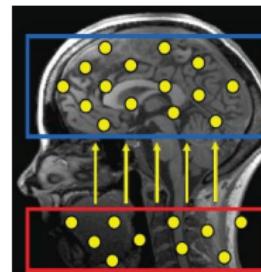


# Correction de mouvement

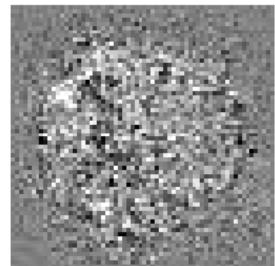
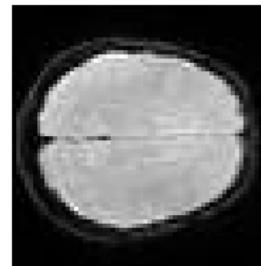
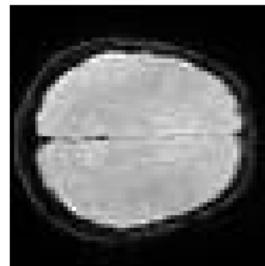
- Besoin de comparer deux images pour obtenir l'information souhaitée.
- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - 2 acquisitions : 1 "contrôle" et 1 "marqué"



Contrôle



Label



# Correction de mouvement

- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - On doit donc recaler le "contrôle" et le "label" pour pouvoir faire la différence

# Correction de mouvement

- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - On doit donc recaler le "contrôle" et le "label" pour pouvoir faire la différence
  - Différence : rapport signal sur bruit trop faible. On effectue  $n$  répétitions et on moyenne  $\leftarrow 2n$  recalages !

# Correction de mouvement

- Exemple 1 : **Arterial Spin Labelling** pour étudier la perfusion cérébrale.
  - On doit donc recaler le "contrôle" et le "label" pour pouvoir faire la différence
  - Différence : rapport signal sur bruit trop faible. On effectue  $n$  répétitions et on moyenne  $\leftarrow 2n$  recalages !

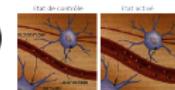


SSD, recalage rigide (3D)

# Correction de mouvement

- Exemple 2 : **IRM fonctionnel**

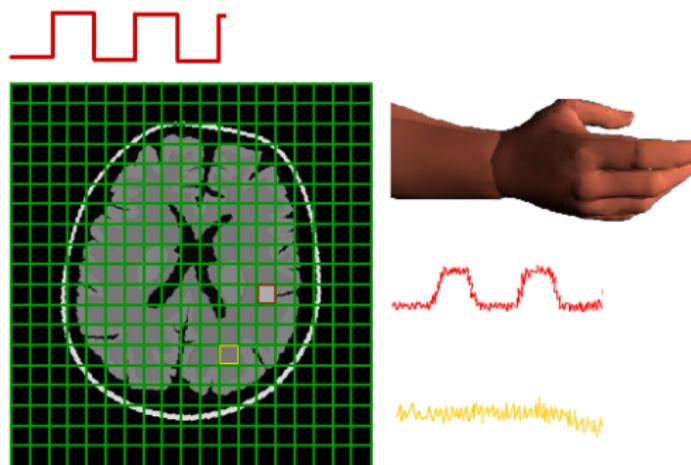
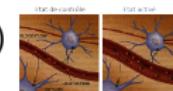
- signal BOLD (Blood-Oxygen-Level Dependent)
  - zones "activées" (dont le cerveau se sert) → afflux de sang oxygénés
  - Concentration d'oxyhémoglobine plus forte près des régions activées



# Correction de mouvement

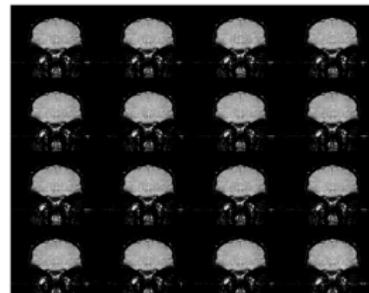
- Exemple 2 : **IRM fonctionnel**

- signal BOLD (Blood-Oxygen-Level Dependent)
  - zones "activées" (dont le cerveau se sert) → afflux de sang oxygénés
  - Concentration d'oxyhémoglobine plus forte près des régions activées

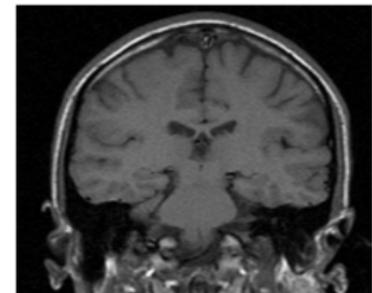
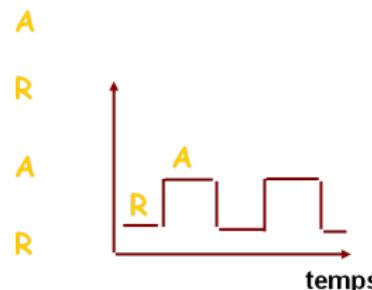


# Correction de mouvement

- Exemple 2 : IRM fonctionnel



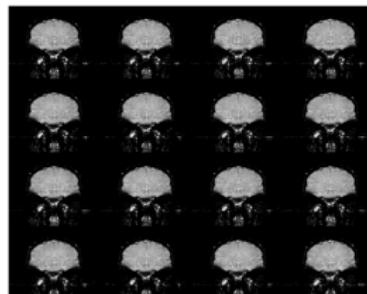
coupes sagittales



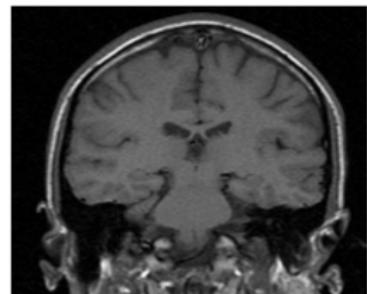
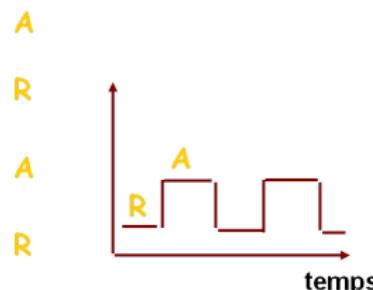
coupe sagittale

# Correction de mouvement

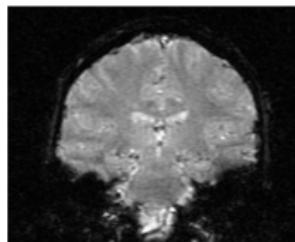
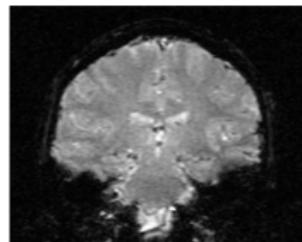
- Exemple 2 : IRM fonctionnel



coupes sagittales



coupe sagittale

moyenne activation  
Amoyenne repos  
R

-

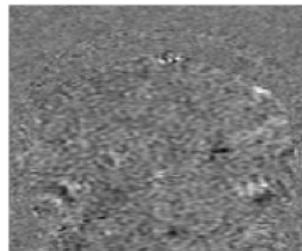


image différence

# Correction de mouvement

- Exemple 2 : **IRM fonctionnel**

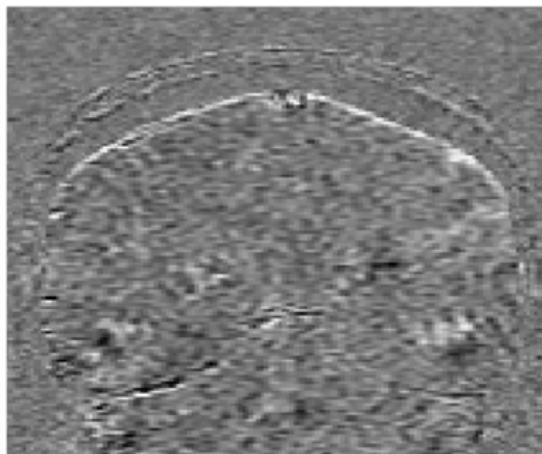


Image de différence  
sans correction

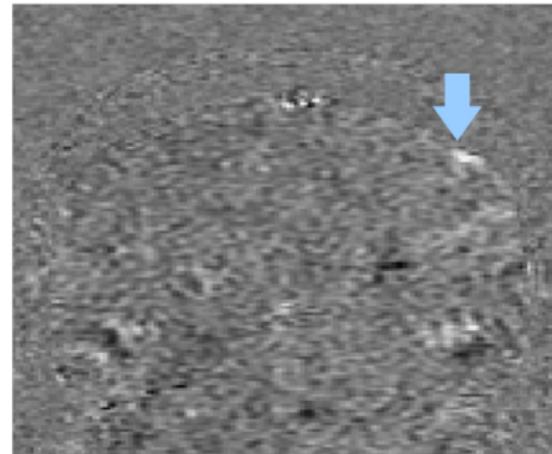


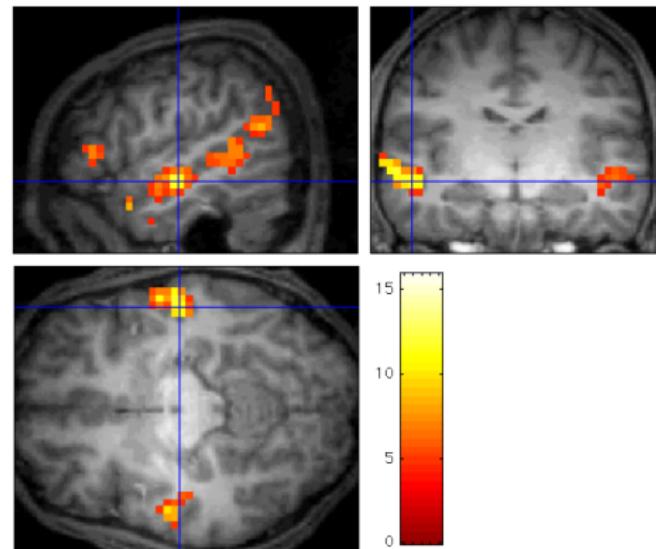
Image de différence  
avec correction

# Correction de mouvement

- Exemple 2 : **IRM fonctionnel**, superposition (recalage) avec IRM anatomique pour visualisation

Aires cérébrales plus activées par des phrases en langue française que par des phrases en langue étrangère (chez un Français natif)

<http://www.pallier.org/papers/sciav.html>



# Correction de mouvement

- Mise en évidence de l'effet d'un produit de contraste
- Exemple : mammographies en IRM \*

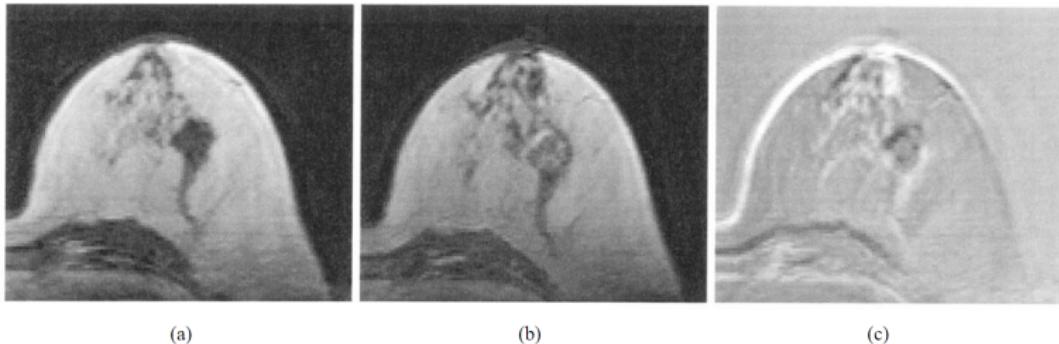


Fig. 6. Example of misregistration in a contrast-enhanced patient study. (a) Before injection of the contrast medium. (b) After injection of the contrast medium. (c) After subtraction of (a) and (b) without registration.

\*. Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations : Application to Breast MR Images. D. Rueckert et al., 1999

# Intra-patient, intra-modalité

Exemple : mammographies en IRM †

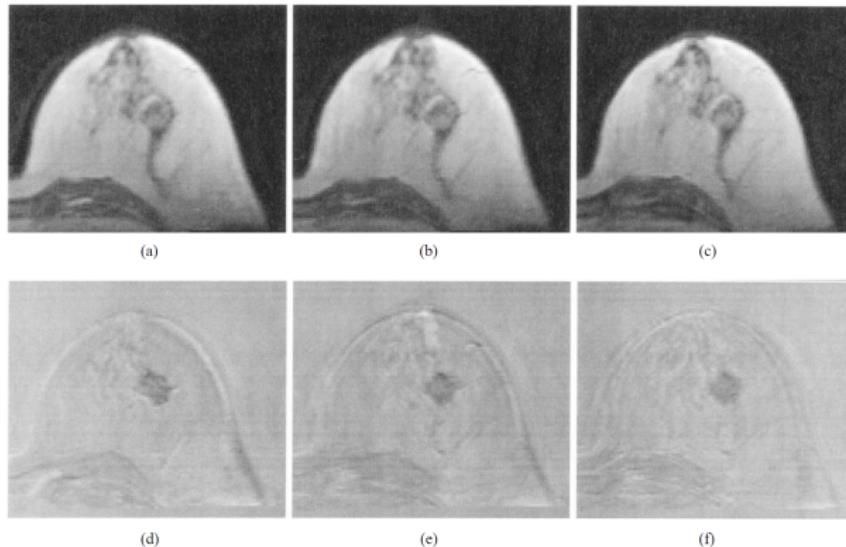


Fig. 7. Example of different transformations on the registration for the patient study in Fig. 6. (a) After rigid. (b) After affine. (c) After nonrigid registration. The corresponding difference images are shown in (d)-(f).

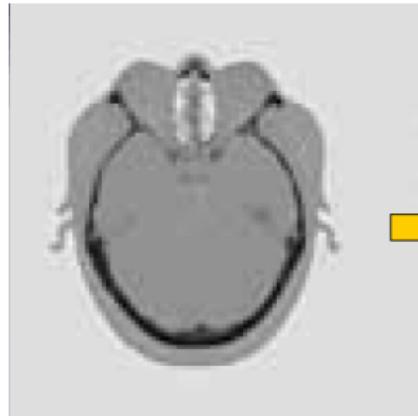
†. Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations : Application to Breast MR Images. D. Rueckert et al., 1999

## Exemples d'applications

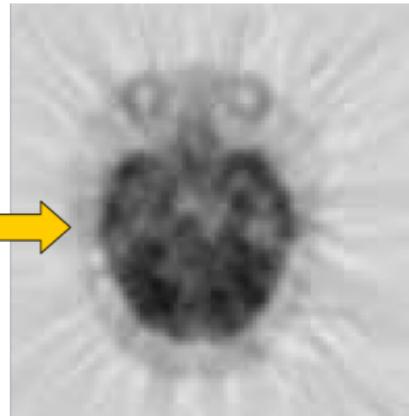
→ Intra-patient, inter-modalité

# Intra-patient, multi-modalité

- Exemple : fusion d'informations provenant de 2 modalités différentes.
- Intégration de différentes sources d'information pour aider à la décision.



Source (Scanner)



Cible (TEP)



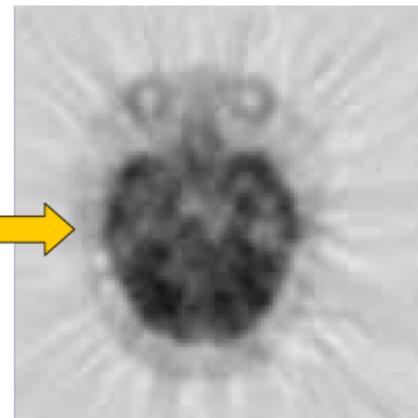
Fusion

# Intra-patient, multi-modalité

- Exemple : fusion d'informations provenant de 2 modalités différentes.
- Intégration de différentes sources d'information pour aider à la décision.



Source (Scanner)



Cible (TEP)

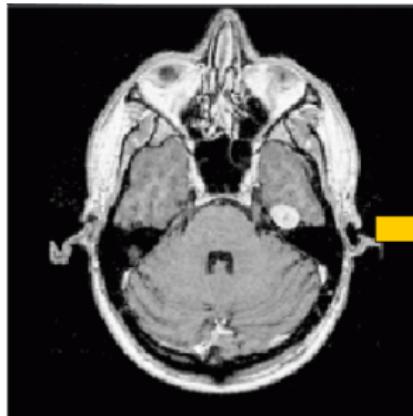


Fusion

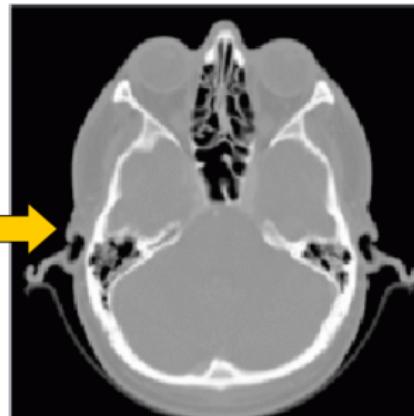
Information mutuelle, similitude

# Intra-patient, multi-modalité

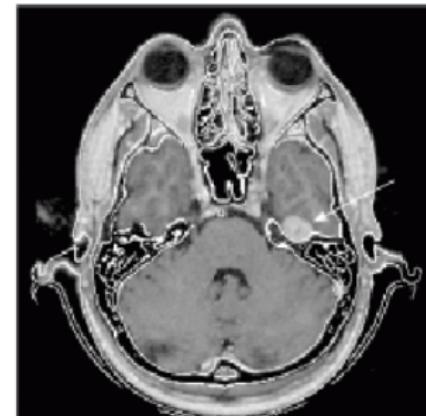
- Exemple : fusion d'informations provenant de 2 modalités différentes
- Intégration de différentes sources d'information pour aider à la décision.



Source (IRM)



Cible (Scanner)



Fusion

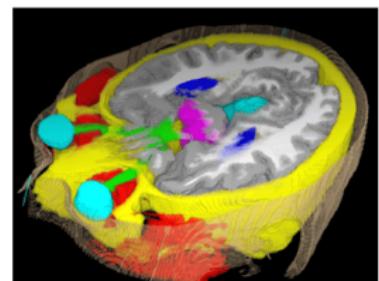
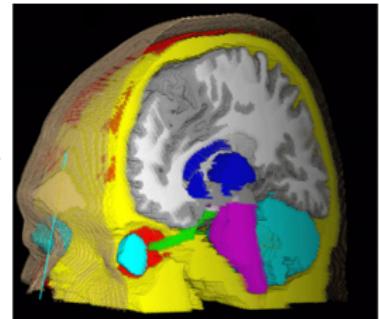
Information mutuelle, similitude

## Exemples d'applications

→ Inter-patient, intra-modalité

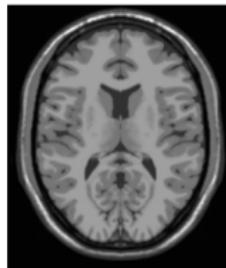
# Segmentation par atlas anatomique

- Atlas anatomique
  - Image d'une anatomie moyenne
  - Segmentation associée effectuée par un expert
- Objectif
  - Utilisation de l'atlas pour segmenter un patient
- Avantage
  - Segmentation de multiples structures en une fois

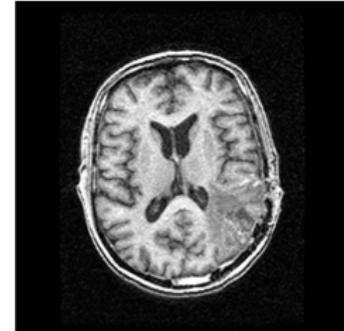


[Bondiau et al., 2005]. Atlas-based Automatic Segmentation of MR Images: Validation Study on the Brainstem in Radiotherapy. Int J Rad Onc Biol Phys, 61(1):289-98, 2005.

# Segmentation par atlas anatomique : méthode

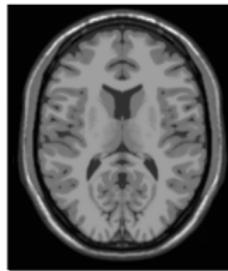


ATLAS

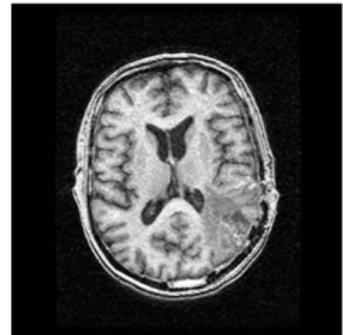
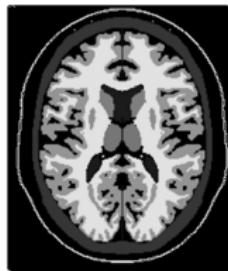
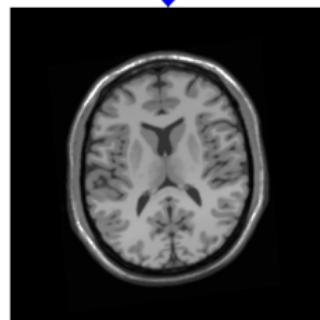


Patient

# Segmentation par atlas anatomique : méthode



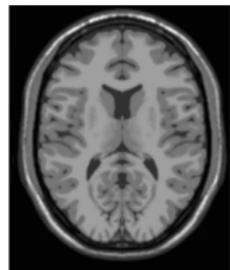
1: recalage affine



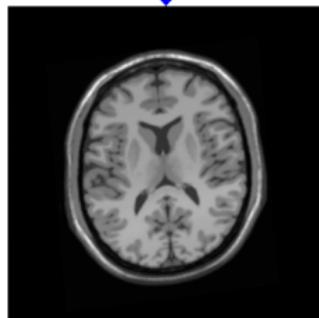
Patient

ATLAS

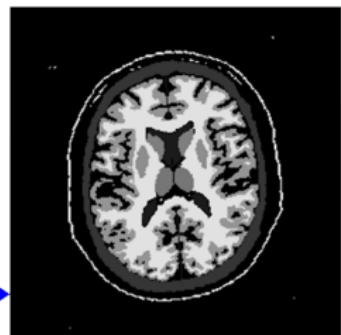
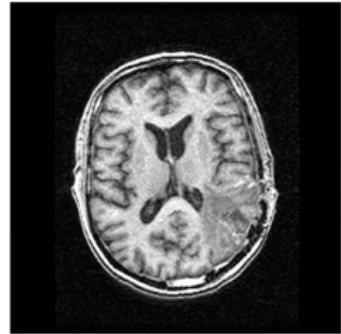
# Segmentation par atlas anatomique : méthode



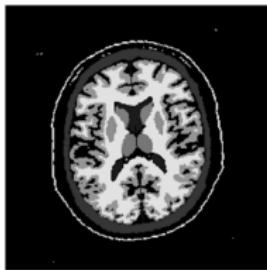
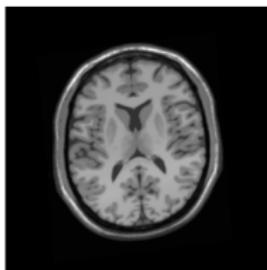
1: recalage affine



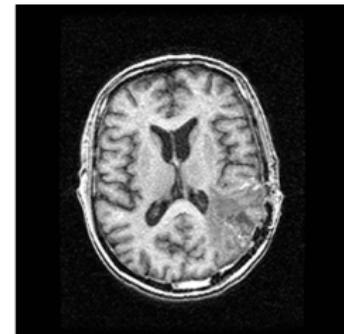
ATLAS



# Segmentation par atlas anatomique : méthode

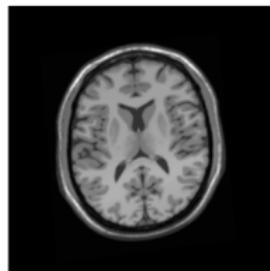


ATLAS

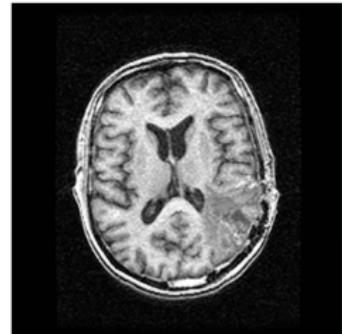
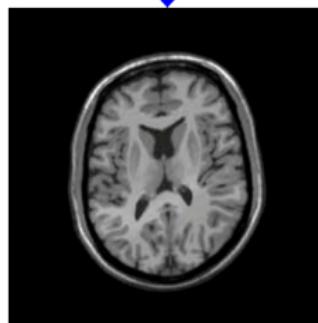


Patient

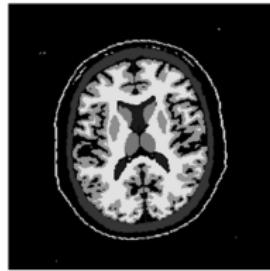
# Segmentation par atlas anatomique : méthode



2 : recalage non linéaire

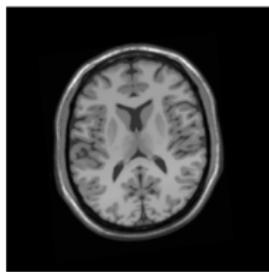


Patient

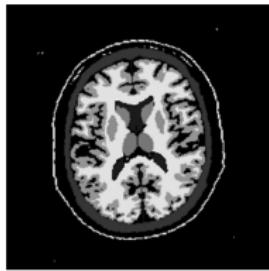


ATLAS

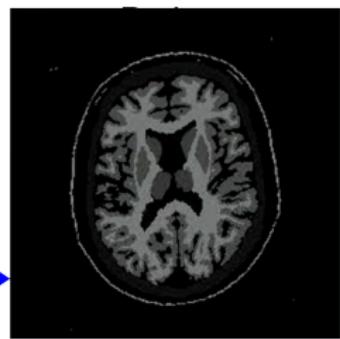
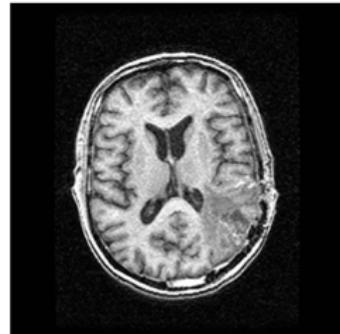
# Segmentation par atlas anatomique : méthode



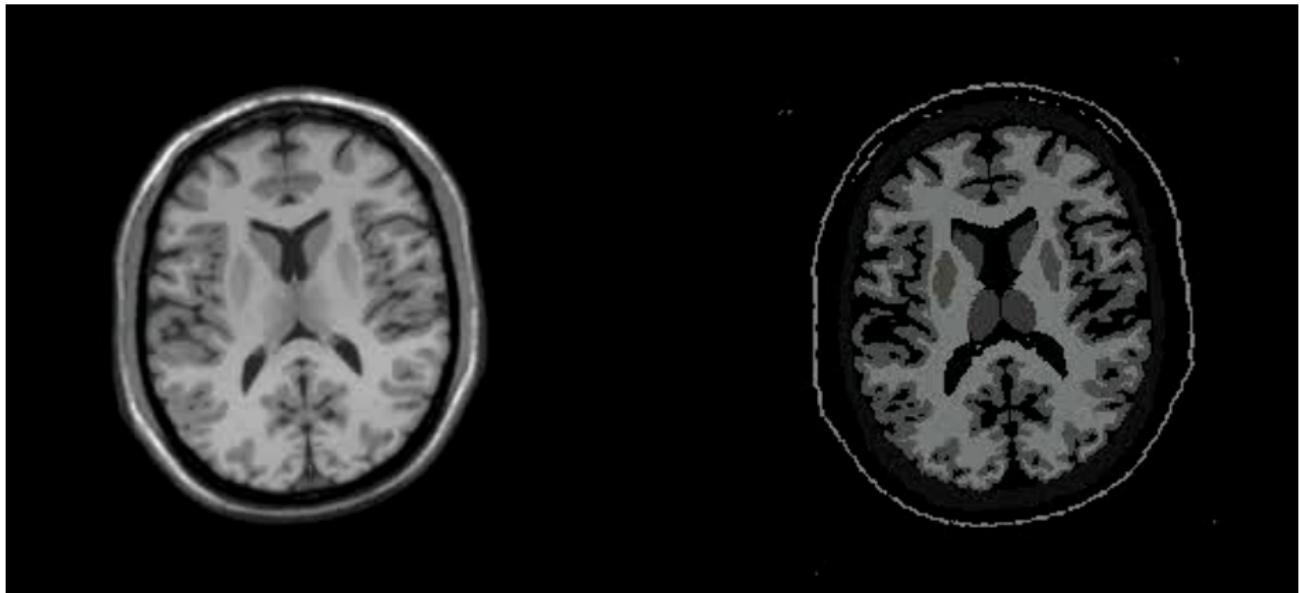
2 : recalage non linéaire



ATLAS



# Segmentation par atlas anatomique : méthode

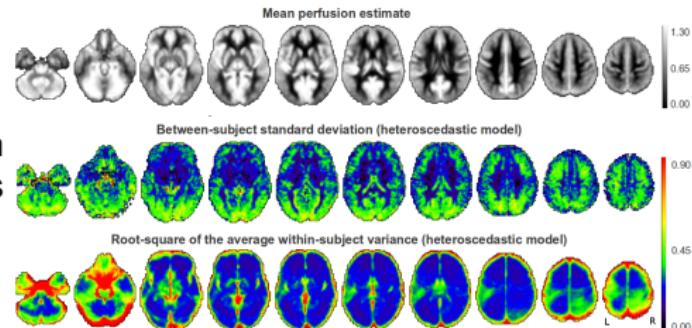


# Recalage sur un atlas : détection d'anomalies

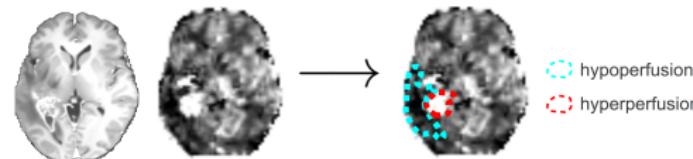
- Recaler sur un atlas permet aussi de détecter d'éventuelles anomalies
- Exemple : perfusion cérébrale en ASL <sup>‡</sup>

Modèle moyen de perfusion

- construit à partir de 61 sujets sains



- Détection d'anomalies chez 25 patients (tumeurs cérébrales)

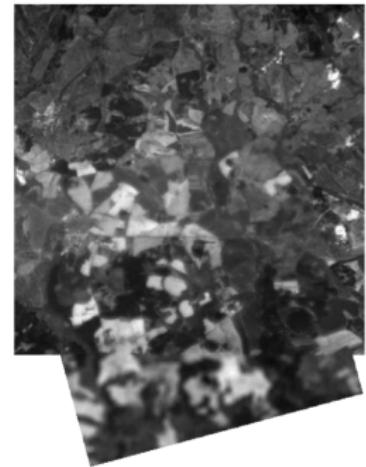
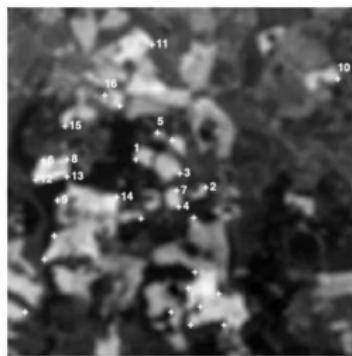
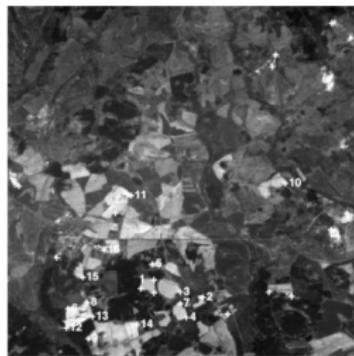


<sup>‡</sup>. *An a contrario approach for the detection of patient-specific brain perfusion abnormalities with arterial spin labelling* C. Maumet, P. Maurel, J-C. Ferré, C. Barillot *NeuroImage*, 2016

## Applications au non-médical

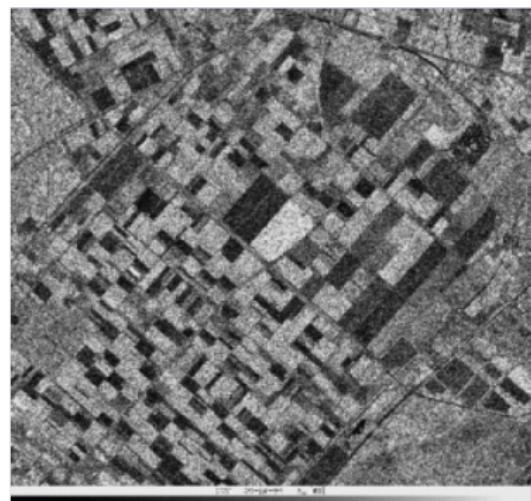
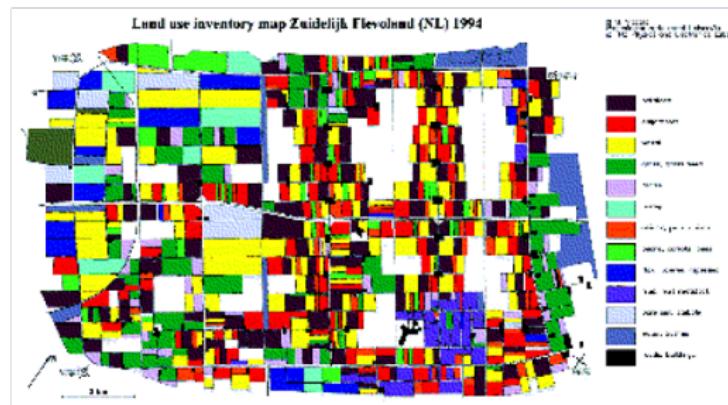
# Applications au non-médical

- Exemple 1, images satellites



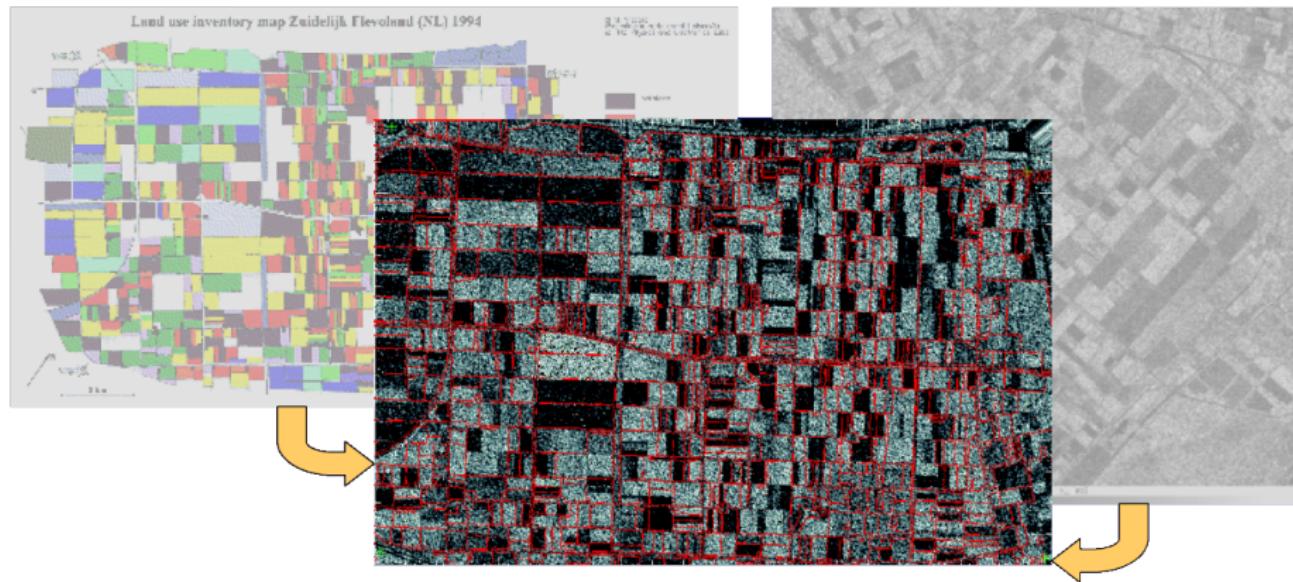
# Applications au non-médical

- Exemple 2, Télédétection : Carte de végétation et image satellitaire



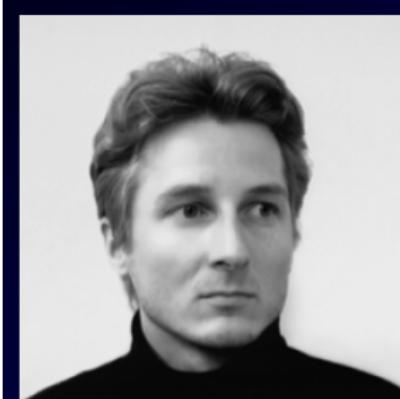
# Applications au non-médical

- Exemple 2, Télédétection : Carte de végétation et image satellitaire



# Applications au non-médical

- Exemple 3, Estimation de pose



Source



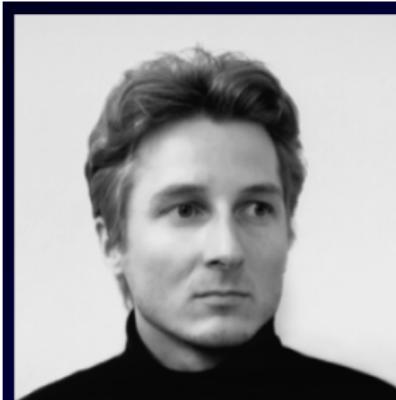
Cible



Source recalée par SSD

# Applications au non-médical

- Exemple 3, Estimation de pose



Source



Cible



Source recalée par IM

# Applications au non-médical

- Exemple 4, Morphing



Source



Cible



Source recalée par SSD

# Applications au non-médical

- Exemple 4, Morphing



Source



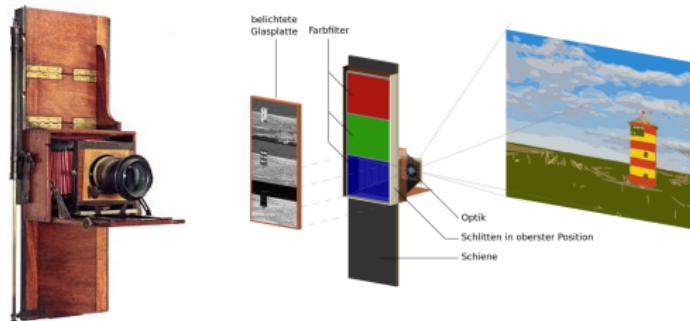
Cible



Source recalée par IM

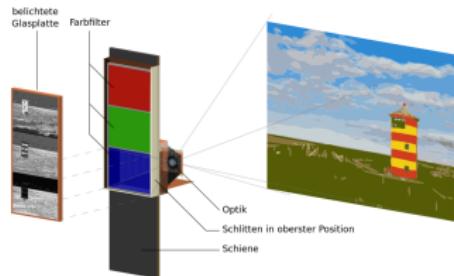
# Applications au non-médical

- Exemple 5, premières photos couleurs (début 1900), Sergueï Prokoudine-Gorski



# Applications au non-médical

- Exemple 5, premières photos couleurs (début 1900), Sergueï Prokoudine-Gorski



[https://fr.wikipedia.org/wiki/Sergueï\\_Prokoudine-Gorski](https://fr.wikipedia.org/wiki/Sergueï_Prokoudine-Gorski)

# Applications au non-médical

- Exemple 5, premières photos couleur (début 1900), Sergueï Prokoudine-Gorski



Image Alignment Example



LearnOpenCV.com

Figure 1. Left: An image from the Prokudin-Gorskii Collection. Right : The same image with the channels aligned.

Figure 3 : Three images captured on a vertical glass plate by a Miethe-Bermpohl camera .

<https://www.learnopencv.com/image-alignment-ecc-in-opencv-c-python/>

<http://www.vintagephoto.tv/mb.shtml>

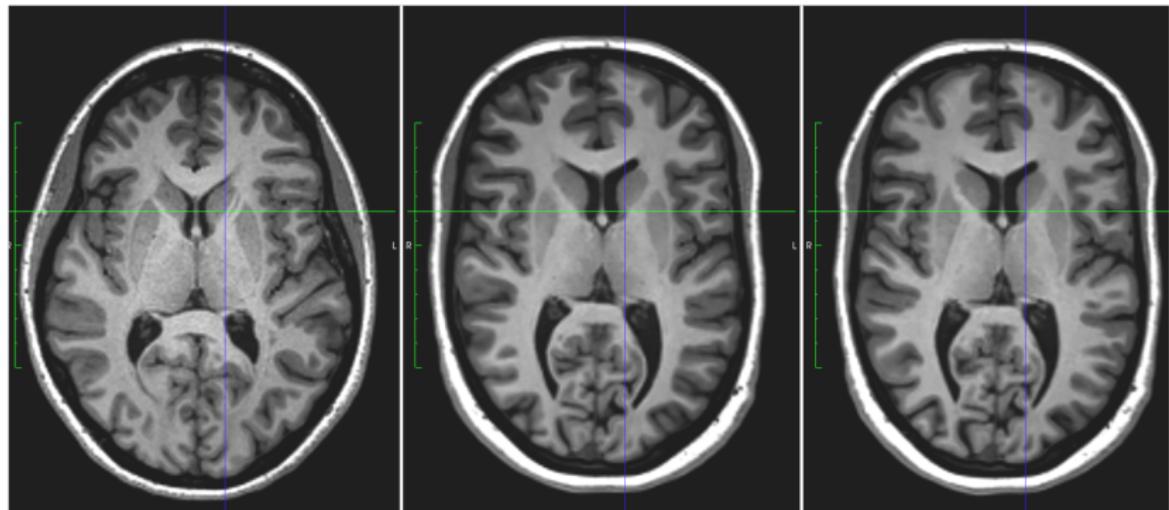
## Évaluation des performances en recalage d'images médicales

## Évaluation des performances

↪ Introduction

# Évaluation de recalage

- Images recalées avec des algorithmes différents
- Un algorithme mais plusieurs paramètres
- Comment évaluer quelle méthode fonctionne le mieux ?



Référence

Algorithme 1

Algorithme 2

# Nécessité d'une évaluation

- Nombreuses méthodes de recalage disponibles
  - Différentes caractéristiques
  - Nombreux paramètres
- Différentes utilisations du recalage
  - Fusion de données multimodales
  - Souvent utilisé comme une brique dans un processus
- Objectifs
  - Choisir la méthode la plus adaptée à une application donnée
  - Connaitre les performances de sa méthode
  - Quels paramètres utiliser ?

# Quelle évaluation pour un algorithme de recalage ?

- Différents modes d'évaluation
  - Visuelle
  - Semi-quantitative
  - Quantitative
- Evaluation en rapport avec l'application visée
  - Comparaison des images recalées
  - Comparaison de transformations
    - Quelle référence ?
  - Comparaison des segmentations obtenues
    - Recalage d'atlas

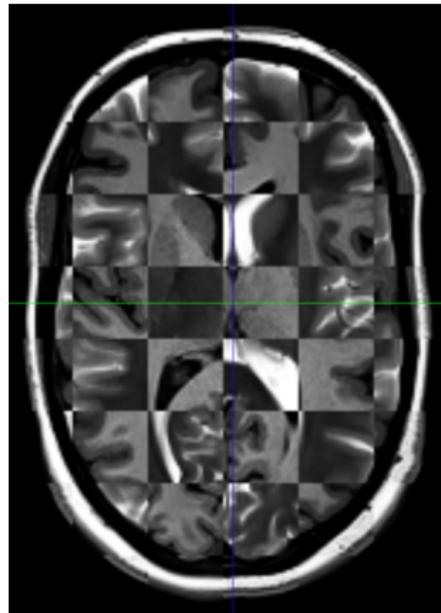
## Évaluation des performances

→ Types d'évaluation et mesures

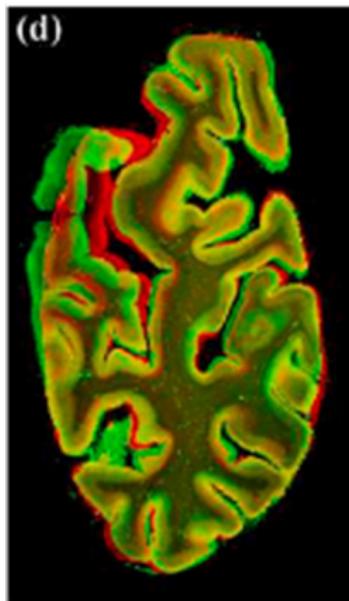
# Différents types d'évaluation (1/3)

- Évaluation qualitative
  - Inspection visuelle par le clinicien
  - Souvent la première étape
- Avantages
  - Inspection selon de multiples critères
  - Aucun développement nécessaire, utilisation de logiciels de visualisation
- Inconvénients
  - Subjectif : peut varier d'une personne à l'autre
  - Long : difficile à effectuer sur une grande base d'images

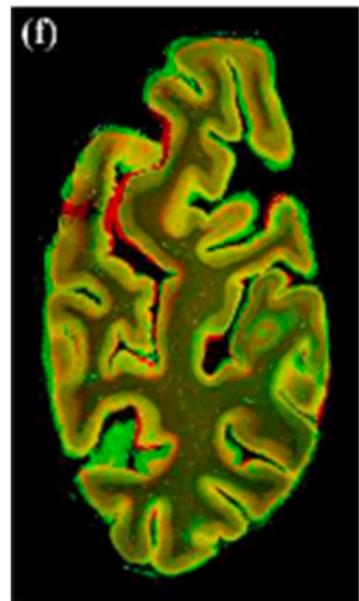
# Exemples d'interfaces pour la comparaison visuelle



Visualisation en “grille”  
(recalage T1/T2)



Visualisation en vert / rouge



# Exemples d'interfaces pour la comparaison visuelle

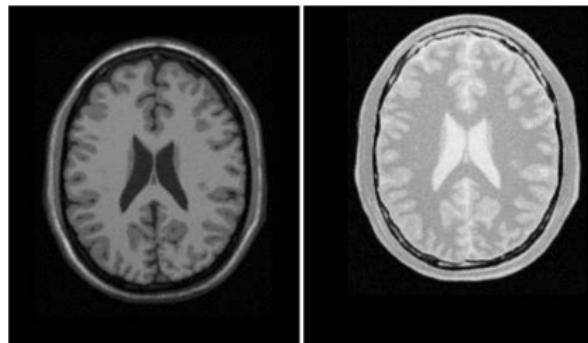


Figure 8.9: A T1 MRI (fixed image) and a proton density MRI (moving image) are provided as input to the registration method.

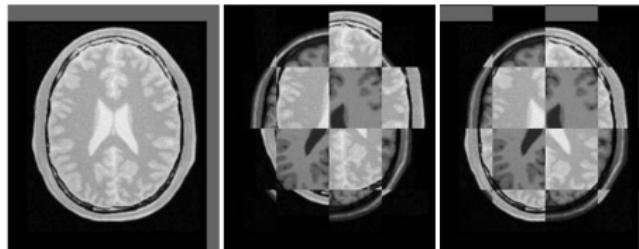


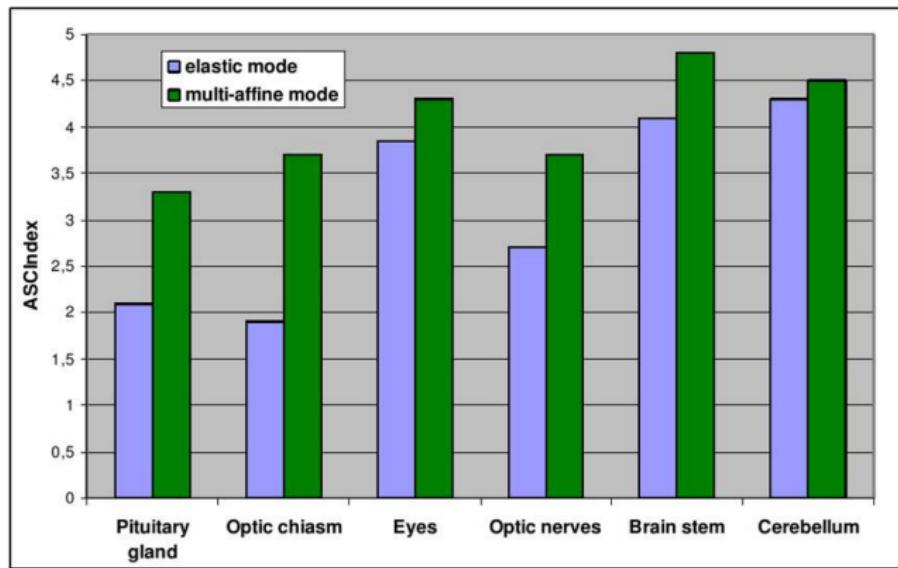
Figure 8.10: Mapped moving image (left) and composition of fixed and moving images before (center) and after (right) registration.

## Différents types d'évaluation (2/3)

- 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
- Exemple
  - Evaluation de segmentation par recalage d'atlas
  - Score entre 0 et 5
  - 0 = Aucun recouvrement
  - 5 = Recouvrement parfait

# Exemple d'évaluation semi-quantitative

- Évaluation sur une base d'images du cerveau
  - Comparaison de deux méthodes pour la segmentation par atlas



# Évaluation semi-quantitative

- Avantages

- Permet de prendre en compte des attentes précises
- Moins subjectif, plus reproductible

- Inconvénients

- Reste subjectif
- Difficulté de définition de critères de notation
- Difficile à utiliser pour la comparaison pure du recalage

# Différents types d'évaluation (3/3)

- Évaluation quantitative
  - Objectif : produire des scores normalisés
- Avantages
  - Critères objectifs, reproductible, automatisé
- Inconvénients
  - Critères plus simplistes
- Différents critères disponibles
  - 1 Comparaison des intensités des images
  - 2 Comparaison de transformations
  - 3 Comparaison de landmarks
  - 4 Comparaison de segmentations obtenues

# 1 : Comparaison des intensités

- Comparaison des images après recalage
- Calcul d'un critère de similarité entre les images
- Exemples
  - SSD
  - Coefficient de corrélation
  - Information mutuelle
- Avantages
  - Simplicité
  - ne nécessite pas de référence manuelle
- Inconvénient :

# 1 : Comparaison des intensités

- Comparaison des images après recalage
- Calcul d'un critère de similarité entre les images
- Exemples
  - SSD
  - Coefficient de corrélation
  - Information mutuelle
- Avantages
  - Simplicité
  - ne nécessite pas de référence manuelle
- Inconvénient : biaisé par les mesures de similarité utilisées par les différents algorithmes

## 2 : Comparaison des transformations

- Comparaison entre

- Transformation vraie connue :  $T_r$
- Transformation obtenue :  $T$

- Norme du champ résiduel

- $T$  proche de  $T_r$  équivalent à  $T \circ T_r^{-1}$  proche de l'identité

$$d(T, T_r) = \|T \circ T_r^{-1} - \text{Id}\|^2$$

- Avantage : Indépendant de l'intensité (e.g. : multimodal)
- Inconvénient : nécessité de connaître  $T_r$  ! (e.g. données simulées)

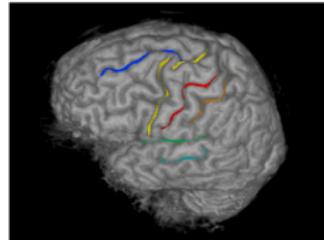
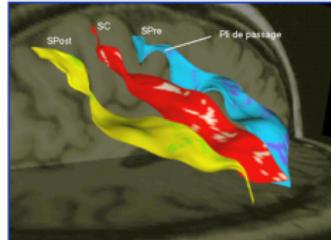
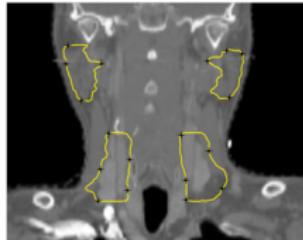
## 2 : Comparaison des transformations

- Autre exemple de mesure
  - Comparaison des jacobiens
- Déterminant du Jacobien  $J$ 
  - $J$  : matrice des dérivées de la transformation
  - $|J| > 1$  : dilatation locale
  - $|J| < 1$  : contraction locale
- Somme des différences du jacobien
  - Contractions et dilatations locales sont similaires

$$d(T, T_r) = \sum_x \left[ \log(|J(T(x))|) - \log(|J(T_r(x))|) \right]$$

### 3 : Comparaison de landmarks

- Définition de landmarks sur les images avant recalage
  - "landmarks" : points d'intérêt, point d'amer (e.g. anatomique)
  - Comparaison après recalage
- Différents types de landmarks
  - Points sur l'image
  - Lignes sulcales extraites manuellement



### 3 : Comparaison de landmarks

- Critère dépendant du type de landmarks
- Landmarks = points : moyenne de la distance entre points

$$d = \frac{1}{N} \sum_k \|p_I(k) - p_J(k)\|$$

- Landmarks = lignes : plus compliqué. Plusieurs solutions
  - mettre en correspondance les lignes (e.g. ICP)
  - distance entre points deux à deux

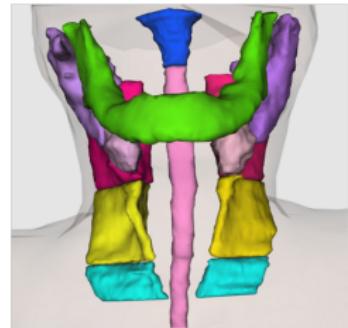
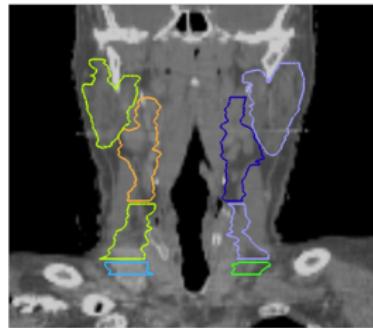
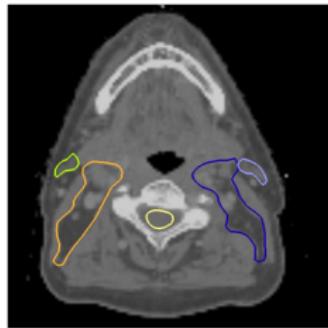
## 4 : Comparaison des segmentations

- Lorsque le recalage est utilisé pour la segmentation
- Comparaison avec une segmentation de référence
  - Information indirecte sur la performance du recalage
  - Nécessite une référence : segmentation manuelle
- Plusieurs façons de procéder
  - Comparaison des volumes obtenus et leurs positionnements
  - Comparaison des surfaces extraites des structures

# 4 : Comparaison des segmentations

## Surfaces

- Extraction des surfaces à partir des structures
  - Méthode d'extraction d'isosurface (cf TP1)
  - Résultat : ensemble de points décrivant le contour externe
- Comparaison des surfaces externes
  - Information sur la précision des contours détectés



# 4 : Comparaison des segmentations

## Mesures des distances entre surfaces

- Deux contours  $X$  et  $Y$
- Distance moyenne entre les contours
  - $d(x, Y) = \inf_{y \in Y} d(x, y)$  distance minimale entre  $x$  de  $X$  et le contour  $Y$
  - Distance moyenne :  $D = \frac{1}{N} \left( \sum_x d(x, Y) + \sum_y d(y, X) \right)$

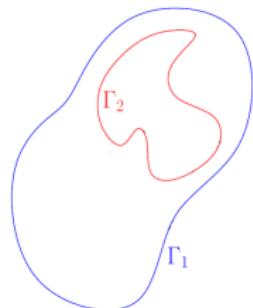
# 4 : Comparaison des segmentations

## Mesures des distances entre surfaces

- Deux contours  $X$  et  $Y$
- Distance moyenne entre les contours
  - $d(x, Y) = \inf_{y \in Y} d(x, y)$  distance minimale entre  $x$  de  $X$  et le contour  $Y$
  - Distance moyenne :  $D = \frac{1}{N} \left( \sum_x d(x, Y) + \sum_y d(y, X) \right)$

- Distance de Hausdorff
  - Distance maximale entre les contours

$$D_H = \max \left\{ \sup_{x \in X} d(x, Y), \sup_{y \in Y} d(y, X) \right\}$$



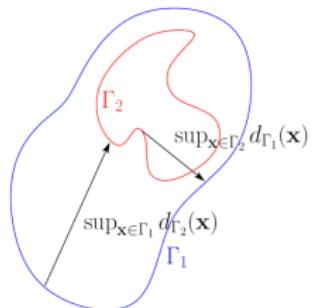
# 4 : Comparaison des segmentations

## Mesures des distances entre surfaces

- Deux contours  $X$  et  $Y$
- Distance moyenne entre les contours
  - $d(x, Y) = \inf_{y \in Y} d(x, y)$  distance minimale entre  $x$  de  $X$  et le contour  $Y$
  - Distance moyenne :  $D = \frac{1}{N} \left( \sum_x d(x, Y) + \sum_y d(y, X) \right)$

- Distance de Hausdorff
  - Distance maximale entre les contours

$$D_H = \max \left\{ \sup_{x \in X} d(x, Y), \sup_{y \in Y} d(y, X) \right\}$$



# 4 : Comparaison des segmentations

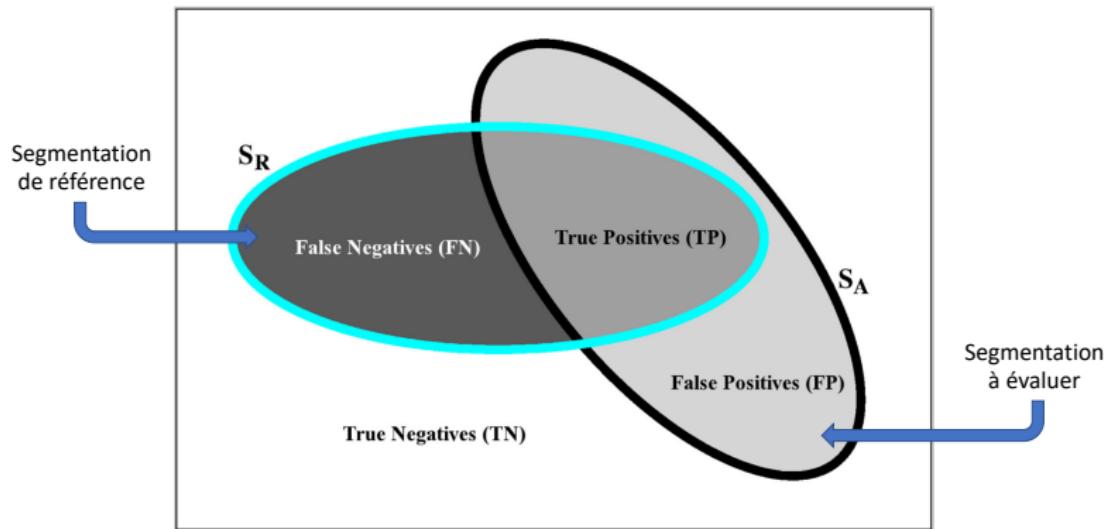
## Volumes

- Classe de mesures la plus utilisée
- Deux types de mesures
  - Mesures indépendantes
  - Mesures de recouvrement
- Mesures indépendantes
  - Extraction indépendamment de paramètres des volumes
  - Comparaison de l'adéquation de ces paramètres
  - Exemple : comparaison du volume des structures obtenues
  - Problème : Aucune information sur l'adéquation de la structure avec la référence

# 4 : Comparaison des segmentations

## Volumes

- Mesures de recouvrement



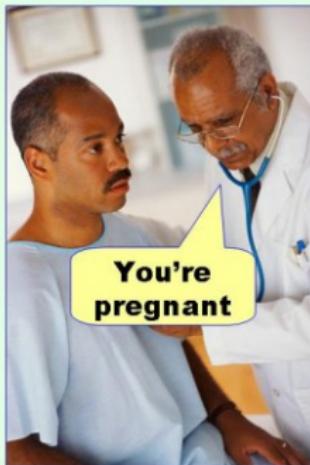
# 4 : Comparaison des segmentations

## Volumes

- Faux positifs / faux négatifs

**Type I error**

(false positive)



**Type II error**

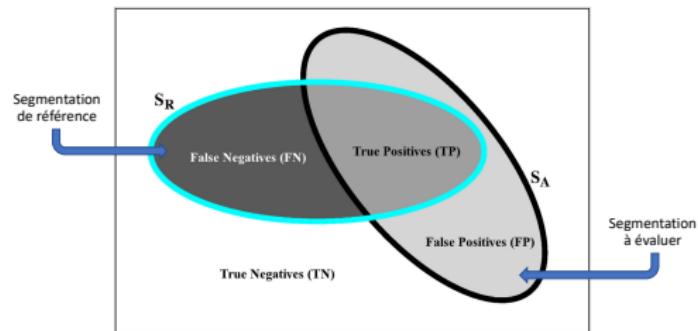
(false negative)



# 4 : Comparaison des segmentations

## Volumes

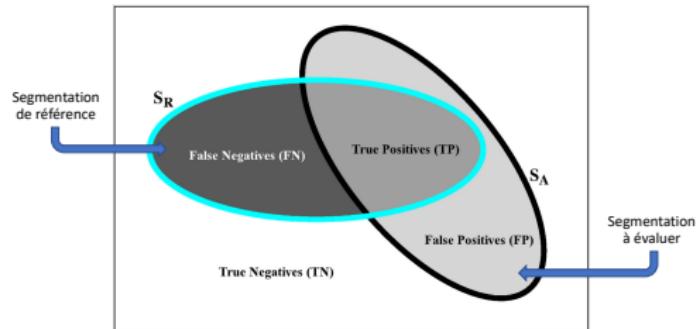
- Sensibilité :  $\frac{TP}{TP + FN}$
- Spécificité :  $\frac{TN}{TN + FP}$



# 4 : Comparaison des segmentations

## Volumes

- Sensibilité :  $\frac{TP}{TP + FN}$



- Spécificité :  $\frac{TN}{TN + FP}$

- Valeur prédictive positive

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

- Valeur prédictive négative

$$\frac{TN}{TN + FN}$$

# 4 : Comparaison des segmentations

## Volumes

- Sensibilité :  $\frac{TP}{TP + FN}$

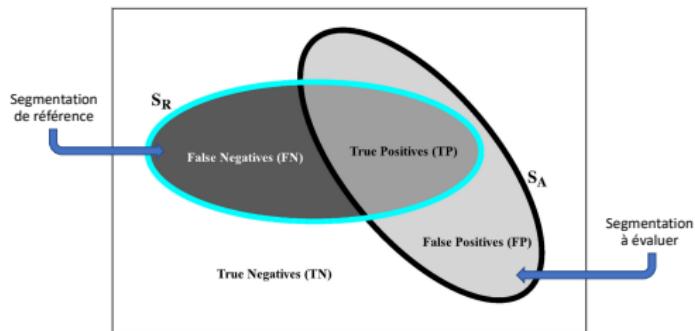
- Spécificité :  $\frac{TN}{TN + FP}$

- Valeur prédictive positive

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

- Valeur prédictive négative

$$\frac{TN}{TN + FN}$$



- Indice de Jaccard

$$\frac{|S_R \cap S_A|}{|S_R \cup S_A|} = \frac{TP}{|S_R \cup S_A|}$$

- Coeff. de Dice

$$2 \frac{|S_R \cap S_A|}{|S_R| + |S_A|} = 2 \frac{TP}{|S_R| + |S_A|}$$

## 4 : Comparaison des segmentations

- Analogie test de détection d'une maladie

- Vrais positifs (TP) : nombre de malades détectés comme malades
- Faux négatifs (FN) : nombre de malades détectés comme sains
- Faux positifs (FP) : sujets sains détectés comme malades
- Vrai négatifs (TN) : nombre de sujets sains détectés comme sains

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

## 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

### Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité

## 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

### Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade

## 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

### Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade
- Spécificité  $\frac{TN}{TN + FP}$  : si le sujet est sain, probabilité qu'il soit détecté comme sain

## 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

### Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade
- Spécificité  $\frac{TN}{TN + FP}$  : si le sujet est sain, probabilité qu'il soit détecté comme sain
- Valeur prédictive positive  $\frac{TP}{TP + FP}$  : si le test est positif, probabilité que

# 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

## Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade
- Spécificité  $\frac{TN}{TN + FP}$  : si le sujet est sain, probabilité qu'il soit détecté comme sain
- Valeur prédictive positive  $\frac{TP}{TP + FP}$  : si le test est positif, probabilité que le sujet soit effectivement malade

# 4 : Comparaison des segmentations

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	TP	FP	VPP
Test négatif	FN	TN	VPN
Quantificateur	Sensibilité	Spécificité	

## Interprétation des mesures de volumes

- Sensibilité  $\frac{TP}{TP + FN}$  : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade
- Spécificité  $\frac{TN}{TN + FP}$  : si le sujet est sain, probabilité qu'il soit détecté comme sain
- Valeur prédictive positive  $\frac{TP}{TP + FP}$  : si le test est positif, probabilité que le sujet soit effectivement malade
- Valeur prédictive négative  $\frac{TN}{TN + FN}$  : si le test est négatif, probabilité que le sujet soit effectivement sain.

## 4 : Comparaison des segmentations

- quelle référence ?
  - Besoin d'une référence dont on puisse être sûr
  - Segmentation manuelle ?

## 4 : Comparaison des segmentations

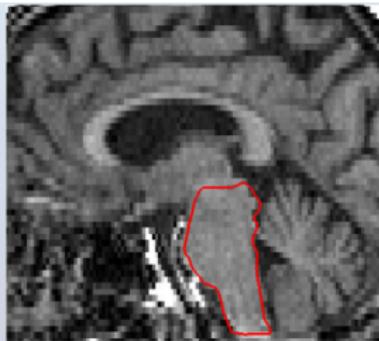
- quelle référence ?
  - Besoin d'une référence dont on puisse être sûr
  - Segmentation manuelle ?
- Problème segmentation manuelle
  - Non reproductible
  - Variabilité inter-expert de segmentation

## 4 : Comparaison des segmentations

- quelle référence ?
  - Besoin d'une référence dont on puisse être sûr
  - Segmentation manuelle ?
- Problème segmentation manuelle
  - Non reproductible
  - Variabilité inter-expert de segmentation
- Solution potentielle
  - Utilisation de plusieurs segmentations manuelles
  - Comment résumer les différentes segmentations en une seule ?
    - Moyenne : que faire si un expert n'est pas d'accord ?
    - Combinaison pondérée par la "qualité" ?

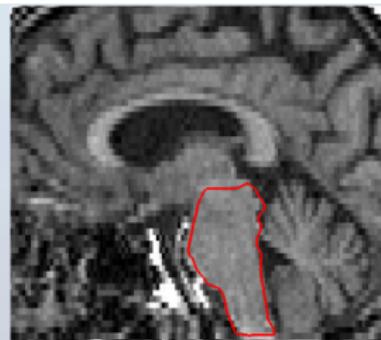
# Comparaison à des segmentations multiples

- Données : segmentations  $d_{ij}$



# Comparaison à des segmentations multiples

- Données : segmentations  $d_{ij}$



- Objectif
  - Obtenir segmentation typique
  - Calculer paramètres de qualité de chaque segmentation (= "donner un score de précision à chaque expert")

# Algorithme STAPLE - Paramètres de qualité

- Paramètres de performance utilisés (cas binaire)
  - Sensibilité : probabilité de segmentation par l'expert quand le point fait effectivement partie de la structure recherchée
  - Spécificité : probabilité de non segmentation par l'expert dans le cas contraire
- Cas multi-structures
  - Tableau  $L \times L$  de paramètres ( $L$  : nombre de structures)
  - $\theta_{s',s}^j$  probabilité que l'expert  $j$  ait attribué le label  $s'$  alors que celui-ci était  $s$

$$\theta_{s',s}^j = \mathbf{P}(d_{ij} = s' | T_i = s)$$

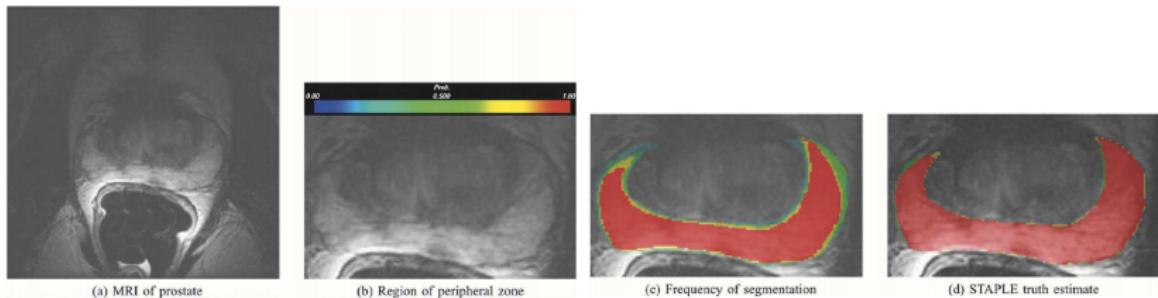
# Algorithme STAPLE

- Problème : la segmentation  $T$  est inconnue
- Algorithme STAPLE : algorithme EM, approche itérative
- Alterne sur deux étapes
  - étape E : : Estime la probabilité d'appartenance à la segmentation de référence  $P(T_i = s)$   
→ **estimation d'une segmentation de référence en fonction des paramètres de performance de chaque expert**
  - étape M : Estime les paramètres de performance de chaque expert par rapport à l'estimation courante de la référence  $\theta_{s',s}^j$   
→ **mise à jour des param. en fonction de la nouvelle référence**
- Plus robuste que la moyenne à des erreurs de segmentation manuelle

# Algorithme STAPLE

**Fig. 6.**

Comparison of STAPLE and voting rule estimates of the true segmentation from segmentations of the cortex generated by one expert and three medical students. The color coding of the frequency of selection is as shown in Fig. 7.

**Fig. 7.**

This figure illustrates in (a), MRI of the prostate, in (b) the prostate peripheral zone, in (c) the frequency of assignment of voxels to the prostate peripheral zone in five repeated segmentations by the same rater, and in (d), the probabilistic true segmentation as estimated by STAPLE.

*Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE) : an algorithm for the validation of image segmentation, Warfield SK, Zou KH, Wells WM, IEEE Trans Med Imaging. 2004 Jul*

## Évaluation des performances

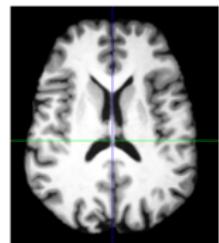
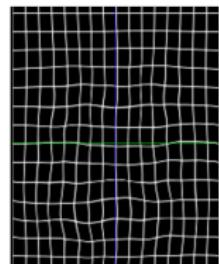
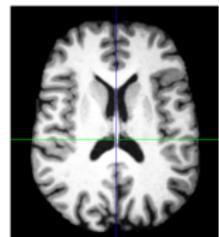
→ Mise en oeuvre de l'évaluation d'algorithmes de recalage

# Mise en oeuvre

- Comment utiliser les nombreuses mesures disponibles dans un cas réel ?
- Plusieurs options disponibles
  - Évaluation sur données simulées
  - Évaluation sur données réelles

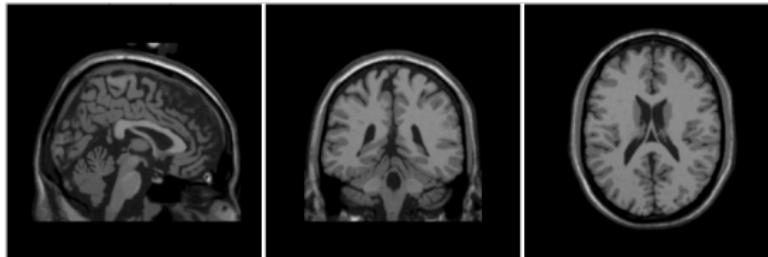
# Évaluation sur données simulées

- Première possibilité
  - Générer des déformations connues
  - Appliquer ces déformations à des images
  - Tester la méthode de recalage
- Avantages
  - Référence exacte connue
  - Particulièrement adapté aux comparaisons d'intensité ou de transformations
- Inconvénients : cas simplistes



# Évaluation sur données simulées

- Données intéressantes : BrainWEB §
  - Simulation d'IRM du cerveau
  - Plusieurs modalités
  - Connaissance exacte de la segmentation de référence
  - Possibilité de simuler différents niveaux de bruits et de biais
- Utile pour une étude avancée du comportement du recalage



§. <http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>

# Évaluation sur données réelles

- Besoin d'évaluer les méthodes dans des cas réels
  - Recaler des images différentes (difficilement simulable)
  - Plus difficile (vérité terrain inconnue)

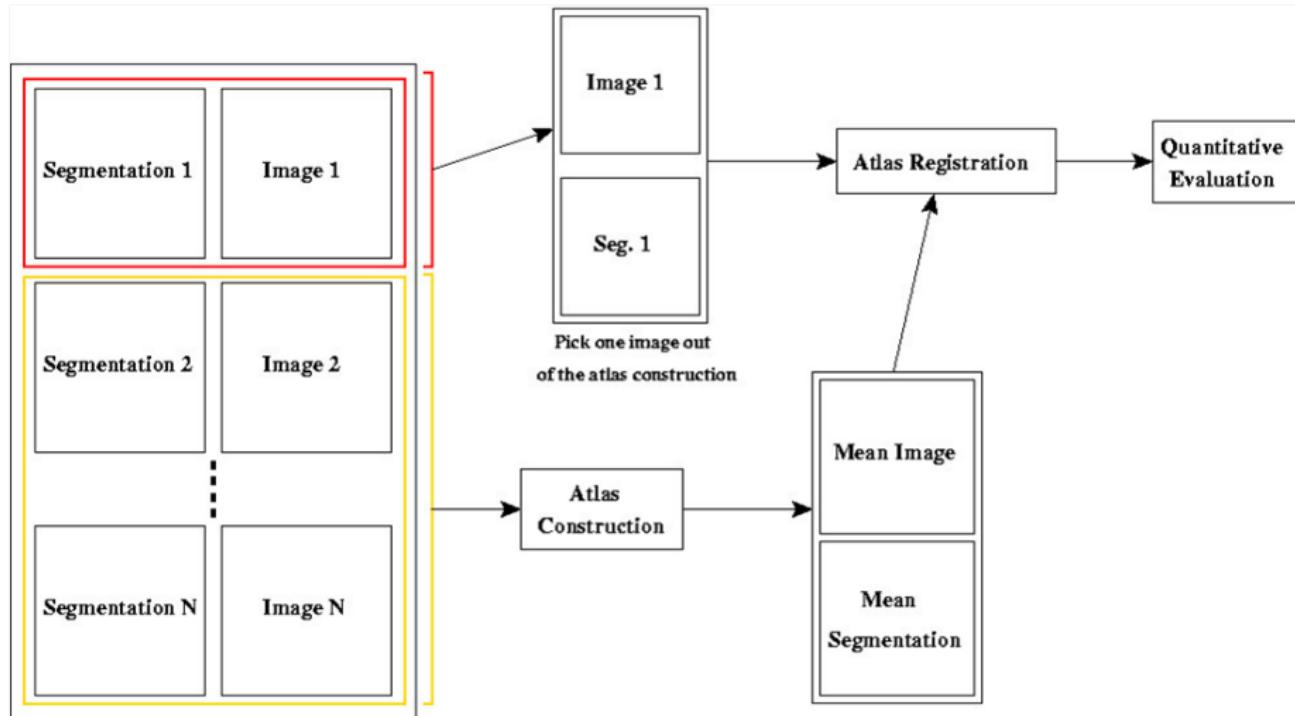
# Évaluation sur données réelles

- Besoin d'évaluer les méthodes dans des cas réels
  - Recaler des images différentes (difficilement simulable)
  - Plus difficile (vérité terrain inconnue)
- Solution
  - Utilisation d'une base d'images segmentées
  - Utilisation de STAPLE ou mesures directes pour la comparaison

# Évaluation sur données réelles

- Besoin d'évaluer les méthodes dans des cas réels
  - Recaler des images différentes (difficilement simulable)
  - Plus difficile (vérité terrain inconnue)
- Solution
  - Utilisation d'une base d'images segmentées
  - Utilisation de STAPLE ou mesures directes pour la comparaison
- Exemple : segmentation par atlas
  - Atlas = image unique → recalage atlas et comparaison de segmentations
  - Atlas = image moyenne → procédure Leave-One-Out

# Procédure Leave-One-Out

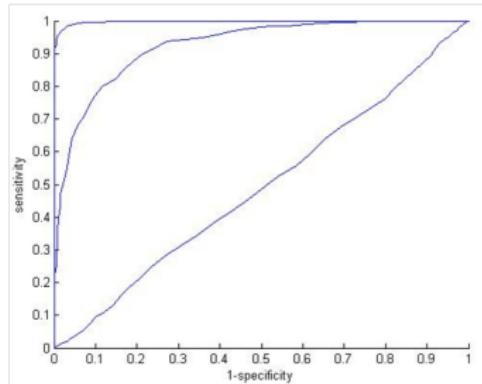


# Sélection des meilleurs paramètres

- Paramètres de recalage très importants
  - Exemple : intensité de la régularisation
  - Peut changer grandement les résultats

# Sélection des meilleurs paramètres

- Paramètres de recalage très importants
  - Exemple : intensité de la régularisation
  - Peut changer grandement les résultats
- Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)
  - Outil pour la sélection des paramètres optimaux
  - Graphique 2D : Axes : (1-spécificité) et (sensibilité)
  - Courbe construite en utilisant différents jeux de paramètres
  - Point le plus proche du coin supérieur gauche → meilleur



# Utilisation de la courbe ROC pour l'évaluation

- Possibilité d'utilisation pour la comparaison de méthodes
- Aire sous la courbe (Area Under Curve)
  - Mesure de l'aire sous la courbe ROC
  - Evaluation de la performance globale de la méthode de recalage
  - proche de 1 : très bonne méthode quel que soit le jeu de paramètres

