

# Recalage rigide robuste d'images médicales mono-modal intra-patient par appariement de régions: Block Matching

Ahmed KHARRAT<sup>1</sup>, Saoussen.belhassen<sup>1</sup> and Mohamed ABID<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Ecole Nationale des Ingénieurs de Sfax Computer & Embedded Systems Laboratory (CES)  
Route Soukra km 3,5  
B.P.: w -- 3038 Sfax TUNISIA*

Ahmed.kharrat@fss.rnu.tn  
saoussen.belhassen@gmail.com  
Mohamed.abid@enis.rnu.tn

**Résumé:** Afin d'améliorer la robustesse des algorithmes de recalage rigide dans l'imagerie médicale, nous proposons dans ce présent article une approche hybride basé sur la méthode de l'appariement des régions (Block Matching) dans le cas du recalage d'images bidimensionnelles monomodale IRM/IRM intra-patient. Cet article présente une approche qu'utilise localement des mesures iconiques tout en prenant compte du contexte géométrique global décrivant une cohérence spatiale pour les données anatomiques. Deux étapes sont mises en œuvre, la première étape consiste à calculer le champ de déplacement entre ces deux images en utilisant l'appariement de région, la deuxième étape admet de calculer le champ de vecteur afin d'estimer la transformation rigide en utilisant le moindre carré tamisé comme meilleur estimateur. Nous présentons, aussi un cas d'étude illustrant l'approche proposée.

**Mots-clés :** Recalage, rigide, IRM, mesure de similarité, estimateur.

## INTRODUCTION

Le recalage est un problème commun à des nombreuses tâches d'analyse d'images médicales. Les difficultés de ce problème sont différentes selon que l'on s'intéresse à des images provenant de la même modalité (monomodal) ou bien de modalités différentes (multimodal), ou bien quand ce recalage met en œuvre des images acquises sur un même patient ou patients différents [kharrat 08a].

Cette variation de conditions selon le type d'acquisition d'images sujet d'études, influe sur la nature du recalage. Il peut s'agir dans ce cas de recalage rigide (Figure.1).

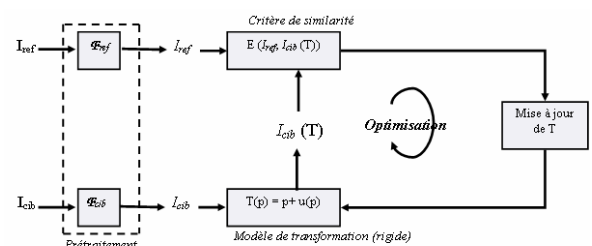


Figure.1 Principe général du recalage de l'image  $I_{cib}$  sur  $I_{ref}$  [kharrat 08b]

Le recalage rigide consiste à rechercher une rotation et une translation permettant de superposer au mieux l'une des images à recaler sur la seconde [kharrat 08a].

La notion de recalage peut être résumée de la façon suivante :

Considérons le recalage d'une image  $I_{cib}$  sur une image de référence  $I_{ref}$ . Le problème de mise en correspondance des deux images consiste à l'estimation d'une transformation  $T$  qui à chaque point 'p' de l'image de référence  $I_{ref}$  associe les coordonnées

$T(p) = p + u(p)$  dans l'image  $I_{cib}$  ( $u$  représente le champ de déformation). La transformation  $T$  est recherchée parmi un ensemble  $\Phi$  de transformations, définissant l'espace de recherche des transformations [kharrat 08b]. Une étape préliminaire à l'estimation de la transformation est l'extraction à partir des images brutes  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$  des informations pertinentes permettant de guider le recalage.  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$  sont donc construites respectivement à partir de  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$  en utilisant les fonctions  $F_{ref}$  et  $F_{cib}$  [kharrat 08c].

Une fois les informations extraites, il s'agit de définir une fonction d'énergie  $E$  permettant d'associer à un couple  $I_{cib}$  ( $T$ ) et  $I_{ref}$  une valeur permettant de quantifier leur proximité ou bien leur ressemblance. Cette fonction  $E$ , appelée aussi critère de similarité, devrait théoriquement être minimale (ou maximale) lorsque l'image de référence et l'image à cible sont en parfaite correspondance [kharrat 08c].

La phase d'optimisation consiste enfin à trouver la transformation optimale  $\hat{T}$  qui minimise (ou maximise) la fonction d'énergie  $E$  sur l'espace de recherche entre les deux images  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$ . Le problème d'optimisation peut ainsi être formulé de la manière suivante [kharrat 08c] (équation 1) :

$$\hat{T} = \arg \min_{T \in \Phi} E(I_{ref}, I_{cib}(T)) \quad (1)$$

Dans la littérature, il existe des variétés de méthodes de recalage soit géométriques basées sur l'extraction des primitives, soit iconiques basées sur l'intensité.

Le recalage géométrique consiste à extraire les primitives géométrique de l'image tel que les points [Cachier 01], les surfaces [Ding 01] et les courbes [Johnson 02] des deux images à recaler afin d'identifier par la suite les paires des primitives. A partir de ces couples appariés, nous calculons la transformation. Plus de précision dans l'étape d'extraction des primitives géométriques entraîne une précision dans la recherche de la transformation.

Contrairement au recalage géométrique basé sur l'extraction des primitives, le recalage iconique se fonde sur les informations de bas niveau relatives à l'ensemble des pixels d'images soit en comparant directement les niveaux de gris des images, soit en associant à chaque pixel une valeur déterminée à partir des niveaux de gris et en comparant ces ensembles de valeurs. Ce type de recalage consiste à trouver une relation globale entre les intensités des images IRM en maximisant ou minimisant une mesure de similarité.

Ces méthodes iconiques ont pour objectif de chercher la transformation optimale minimisant un critère iconique (ou mesure de similarité) calculé pour évaluer la ressemblance entre les pixels.

L'extraction des primitives significatives des deux images est cependant un problème très complexe. Celles-ci peuvent de plus être perturbées par la présence de la pathologie, pouvant entraîner de grandes erreurs.

Concernant les méthodes iconiques, ils ont l'avantage de ne pas nécessiter une étape de segmentation de primitives. Néanmoins, elles souffrent de plusieurs inconvénients tel que le coût calculatoire important dû au fait de devoir considérer chacun des pixels de l'image.

Le présent article sera organisé comme suit : la deuxième section sera consacrée à une description technique de recalage d'images médicales qui intègre les deux approches décrites précédemment pour avoir une nouvelle famille d'approches de recalage nommée hybride [kharrat 08b], [kharrat 08c], [Atif 04]. Enfin, nous présentons notre approche de stratégie de blocs (recalage hybride) afin d'illustrer leurs avantages sous forme des différents résultats de taux d'erreur au niveau d'angle et translation.

## 1. Description de l'approche

Les méthodes géométriques présentent l'avantage de la manipulation d'une représentation compacte de l'image, ayant pour conséquence une charge de calcul beaucoup plus faible que dans le cas des méthodes iconiques.

En outre, les primitives géométriques utilisées portent une information de haut niveau, qui permet de s'échapper des problèmes liés à l'acquisition de l'image tel que les artefacts et les bruits de l'image. Néanmoins, l'extraction des primitives est considérée une tâche complexe très difficile à accomplir et nécessite un degré de précision. Par conséquent, de tout manque de précision des primitives résulte une transformation illogique qui peut parfois compliquer le problème de comparaison d'images au lieu de le simplifier [Montgomery 06].

Tandis que les méthodes iconiques ont l'avantage de ne pas nécessiter de segmentation de primitives géométriques. Néanmoins, ces méthodes souffrent de plusieurs inconvénients [Pluim 03]. Le premier est lié au coût calculatoire important dû au fait de devoir considérer chacun des pixels de l'image. Le deuxième est lié au fait que la relation entre les intensités des deux images n'est pas forcément triviale, en particulier dans le cas d'images multimodales [Ourselin 01] [Pluim 03].

Chacun des deux types de recalage que ce soit géométrique ou iconique, présente un certain nombre d'avantages et d'inconvénients. Pour pallier à ces limitations et pour mieux exploiter les avantages de chaque méthode, plusieurs revues ont montré la possibilité de mettre en oeuvre l'idée de faire un recalage hybride combinant ces deux types de mise en correspondance.

Concernant notre approche hybride, elle consiste à utiliser localement des mesures iconiques tout en prenant compte du contexte géométrique global décrivant une cohérence spatiale pour les données anatomiques.

Par la suite, nous allons présenter une description de notre approche hybride basée sur la méthode

d'appariement de blocs (Block Matching).

### 1.1. Description de la technique de recalage

Deux acquisitions des images IRM à des instants différentes provoquent un changement de position du patient par rapport à l'imageur et conduit à obtenir des images différentes.

Pour cela, nous avons besoin d'une opération qui permet de situer ces deux images dans un même repère géométrique. Cette technique est appelée recalage.

Le recalage rigide des images IRM consiste à trouver une transformation rigide c'est-à-dire une rotation suivi d'une translation qui relie les coordonnées de  $X$  évoluant dans l'espace de l'image référence au coordonnées  $X'$ , appartenant à l'espace de l'image cible, tel que la forme suivante (équation 2) [Putjarupong 04]:

$$X' = R X + T \quad (2)$$

Avec  $R$  représente la rotation et  $T$  la translation.

Nous pouvons de même l'exprimer sous la forme d'une matrice 3\*3 (équation 3)

$$T = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & tx \\ \sin\theta & \cos\theta & ty \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Dans notre approche, nous utilisons l'algorithme ICP qui va travailler géométriquement sur des primitives iconiques [Ourselin 01] que nous les mettons en correspondances en introduisant un critère iconique, et à partir de ces appariements nous introduisons la notion géométrique en incluant leurs positions spatiales pour chercher la transformation  $T$ .

### 1.2. Description algorithmique

Considérons deux images IRM 2D de même taille intra-patient dont l'une appelée image référence noté  $I$  et l'autre appelé image cible noté  $J$  que nous désirons mettre en correspondance.

Cela nécessite le découpage de l'image référence en un ensemble de sous-images que nous appellerons blocs. Ces blocs seront notés  $B$  dans l'image de référence  $I$  et  $B'$  dans l'image cible  $J$ , de taille identique  $N*N$ , en premier lieu ce taille est fixé par  $32*32$ . Dans le cadre de notre travail, le découpage des images en des tailles de blocs égales s'inspire de la norme de compression MPEG4 [kharrat 08a].

Nous pouvons effectuer le découpages de ces blocs en des sous blocs en divisant chaque fois la taille par 2. C'est-à-dire que les blocs sont toujours de tailles égales jusqu'à atteindre le minimum taille  $4*4$  [kharrat 08c].

Ceci est illustré dans la figure ci-dessous (Figure2).

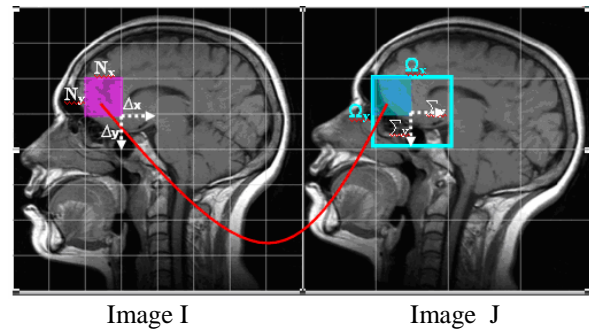


Figure.2 Illustration de l'appariement de régions sur une coupe IRM. Avec  $N$  présente la taille du bloc,  $\Omega$  est la taille de la zone de recherche,  $\Sigma$  est la résolution du champ de vecteurs,  $\Delta$  est la densité du champ de vecteurs.

Sur cette figure (Figure 2), le centre du bloc  $B$  est noté  $m_i$  et celui du bloc  $B'$  est noté  $m'_i$ .

Notre algorithme de recalage admet deux images de référence et cible comme entrées et une transformation  $T$  et une image enregistré  $J' = J \circ T$  aligné avec l'image  $I$  comme sortie. Nous désirons recalier l'image  $J$  sur l'image  $I$ . L'algorithme utilisé est itératif. A chaque itération, deux étapes sont mises en œuvre. La première étape consiste à calculer un champ de déplacement entre l'image référence et cible. Cela est réalisé en utilisant la stratégie d'appariement de blocs. La deuxième étape utilise les centres appariés trouvés dans la phase d'appariement pour estimer la transformation  $S$  à travers un estimateur robuste. Puis nous mettons à jour la transformation totale  $T$  en composant  $S$  à  $T$ .

Donc nous avons à chaque itération deux étapes différentes, le calcul du champ de déplacement et le calcul de la transformation rigide.

### 1.3. Stratégie d'appariement des blocs

Le principe de notre algorithme d'appariement de région, est de mettre en correspondance un bloc  $B$  de l'image de référence  $I$  avec un bloc  $B'$ , considéré comme meilleur correspondant d'un ensemble de blocs de l'image cible, pour un critère de similarité donné.

Cette recherche est locale puisqu'elle ne se fait pas en parcourant toute l'image cible. Elle est effectuée sur une zone à partir de la position du bloc de l'image de référence. En faite, la position du bloc est déterminée par son coin gauche en haut. C'est-à-dire pour un bloc  $B$  de  $I$ , nous recherchons dans un voisinage  $\Omega$  qui est défini par  $2 \times \text{rayon du bloc } B$ , de  $J$  le meilleur correspondant  $B'$ .

Lors de la phase d'appariement, nous prenons en considération que le pas entre deux blocs consécutifs dans le voisinage déterminé de l'image cible est  $\Delta$ , qui peut bien sûr être anisotrope suivant les axes c'est-à-dire qu'il peut avoir différent direction suivant les axes.

Afin de parcourir tous les blocs de l'image

référence, la valeur de la densité de champ de vecteurs  $\Delta$  ne doit pas dépasser la taille de bloc. Ce qui fournit un recouvrement entre les blocs.

A chaque itération, une fois le bloc B de I est fixé, nous parcourons la zone de recherche et nous calculons une mesure de similarité iconique entre ce bloc B fixé et chaque bloc B' de l'ensemble des blocs de la zone de recherche. Par conséquent, les deux blocs ayant le maximum de ce critère iconique, correspondent au couple le plus semblable.

Chaque couple apparié sera stocké par la position du centre des deux blocs du fait du mouvement recherché du bloc. Signalons de plus que le point du centre est celui pour qui la relation locale entre les blocs est statiquement la plus juste. C'est cet ensemble de couples de centres qui définira par la suite la transformation entre les deux images à recaler.

#### 1.4. Choix de mesure de similarité

Afin de mesurer le degré de similarité entre les différents blocs, nous utilisons n'importe quel critère local. Le choix de cette mesure dépend bien évidemment de types de relation entre les intensités des images à recaler.

Vue que le recalage rigide est réaliser entre des images IRM et vue que nous sommes dans des hypothèses très fortes d'images quasiment identiques, avec des variations de luminance très faible entre 2 images successives, la mesure choisie doit être iconique. De ce fait, la mesure de similarité à utiliser est le coefficient de corrélation.

Nous utilisons le critère de coefficient de corrélation pour résoudre le problème de dépendance de la valeur des intensités des pixels. Cette mesure est donnée par l'équation (équation 4). Considérons I et J deux ensembles contenant chacun n variables aléatoires.

$$CC(I, J) = \frac{\sum_{I_1} \sum_{I_2} I_1 I_2 P_{I_1 I_2} - \mu_{I_1} \mu_{I_2}}{\delta_{I_1} \delta_{I_2}} \quad (4)$$

Où  $I_1$  et  $I_2$  sont les fonctions d'intensité dans chacune des deux images.

D'après cette formule nous traitons les cas où la valeur de corrélation est définie. D'où plus le coefficient aura une valeur près de 1 plus les deux images sont similaires cela signifie que les deux images sont très fortement corrélées; plus les deux images sont différentes, plus le coefficient aura une valeur près de 0. Cela signifie qu'il n'existe aucune corrélation entre les deux images, c'est à dire que les variations de la première image n'ont pas d'influence sur les variations de la deuxième image. Les valeurs négatives de ce coefficient (entre 0 et -1) indiquent une similarité opposée entre les images.

#### 1.5. Moindre carré tamisé

L'algorithme d'appariement de région retourne un

ensemble d'appariements entre l'image référence et l'image cible. Ces couples appariés sont utilisés pour trouver la transformation optimale qui recalc l'image cible sur l'image référence, moyennant un algorithme d'optimisation sous le nom de moindre carré tamisé LTS (Least Trimmed Squares).

Cet algorithme, à l'instar des moindre carré LS (Least Square), a pour objectif de minimiser la somme des erreurs quadratique  $r_i^2$  (équation 5).

$$\hat{T} = \arg \min_T \sum_{i=1} r_i^2 \quad (5)$$

Avec  $r_i$  le résidu entre un couple d'appariements (équation 6).

$$r_i = \|m'_i - T(m_i)\| \quad (6)$$

En vue d'améliorer la vitesse de convergence par rapport à d'autre méthode d'optimisation tel que LS et LMS (Least Median of Squares), la méthode LTS est proposée, comme une méthode robuste qui réduit l'influence des grands résidus puisqu'elle consiste à minimiser la somme des carrés des appariements ayant le plus petit résidu.

La solution de ce problème est obtenue de manière itérative en partant d'une estimation initiale.

A chaque itération les appariements sont triés selon leurs résidus de façon à extraire ceux réalisant les résidus les plus bas. À partir de ces derniers une nouvelle transformation est estimée. Ces instructions sont itérées jusqu'à la convergence.

#### 1.6. Algorithme récapitulatif d'Aladin

L'algorithme d'appariement de région et l'algorithme de moindre carré tamisé réalisent les deux étapes primordiales de l'algorithme ICP qui sont: la construction des appariements et le calcul de la transformation.

Donc il est imposé de mettre en œuvre un algorithme récapitulatif qui fait l'appel à tous les algorithmes déjà suggérés, et qui concrétise l'itération entre eux en faisant un réglage de tous les paramètres, ainsi qu'il garantie un test de convergence pour mettre fin à l'itération.

Nous retraçons l'algorithme d'Aladin qui initialise les différents paramètres nécessaire pour le déroulement des algorithmes mentionnés auparavant, tel que l'algorithme d'appariement de régions et l'algorithme d'estimation de transformation au sens des moindres carrés tamisés.

L'algorithme d'Aladin maintient le réglage de ces paramètres afin d'assurer le raffinement des résultats obtenus et par la suite garantir une meilleure convergence qui abouti à des résultats satisfaisants.

Après avoir trouvé la transformation optimale, nous allons l'appliquer à chaque pixel de l'image

cible. Néanmoins, l'image recalée obtenue est de mauvaise qualité bruitée par l'effet escalier.

En faite, l'escalier est une construction architecturale constituée d'une suite régulière de degrés permettant de passer d'un niveau à un autre (à monter et à descendre). Comme c'est illustré dans la figure (Figure.3).



Figure.3 Image recalée sans interpolation

Pour raffiner et améliorer l'image recalée résultante, nous proposons d'utiliser une interpolation bilinéaire (Anti-aliasing) qui présente une technique par laquelle nous diminuons l'effet d'escalier des images, en créant des dégradés de couleurs le long des contours, pour les lisser. En effet, l'interpolation bilinéaire prend une moyenne pondérée par la distance des quatre pixels de l'image originale les plus près du nouveau pixel (Figure 4).

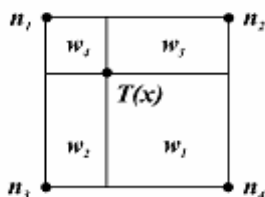


Figure.4 Principe d'interpolation bilinéaire

L'image recalée résultante après l'application d'interpolation est illustrée par la figure ci-dessous (Figure 5).



Figure.5 Image recalée après interpolation

Le procédé de moyenne altère la valeur originale des pixels et crée une valeur complètement nouvelle sur l'image finale. Ceci peut être nuisible dans notre cas. En effet, en visualisant la valeur de la mesure de similarité (coefficient de corrélation) entre l'image de référence et enregistré interpolé, nous constatons que cette valeur se minimise.

## 2. Résultat et discussion

Afin d'évaluer la performance de notre algorithme nous avons utilisé à ce stade la base de données de l'Université Vanderbilt [West 97] et nous avons limité nos expériences uniquement aux images IRM 2D intra-sujets et particulièrement au quatre premières séries. Il est a signalé que les images sont de taille 256x256 et en niveau de gris (16 bits/ pixels).

En premier lieu, nous présentons un exemple d'image recalée à partir de deux images référence et cible afin de la visualiser.

En second lieu, nous allons apercevoir ce résultat visuel par quelques valeurs de taux d'erreur au niveau d'angle et translation qui sont calculés pour l'image recalée résultante.

Finalement, nous présentons le taux d'erreur de l'image recalée en comparant l'estimateur utilisé (LTS) avec celle d'autre qui sont utilisés dans la littérature.

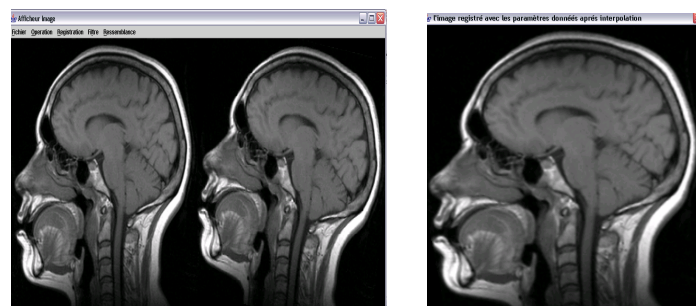
Cette évaluation permet d'apprécier à la fois la robustesse et la précision de l'approche établit dans cet article.

Les résultats obtenus sont convaincants et présentent une avancée des travaux de recalage d'images.

### 2.1. Recalage d'image référence et cible

Considérons deux images IRM intra-patient référence et cible. Nous attribuons une transformation manuelle à cette image de type rotation d'angle  $\theta=10$  degrés et de translation nulle.

Par la suite, nous essayons de recaler cette image sur l'image référence. Elle est presque semblable à l'image de référence. L'image recalée résultante est une image qui subit une rotation remarquable visuellement. Comme c'est illustré dans la figure suivante (Figure 6).



(a)Image référence à gauche et image cible à droite

(b) image recalée

Figure.6 Recalage de l'image cible sur l'image référence

Cependant, l'inspection visuelle n'est pas suffisante pour apprécier la pertinence du résultat obtenu par une méthode de recalage.

Pour cela, nous allons fournir une évaluation rétrospective de recalage afin d'évaluer le recalage

avec des résultats chiffrés.

Notre objectif dans cette étude est, d'une part la quantification précise des différentes mesures de similarités fondées sur le coefficient de corrélation et d'autre part, sa comparaison avec celle obtenu par des mesures de similarité classique.

En premier lieu, nous prenons les valeurs de quelques mesures de similarités tel que le SSD (Somme des Différences au Carré), SSA (Somme des Différences Absolu) et CC (coefficient de corrélation). Ces valeurs de mesures de similarités sont prises entre l'image référence et cible d'une part et entre l'image référence et recalée d'un autre part afin d'évaluer le recalage avec des résultats chiffrés. Ces valeurs sont présentées dans le tableau ci-dessous (Tableau.1):

	Image référence et cible	Image reference et recalée
SSD	7.6415	1.6366
SSA	1492777.07	639513.05
CC	0.72	0.94

Tableau.1 Valeurs des critères de similarité avant et après recalage par la méthode LTS

Le tableau (Tableau 1) présente les valeurs des mesures de similarités avant et après recalage. Nous constatons que ces valeurs ont été améliorées après recalage. En effet, La valeur de coefficient de corrélation est comprise entre -1 et 1. Au cours du recalage, ce critère doit être maximisé.

Tandis que les valeurs de SSD et SSA doivent décroître jusqu'à atteindre des valeurs minimums en cas de deux images semblables.

A partir des résultats obtenues, nous apercevons que le CC croit après recalage outre que les valeurs de SSD et de SSA diminuent ce qui signifie que la similarité est améliorée entre l'image référence et cible recalée.

## 2.2. Calcul de taux d'erreur

Dans cette expérience, nous allons dégager l'erreur d'image recalée. En connaissant l'angle  $\theta$ , la translation initiale horizontale dx et la translation initiale verticale dy, nous calculons la transformation de recalage en utilisant comme estimateur le moindre carré tamisé.

Une fois nous obtenons la matrice de transformation ou de recalage rigide, nous serons capables de déterminer l'angle  $\theta'$  ainsi que les deux vecteurs de translation horizontale dx' et verticale dy'.

Par la suite, pour savoir le taux d'erreur au niveau

d'angle on calcule la différence entre  $\theta$  et  $\theta'$  (equation.6).

$$d\theta = |\theta' - \theta| \quad (6)$$

De même pour le taux d'erreur au niveau de translation horizontale noté tranx (équation 7) et de la translation verticale noté tran y (équation 8).

$$\text{Transx} = |dx' - dx| \quad (7)$$

$$\text{Transy} = |dy' - dy| \quad (8)$$

Cette évaluation sera appliquée à des séries d'images référence et cible intra-patients distincte de différentes angles.

Concernant les paramètres d'appariement de régions, tel que la taille de bloc ainsi le champ dense et la résolution de champ sont les même pour chaque  $\theta$  afin de ne pas influencer sur les résultats.

Les résultats trouvés sont illustrés dans le tableau ci-dessous (Tableau.2):

	$\theta=2^\circ$ dx=0 dy=0	$\theta=3^\circ$ dx=0 dy=0	$\theta=5^\circ$ dx=0 dy=0	$\theta=10^\circ$ dx=0 dy=0	$\theta=20^\circ$ dx=0 dy=0
D $\theta$	1.45°	0.44°	1.1°	1.99°	12°
Tranx	0	0	0	0	2
Trany	0	0	0	0	1

Tableau.2 Mesures de taux d'erreur au niveau d'angle et translations

En visualisant ce tableau (Tableau.2), nous pouvons déduire la faiblesse de taux d'erreur au niveau de l'angle ainsi qu'au niveau des translations horizontales et verticales puisque le taux d'erreur ne dépasse pas 2 degrés au niveau des angles et 3 pixels pour les translations. Cette déduction est valable pour les angles entre 2 degrés et 10 degrés.

Mais pour les angles les plus grands, de 20 degré par exemple, nous aurons une erreur de l'angle de 12 degrés. Ce qui présente une erreur très élevée.

Pour cela, nous pouvons remarquer la précision et la performance de notre algorithme pour les images de faibles angles.

En fait, notre objectif consiste à réaliser un recalage pour deux images distinctes d'une transformation qui est inaperçue pour le radiologue.

Afin de tester la robustesse de notre méthode d'estimation LTS par rapport aux autres méthodes, nous allons dans ce deuxième évaluation calculer la moyenne de taux d'erreur de recalage exprimée en pixels pour la translation et en degrés pour la rotation.

La moyenne de taux d'erreur de recalage a été calculée, en utilisant la méthode de moindre carré tamisé(LTS), sur plusieurs transformations différentes, correspondant à des translation entre -20 et +20 pixels et à des rotations entre -30 et +30 degrés.



Une image IRM 2D cible a subi 20 transformations rigides, avec différentes valeurs de rotation et de translation.

Le tableau donne la moyenne de taux d'erreur de recalage exprimée en pixels pour la translation et en degrés pour la rotation pour la méthode LTS.

Dans le cadre de cette évaluation, nous allons comparer ces valeurs lors de l'utilisation des différentes méthodes d'estimation tel que le moindre carré (MC) et le moindre carré repondéré (MCR) [Putjarupong 04].

Le moindre carré est une méthode d'estimation qui consiste à minimiser les résidus et qui prend en considération les résidus importants qui ont une forte influence sur l'estimateur.

Le moindre carré repondérés consiste à minimiser un critère de similarité en utilisant tous les appariements qui semblent être proche de la solution finale de moindre carré tamisé.

D'après la littérature, une étude comparative est illustrée par le tableau ci dessous (Tableau.3):

Moyenne	LTS	MC	MCR
$d\theta$	1.8	3.90	0.14
Tranx	1.05	0.99	0.27
Trany	0.98	0.77	0.20

Tableau.3 Mesures de taux d'erreur pour la rotation et la translation pour LTS, MC et MCR.

En visualisant ce tableau (Tableau 3), nous pouvons déduire la faiblesse de taux d'erreur de la méthode LTS au niveau de l'angle par rapport à la méthode de moindre carré. En effet, la méthode MC présente un taux d'erreur de l'ordre de 4 degrés (3.90) au niveau de rotation.

Le taux d'erreur obtenu pour la méthode LTS est de l'ordre d'un pixel pour la translation et de l'ordre de 2 degrés pour la rotation, conduisant à une précision significativement supérieure à celle de la méthode MC.

En effet, le taux d'erreur dans l'estimation de la transformation dépend principalement de la qualité des appariements. Or, notre recherche des blocs appariés se fait dans une zone de recherche donnée.

D'où l'estimateur reste toujours sensible à l'ensemble des appariements aberrants.

Les expérimentations faites sur une base d'images IRM 2D monomodale intra-sujet ont montré que la nouvelle approche qui utilise le moindre carré tamisé, présente toujours des résultats meilleurs que le moindre carré.

Mais toujours le moindre carré tamisé comme nous pouvons le constater, est encore un estimateur robuste qui conduit à une bonne précision. Il apparaît donc comme un bon choix pour le recalage d'images monomodales.

### 3. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une stratégie générale de recalage d'images médicales IRM intra-patient basé sur la méthode de l'appariement de région avec un estimateur de transformation robuste. Nous avons présenté des expériences permettant d'apprécier à la fois la robustesse et la précision de l'approche établit dans cet article. Sa n'empêche pas que ses résultats peuvent être plus raffiner si on pense d'utiliser des filtres lors du recalage pour limiter la zone d'intérêt d'un part, d'autre part tester d'autre estimateur comme MCR dans notre application pour profiter de ses avantages.

### REFERENCES

- [Atif 04] J.E. Atif, Recalage non-rigide multimodal des images radiologiques par information mutuelle quadratique normalisée. Thèse, LIMSI-CNRS, 2004
- [Cachier 01] P. Cachier, J-F. Mangin, X. Pennec, D. Riviere, D. Papadopoulos-Orfanos, J. Rgis et N. Ayache. *Multisubject non-rigid registration of brain MRI using intensity and geometric features*. Proc. Of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01), pp.734-742, The Netherlands-October 2001.
- [Ding 01] L.Ding, A. Goshtasby et M. Satter, *Volume image registration by template matching*, IEEE Transaction on Medical Imaging, 2001
- [Johnson 02] H.J. Johnson et G.E. Christensen, *Consistent landmark and Intensity-based Image Registration*, IEEE transactions on medical imaging, VOL.21, NO 5, Mai 2002.
- [kharrat 08a] Ahmed Kharrat, Saoussen Belhassani, Moncef Bousselmi, *Recalage logiciel pour l'imagerie médicale : classification, comparaison et réalisation*, GEI'2008 Huitièmes Journées Scientifiques des Jeunes Chercheurs en GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE.
- [kharrat 08b] Ahmed.Kharrat, Moncef.Bousselmi, Mohamed.Abid, «*Recalage automatique rigide d'images médicales : IRM / IRM* », accepté dans le QUATRIEME WORKSHOP AMINA 2008 "Applications Médicales de l'Informatique : Nouvelles Approches" 13, 14 et 15 Novembre 2008 Monastir-Tunisie.
- [kharrat 08c] Ahmed.Kharrat, Mohamed.Abid, «*Block Matching Monomodal Image Registration using Robust Similarity Measure and a combination of optimization and interpolation* », accepted in the 2nd International Conference on Electrical Engineering Design and Technologies ICEEDT '08, 8-10 NOVEMBER 2008, HAMMAMET, Tunisia.
- [Montgomery 06] D. W. G. Montgomery, A.Abbes et H.Zaidi, *Fully Automated Segmentation of Oncological PET volumes using combined Multiscale an statistical Model*, Proc. Of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01), 2006
- [Ourselin 01] S. Ourselin, A. Roche, S. Prima et N. Ayache, *Block matching: a general frame work to improve robustness of rigid registration of medical images*. INRIA, 2001

- [Pluim 03] J. P.W. Pluim, J.B. A. Maintz et M.A. Viergever. *Mutual information based registration of medical images: a survey*. IEEE Transaction on medical imaging, 2003.
- [Putjarupong 04] P.Putjarupong, C. PINtavirooj, W. Withayachumnankul et M. Sangworasil, *Image registration Exploiting Five-point coplanar perspective invariant and maximum-curvature point*, Journal of WSCG, Vol.12, No.1-3, ISSN 1213-6972, WSCG'2004.
- [West 97] J . West, M . Fitzpatrick, M. Wang, B . Dawan, C . Maurer Jr., R. Kessler, R. Maciunas, C. Barillot, D. Lemoine, A. Collignon, F. Maes, P. Suetens, D. Vandermeulen, P. Van den Elsen, S . Napel, T. Sumanaweera, B. Harkness, P. Hemler, D. Hill, D . Hawkes, C. Studholme, A. Mainz, M. Viergever, G. Malandain, X. Pennec, M . Noz, G. Maguire, Jr. M. Pollack, C. Pelizzari, R. Robb, D. Hanson, and R. Woods. *Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques*. Journal of Computer Assisted Tomography, 21(4) :554-566, 1997 .