

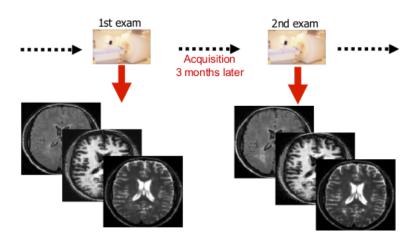
Exemple d'application





Recalage d'images de télédétection

Exemple d'application



Recalage en imagerie médicale pour la détection de changement

Exemple d'application





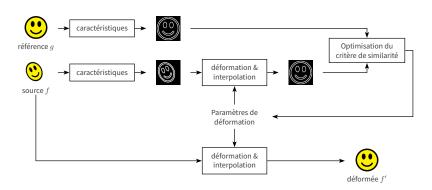




Mosaïque d'image (image mosaicing)

Recalage (registration)

Objectif: estimer la transformation spatiale qui fait correspondre deux images.



Caractéristiques de recalage

Caractéristiques de recalage

La déformation à appliquer sur l'image source est basée sur des caractéristiques de cette image. Le choix des caractéristiques utilisées conduit à l'une des deux méthodes de recalage suivantes :

- approche iconique (intensity-based registration): utilisation de l'intensité des pixels de l'image ou d'une transformée
- approche géométrique (feature-based registration):
 utilisation de caractéristiques de l'image (coins, marques...)

Approche iconique

- Toute l'information contenue dans les intensités de l'image est utilisée.
- On peut travailler sur l'image originale ou une de ses transformations (Fourier, ondelette, gradient ...).

Approche iconique

- Toute l'information contenue dans les intensités de l'image est utilisée.
- On peut travailler sur l'image originale ou une de ses transformations (Fourier, ondelette, gradient ...).

Avantage:

Méthode automatique

Inconvénients:

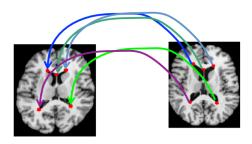
- Coût calculatoire important (temps de calcul + mémoire)
- Sensible au bruit et aux variations d'intensité entre les images

Approche géométrique

Les caractéristiques sont :

- intrinsèques à l'image : coins, contours, ...
- extrinsèques à l'image : marqueurs sur les objets, ...

Il faut ensuite apparier les caractéristiques (feature matching).



Approche géométrique

Avantages:

- Représentation parcimonieuse de l'image (peu de données)
- Coût calculatoire faible

Inconvénients:

- L'appariement des caractéristiques peut être difficile à effectuer
- La qualité du recalage dépend de la précision de l'extraction des caractéristiques
- La précision du recalage n'est garantie qu'au voisinage des caractéristiques

La déformation de l'image est une transformation mathématique qui peut être linéaire ou non.

La déformation de l'image est une transformation mathématique qui peut être linéaire ou non.

Une transformation linéaire s'écrit :

$$p' = Mp$$

οù

- $p = [x \ y \ 1]^T$: pixel (x,y) de l'image source
- $p' = [x' \ y' \ 1]^T$: pixel (x',y') de l'image déformée
- $M \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$: matrice de transformation

Exemple:

$$p' = Mp$$
 et $M = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

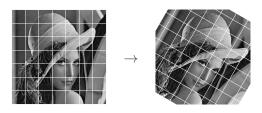
Exemple:

$$p' = Mp$$
 et $M = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

$$\Rightarrow \qquad p' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x + t_x \\ y + t_y \\ 1 \end{bmatrix}$$

Translation de l'image de t_x pixels en x et t_y pixels en y.

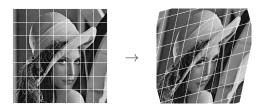
Déformation rigide



Transformation linéaire p' = Mp avec 3 paramètres $(\theta = \{\alpha, t_x, t_y\})$

$$M = \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & t_x \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

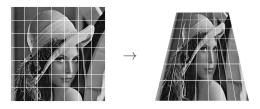
Déformation affine



Transformation linéaire p'=Mp avec 6 paramètres $(\theta=\{m_{11},m_{12},m_{13},m_{21},m_{22},m_{23}\})$

$$M = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Déformation perspective



Transformation linéaire p' = Mp avec 9 paramètres $(\theta = \{m_{11}, m_{12}, m_{13}, m_{21}, m_{22}, m_{23}, m_{31}, m_{32}, m_{33}\})$

$$M = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{pmatrix}$$

Déformation non linéaire







Transformation non linéaire:

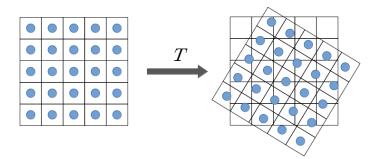
- polynôme,
- base de fonctions (sinusoïde, spline, ondelette ...)
- champ de déformation non paramétrique

Il peut alors être nécessaire d'introduire des contraintes sur le modèle de déformation (préservation de la topologie, douceur, symétrie ...).

Interpolation de l'image recalée

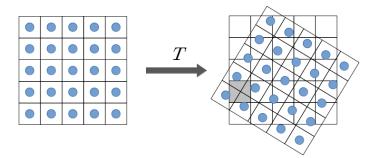
Interpolation

L'interpolation consiste à déterminer les valeurs de l'image transformée à partir de ceux de l'image initiale.



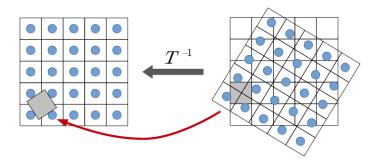
Interpolation

Problème : les pixels de l'image transformée ne correspondent pas toujours à un pixel de l'image de l'image cible.



Interpolation

L'astuce est de considérer la transformation inverse et de déterminer la valeur des pixels de l'image transformée en fonction de ceux de l'image initiale.



Méthodes d'interpolation : plus proche voisin (nearest neighbor) bilinéaire, B-spline, sinc, ...



Critère de similarité

Le critère de similarité $E(\theta)$ représente une distance entre l'image de référence g et l'image déformée $f'=T(f,\theta)$.

Elle est minimale lorsque les deux images se superposent au mieux, c'est-à-dire lorsque la similarité entre l'image de référence g et l'image déformée f' est maximale.

Critère de similarité

Le critère de similarité $E(\theta)$ représente une distance entre l'image de référence g et l'image déformée $f'=T(f,\theta)$.

Elle est minimale lorsque les deux images se superposent au mieux, c'est-à-dire lorsque la similarité entre l'image de référence g et l'image déformée f' est maximale.

Le choix de E dépend du choix de l'approche :

- approche iconique (intensité des pixels) : critères de similarité denses
- approche géométrique (caractéristiques de l'image) : distances entre primitives géométriques

Critères de similarité denses

Il existe plusieurs hypothèses sur les liens entre les intensités des deux images.

Dans le cas le plus simple, on suppose que les intensités des pixels sont égales à un bruit additif gaussien près, donc :

$$E(\theta) = \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} (f'(m,n) - g(m,n))^{2}$$

Distances entre primitives géométriques

Distance entre points appariés : norme euclidienne :

$$E(\theta) = \sum_{n=1}^{N} (x_n - x'_n)^2 + (y_n - y'_n)^2$$

où (x_n,y_n) et (x'_n,y'_n) sont les coordonnées des points appariés.

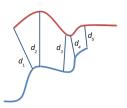
Distances entre primitives géométriques

Distance entre points appariés : norme euclidienne :

$$E(\theta) = \sum_{n=1}^{N} (x_n - x'_n)^2 + (y_n - y'_n)^2$$

où (x_n, y_n) et (x'_n, y'_n) sont les coordonnées des points appariés.

■ Distance entre courbes : algorithme ICP (Iterative Closest Point)



$$E(\theta) = \sum_{n=1}^{N} d_n^2$$

où d_n est la distance entre chaque point de la courbe 1 avec le point le plus proche de la courbe 2.

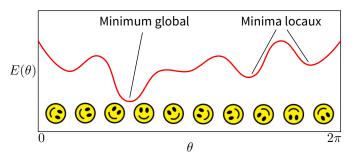
Optimisation du critère de similarité

Optimisation

On cherche les valeurs des paramètres θ de la transformation qui minimise $E(\theta)$:

$$\hat{\theta} = \arg\min_{\theta} E(\theta)$$

Exemple pour $\theta = \alpha$ dans le cas d'une simple rotation :



Optimisation

Méthodes d'optimisation :

- Solution explicite
- Recherche exhaustive (toutes les possibilités sont testées)
- Méthode d'ordre 0 : ICM (iterated conditional mode), simplexe ...
- Méthodes d'ordre supérieur (utilise le gradient ou le hessien de $E(\theta)$) : descente de gradient, gradient conjugué, méthode de Newton, méthode de Levenberg–Marquardt ...
- Méthodes stochastiques : recuit simulé, algorithmes génétiques, gradient stochastique ...

Approche hiérarchique

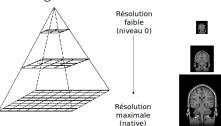
L'idée des approches hiérarchiques (hierarchical / coarse to fine approaches) est de décomposer le problème initial en plusieurs petits problèmes de complexité moindre. Cela a tendance à réduire le risque de convergence vers un minimum local et à accélérer le calcul.

Approche hiérarchique

L'idée des approches hiérarchiques (hierarchical / coarse to fine approaches) est de décomposer le problème initial en plusieurs petits problèmes de complexité moindre. Cela a tendance à réduire le risque de convergence vers un minimum local et à accélérer le calcul.

■ Données complexes ⇒ approche par multi-résolution

Exemple: pyramide gaussienne

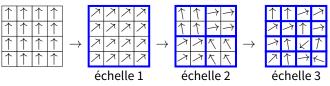


Approche hiérarchique

■ Modèle complexe ⇒ complexification du modèle

Exemples:

- transformation rigide, puis affine, puis non rigide
- Approche multi-échelle (multiscale approach) :



Conclusion

Conclusion

