

UNIVERSITÉ DE NICE SOPHIA-ANTIPOLIS

LES MESURES DE SIMILARITÉ POUR LE RECALAGE DES
IMAGES MÉDICALES

MÉMOIRE

pour l'obtention de l'

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

par

GRÉGOIRE MALANDAIN

Présenté le 20 mars 2006,

devant le jury composé de

Rapporteurs : Isabelle Bloch –
Jocelyne Troccaz –
Dirk Vandermeulen –
Examineurs : Nicholas Ayache – directeur de recherche INRIA
Jean-Daniel Boissonnat – directeur de recherche INRIA
Didier Dormont –

Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Avant-propos | 3 |
| 2 | Introduction | 9 |
| 2.1 | L'importance du recalage en imagerie médicale | 9 |
| 2.2 | Le recalage d'un point de vue méthodologique | 11 |
| 3 | Le recalage géométrique | 13 |
| 3.1 | Introduction | 13 |
| 3.2 | Recalage du chanfrein et approches ressemblantes | 14 |
| 3.3 | L'algorithme du plus proche point itéré | 16 |
| 3.3.1 | Forme classique et extensions | 16 |
| 3.3.2 | Extension iconique | 19 |
| 3.4 | Conclusion | 20 |
| 4 | L'extraction de primitives géométriques | 23 |
| 4.1 | Segmentation du cerveau et recalage | 23 |
| 4.2 | Segmentation des réseaux vasculaires et recalage | 24 |
| 4.3 | Axe médian/squelette et recalage | 25 |
| 4.4 | Conclusion | 26 |
| 5 | Le recalage iconique | 27 |
| 5.1 | Mesures de similarité globales | 28 |
| 5.2 | Images adaptées à des mesures | 31 |
| 5.3 | Mesures adaptées à des images | 34 |
| 5.4 | Mesures de similarité locales | 35 |
| 5.5 | Applications | 36 |
| 5.5.1 | IRM / US | 36 |
| 5.5.2 | HMPAO / Xenon 133 | 37 |
| 5.6 | Conclusion | 38 |
| 6 | Méthodes hybrides | 41 |
| 6.1 | Recalage iconique et appariements géométriques | 41 |
| 6.2 | Appariements iconiques | 42 |
| 6.3 | Les primitives iconiques | 43 |
| 6.4 | Un recalage hybride : le recalage par blocs | 44 |
| 6.5 | Le recalage par blocs : travaux complémentaires | 46 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 6.6 | Conclusion | 47 |
| 7 | Perspectives | 51 |
| 7.1 | Les mesures de similarité | 51 |
| 7.2 | Les transformations | 54 |
| 7.3 | Applications | 58 |
| 7.3.1 | Utilisation d'atlas anatomiques | 58 |
| 7.3.2 | Construction d'atlas | 60 |
| 7.3.3 | Une imagerie multi-échelle | 60 |
| 8 | Conclusion | 63 |
| 9 | Documents associés | 81 |

Chapitre 1

Avant-propos

L'écriture d'un document tel que celui-ci offre une occasion de faire le point sur l'activité jusqu'ici menée. Au vu des différents étudiants avec lesquels j'ai eu le bonheur de travailler (cf tableau 1.1 et page 83) il s'avère difficile de faire une présentation exhaustive de ces travaux sans tomber dans une énumération laborieuse. Les domaines abordés sont relativement différents, à l'image de mes travaux de doctorat [118], et exhiber un fil conducteur de toute cette activité quelque peu éclectique semblera, à raison, un exercice rétrospectif artificiel. Aussi, après une présentation succincte et sans doute incomplète de l'ensemble des travaux menés, (quelques articles sont annexés à la fin de ce document, page 101), le document se focalisera sur les mesures de similarité pour le recalage.

Panorama des travaux menés

Ici est présenté un panorama des travaux conduits jusqu'à présent, en particulier ceux menés avec des étudiants en thèse. Ils sont regroupés selon les catégories méthodologiques du tableau 1.1.

Recalage d'image

Le recalage d'image est au cœur de ce document. J'ai commencé à travailler sur ce thème au cours de ma thèse [118] en proposant une méthode de recalage géométrique (on segmente d'abord les images à recaler) dont l'originalité résidait en la méthode d'optimisation : l'un des objet génèrait un champ de potentiel (une carte de distances au carré) dans lequel on plonge l'autre objet, lequel s'y déplace selon les lois de la mécanique.

Ce travail a été poursuivi lors de la thèse de S. Vidal [69], qui a cherché à améliorer les performances de la méthode : d'une part en utilisant une description façon octree de l'objet se déplaçant, ce qui réduit le nombre de primitives (voxels) de l'objet et réduit le coût calculatoire d'une itération, et d'autre part en utilisant une décomposition des objets à recaler en classes, ce qui revient à utiliser un champ de potentiel par type de points utilisé, et permet d'être plus robuste par rapport aux minima locaux. Bien que le recalage géométrique tend à tomber en désuétude depuis l'avènement des méthodes iconiques, ce type d'approche, inspirée des lois de la mécanique, semble être reprise actuellement, cf [149]. Par ailleurs, l'utilisation de la décomposition d'un objet en différentes classes pour le recalage a été poursuivie ensuite avec S. Vidal et E. Bardinet (cf §4.3), en utilisant alors des outils de mise en correspondance de

| | recalage | segmentation | statistique | reconstruction (tomographique) | mouvement | topologie discrète |
|------------------------|----------|--------------|-------------|-----------------------------------|-----------|-----------------------|
| M. Reyes | | | | X | | |
| C. Fouard | | X | | | | X |
| P.-Y. Bondiau | X | X | | | | |
| C. Blondel | | | | X | X | |
| A. Pitiot ^a | X | | | | | |
| J. Stoeckel | | | X | | | |
| D. Rey | | X | X | | | |
| S. Ourselin | X | | | | | |
| O. Migneco | X | | X | | | |
| A. Roche | X | | | | | |
| K. Krissian | | X | | | | |
| L. Soler | | X | | | | |
| S. Vidal | X | X | | | | X |

TAB. 1.1 – *Synthèse des domaines méthodologiques abordés dans les thèses des étudiants que j’ai co-encadré (cf page 83). O. Migneco et P.-Y. Bondiau sont des médecins.*

^aBien qu’Alain Pitiot ait contribué à la segmentation de structures cérébrales, mon interaction avec lui n’a porté que sur des problèmes de recalage.

sous-graphes. Cette dernière technique est reprise par A. Charnoz dans ses travaux de thèse (en cours) pour le recalage de structures vasculaires [46].

Après une tentative d’adaptation de la méthode des plus proches points itérés au cas iconique (cf §3.3.2), intéressante mais pas probante, les mesures de similarité iconique ont été abordées lors de la thèse d’A. Roche [164]. Ce dernier a d’abord introduit une nouvelle mesure, le rapport de corrélation, puis proposé une vue unificatrice des mesures de similarité usuelles (cf §5.3).

D’un point de vue applicatif, ces mesures globales ont été utilisées par O. Migneco [133] pour de la tomographie à simple photon, et par P.Y. Bondiau [30] pour de la fusion IRM/CT en radiothérapie.

Par ailleurs, S. Ourselin a travaillé sur le recalage par blocs [140], concept proche des plus proches points itérés, où l’on itère entre détermination des appariements (cf §6.4) et calcul de la transformation, ce qui permet de tenir compte de différences entre les images à recaler. Originellement développé pour reconstruire un volume à partir de coupes sériées (cf figure 6.2), cet outil a été étendu au cas 3-D, et permet aussi de recaler des images de différentes modalités.

L’étude des déformations spécifiques (rigides ou affines par morceaux) aux coupes 2-D a été réalisée lors de la thèse d’A. Pitiot [147]. Une meilleure compréhension des transformations intervenant dans ce problème de reconstruction a été ensuite réalisée avec E. Bardinnet [126]. Actuellement, cette voie applicative est toujours suivie.

Le recalage non-rigide a été aussi abordé dans le cadre de la thèse de P.Y. Bondiau. En effet, en radiothérapie, il s’agit de spécifier des faisceaux d’irradiation qui permettront de délivrer une dose élevée à la tumeur tout en épargnant au mieux le tissu sain, et particulièrement certaines structures, dites *organes à risque* (par exemple, le chiasma optique). Pour quantifier la dose délivrée, il faut avoir le contour de la tumeur et de ces structures. Ce contourage, s’il est réalisé manuellement, est très consommateur de temps, en plus d’être une tâche fastidieuse. Aussi, s’il pouvait être réalisé en transportant un atlas anatomique sur l’image du patient, il s’agirait d’un

gain de temps appréciable, même si des corrections doivent être apportées. Spécifier un outil de recalage adapté n'est pas aisé et P.Y. Bondiau a travaillé sur la validation du recalage [31] pour un atlas cérébral. Ce travail se poursuit actuellement avec la thèse d'O. Commowick, qui inclut en plus la localisation ORL. En particulier, l'utilisation de transformations multi-affines permet de gagner en robustesse [52].

Ce type d'approche, l'utilisation d'un atlas anatomique pour l'identification de structures, a aussi été mis en œuvre dans un autre contexte, la segmentation des noyaux gris centraux pour l'implantation d'électrodes profondes. L'atlas avait été reconstruit à partir de coupes histologiques sériées.

Segmentation

Le recalage non-rigide avec un atlas a en fait pour finalité de segmenter l'image sur laquelle cet atlas est déformé. L'avantage est de pouvoir contourner conjointement plusieurs structures, tout en préservant l'information a priori apportée par l'atlas (positionnement relatif des structures entre elles, etc.).

La segmentation en elle-même est un vaste domaine, il existe nombre de techniques différentes, et le choix de l'une d'entre elles pour telle ou telle tâche découle souvent à la fois d'une analyse du problème (choix d'un outil adapté) et d'un contexte culturel (choix d'une classe d'outils maîtrisée), et les sujets ci-dessous mentionnés reflètent cet état de fait.

Tout d'abord, lors de la thèse de L. Soler [183], la segmentation du foie, de l'arbre vasculaire porte et des tumeurs hépatiques dans des images tomodynamométriques a été abordée, basée sur une analyse de l'histogramme de l'image, et des post-traitements morphologiques et topologiques. L'arbre porte était ensuite subdivisé, afin de construire une segmentation à la Couinaud du foie. Une telle approche de segmentation de données vasculaires, en l'occurrence de l'imagerie microscopique de la micro-vasculature cérébrale, (c'est-à-dire seuillage et traitements topologiques) a aussi été suivie par C. Fouard [73].

La segmentation d'images vasculaires, plus précisément de la ligne centrale des vaisseaux, a aussi été réalisée avec des outils de filtrage, et une méthodologie proche de la détection de contours (calcul d'une fonction de mérite, extraction de maxima directionnels, seuillage), d'abord lors de la thèse de S. Vidal, puis plus en détail lors de celle de K. Krissian [101]. Les résultats issus de ces travaux ont servi à bâtir des maillages de vaisseaux pour des calculs d'écoulement [28], et sont la première étape d'une méthode de reconstruction tomographique de l'arbre coronaire à partir d'une séquence rotationnelle de projections rayons X, développée lors de la thèse de C. Blondel [25].

Si l'approche ci-dessus était assez formalisée, des méthodes plus *ad-hoc* ont aussi été mises en œuvre, comme la segmentation des structures oculaires pour la protonthérapie des tumeurs oculaires [32].

Lors de la thèse de D. Rey [156], nous nous sommes attachés à la détection et à la segmentation des lésions évolutives de sclérose en plaques, dans une série longitudinale. A cette fin, un modèle de la variation de couleur d'un voxel appartenant à une zone évolutive a été appris, puis utilisé pour détecter les voxels qui suivait ce modèle. Enfin, G. Dugas-Phocion s'intéresse actuellement à la classification en différents tissus d'images IRM, avec un modèle type Espérance-Maximisation, pour détecter et segmenter les lésions de sclérose en plaques, dans des images acquises à un seul instant.

Statistiques

La dernière méthode de segmentation présentée, qui concerne les lésions évolutives de sclérose en plaques, est inspirée de la détection des activations en neuroimagerie, dont un avatar célèbre est le logiciel SPM¹ : on ajuste en chaque voxel un modèle d'évolution (la réponse hémodynamique en IRMf), et on cherche ensuite à seuiller les paramètres d'ajustement. Savoir évaluer la significativité des seuils est dans ce cas un élément clé.

De tels outils ont été aussi utilisés lors de la thèse de J. Stoeckel [186], qui a également développé des outils statistiques de classification de populations pour l'aide au diagnostic en imagerie fonctionnelle. Le but était de mettre en évidence les zones de différence entre des sujets sains et des sujets pathologiques. Une tâche similaire, la mise en évidence de zones fonctionnelles pathologiques, a aussi été poursuivie par O. Migneco au cours de sa thèse de sciences.

Reconstruction

La reconstruction peut s'entendre de plusieurs façons. Tout d'abord, cela peut désigner la reconstruction d'un volume à partir de coupes 2D que l'on superpose les unes sur les autres, c'est aussi ainsi que l'entendent les radiologues. Toutefois, le problème devient plus ardu lorsque les coupes 2D ont été acquises indépendamment (d'un point de vue géométrique) les unes des autres, comme dans le cas de l'histologie ou de l'autoradiographie. Ce problème a été abordé au cours des thèses de S. Ourselin et de A. Pitiot, comme cela a été mentionné dans le paragraphe ci-dessus portant sur le recalage.

La reconstruction peut aussi se comprendre comme la combinaison d'images pour en former une plus grande, si celles-ci ne sont les unes au-dessus des autres mais les unes à côté des autres, on reconstruit alors une grande image à partir d'une mosaïque d'images. Cette tâche est particulièrement importante si l'on veut étudier une grande superficie à une fine résolution, comme cela était le cas pour la thèse de C. Fouard, qui était motivée par l'étude de la microvascularisation cérébrale : les données étudiées étaient constituées par une mosaïque d'images 3D acquises par microscopie confocale (cf figure 7.2).

Les deux types de reconstruction ci-dessus décrits sont évidemment très importants pour l'imagerie biologique et sont donc encore activement poursuivis.

Enfin, la reconstruction peut s'entendre au sens tomographique. Deux thèses ont été dirigées dans ce sens. D'abord, C. Blondel a étudié une méthode de reconstruction tomographique de l'arbre coronaire à partir d'une seule séquence rotationnelle de projections rayons X, et il faut donc compenser du mouvement cardiaque. Pour ce faire, il reconnaît d'abord dans la séquence des images correspondant à la même phase cardiaque, desquelles il reconstruit un modèle 3D à partir des lignes centrales des vaisseaux détectées en 2D. Ensuite, ce modèle est déformé dans la séquence entière afin d'estimer le mouvement des coronaires. Enfin, ce mouvement est intégré dans un processus de reconstruction tomographique algébrique classique, et, à partir d'images pseudo-soustraites, une image 3D des artères coronaires est produite.

M. Reyes, quant à lui, a étudié la reconstruction tomographique des images pulmonaires en imagerie d'émission [158]. Il faut là compenser du mouvement respiratoire. Nous nous sommes intéressés au cas particulier où nous n'avons accès à aucune information sur la respiration du sujet. Nous avons donc adapté un modèle de respiration autre aux données du patient, et nous l'avons intégré dans une méthode de reconstruction tomographique (MLEM).

1. Statistical Parameter Mapping.

Calcul de mouvement

L'estimation du mouvement n'a été effectivement abordé qu'au cours de la thèse de C. Blondel, où nous devions estimer le mouvement cardiaque afin de le compenser lors de la reconstruction tomographique. A cette fin, le mouvement cardiaque a été modélisé comme un mouvement cyclique, continu en temps et en espace. Afin d'en calculer les paramètres, un modèle filiaire 3D des artères coronaires est déformé par rapport à des projections rayons X.

Dans la thèse de M. Reyes, l'estimation du mouvement respiratoire du sujet imagé n'est pas faite : nous sommes même dans l'hypothèse où nous n'avons pas accès à une telle information. Nous avons utilisé le mouvement respiratoire d'un sujet sain, en fait le champ de déplacement entre les positions d'expiration et d'inspiration, que nous avons recalé affinement sur le patient. Par la suite, ayant eu accès à des données tomodensitométriques 4D, nous avons pu construire un modèle moyen de respiration, et vérifié sa cohérence avec le mouvement du sujet sain.

Topologie et géométrie

Pour finir, un domaine d'étude récurrent est celui de la topologie discrète. Abordé au cours de la thèse en collaboration avec G. Bertrand, nous avons proposé une caractérisation topologique des points d'une image binaire, basée sur des nombres locaux de composantes connexes [119], qui, incidemment, donnait une caractérisation efficace des *points simples*² [19]. Cet outil a été abondamment utilisé pour ébarbuler les lignes centrales des vaisseaux obtenues par filtrage, et y reconnaître les embranchements dans un arbre vasculaire.

Au cours de la thèse de S. Vidal, nous avons aussi proposé un algorithme de calcul d'axe médian, basé sur des mesures locales de discontinuités d'une carte de distance euclidienne. Puis, au cours de la thèse de C. Fouard, nous avons utilisé une méthode de squelettisation utilisant une carte de distance du chamfrein. La difficulté y était alors que l'image ne pouvait pas être chargée entièrement en mémoire, et qu'il a fallu trouver une algorithmique efficace. Par ailleurs, nous avons aussi abordé le calcul automatisé des coefficients d'une carte de distance du chamfrein pour une grille anisotropique, ce qui permet de s'adapter *en ligne* à l'anisotropie des images.

Enfin, et anecdotiquement, nous avons proposé un algorithme de calcul du diamètre d'un nuage de points avec J.D. Boissonnat [127].

Plan du document

Étant donné la largeur du spectre des domaines abordés, et plutôt que de survoler chacun d'entre eux, la suite de ce document tente seulement de faire un point autour des seules mesures de similarité pour le recalage d'image, en abordant successivement le recalage géométrique, suivi d'une petite digression sur la segmentation de primitives géométriques, puis le recalage iconique, et enfin les méthodes hybrides, avant d'étendre la discussion sur les problèmes de recalage en général.

2. Points pouvant être ajoutés ou enlevés de l'image sans changer la topologie de celle-ci. Ces points simples sont essentiels pour les algorithmes d'amincissement ou d'épaississement homotopiques.

Chapitre 2

Introduction

2.1 L'importance du recalage en imagerie médicale

En offrant la possibilité d'explorer le corps humain en 2 ou 3 dimensions, l'imagerie médicale *in vivo* apporte une aide importante au clinicien que ce soit à des fins diagnostiques ou thérapeutiques.

Certaines modalités permettent d'accéder à l'anatomie, comme l'imagerie par résonance magnétique ou le scanner, d'autres offrent l'accès au métabolisme des organes (on parle alors d'imagerie fonctionnelle). Certaines sont bidimensionnelles (coupes histologiques, ou radiologie conventionnelle), ou tridimensionnelles (par exemple l'IRM), voire 4-D (séquences d'échographies 3-D). Afin de (mieux) discerner l'objet imagé, l'utilisation d'un produit spécifique (produit de contraste, colorant histologique) peut être nécessaire. Certaines modalités ne réalisent même que l'image de la distribution spatiale de ce produit, comme la médecine nucléaire.

De façon générale, les différentes modalités d'imagerie sont complémentaires, et leurs indications se recouvrent peu :

- le scanner ou la radiologie permettent de visualiser les structures, naturellement (comme les os) ou artificiellement (par le biais d'un produit de contraste), *opaques* aux rayons X,
- l'IRM, qui utilise la mise en résonance des protons de l'eau, permet de différencier les tissus mous,
- l'histologie ou l'autoradiographie, d'une part grâce à leur résolution, de l'ordre du dixième de millimètre, et d'autre part grâce à l'utilisation d'un produit révélant certaines structures ou fonctions, offre une imagerie plus proche d'une certaine *vérité anatomo-fonctionnelle*, etc.

De cette rapide présentation, il ressort que, pour profiter des particularités de plusieurs modalités, il faut être capable de les combiner. La présentation d'une information composite, résultant de la combinaison de plusieurs modalités, se nomme la *fusion* d'images. Cette tâche implique implicitement que les images à combiner soient spatialement comparables, c'est-à-dire qu'elles soient définies dans le même repère géométrique. Cette condition est rarement remplie avec les images acquises nativement¹, et il faut donc être capable d'estimer la transformation spatiale relative permettant de passer du repère géométrique d'une des images à celui de l'autre. Cette dernière tâche, le recalage des images médicales, a été très tôt une des préoccupations des acteurs du domaine (un des premiers articles proposant un état de l'art date de 1987 [76])

1. A l'exception notable des caméras couplées tomodynamomètre et tomographie par émission de positrons.

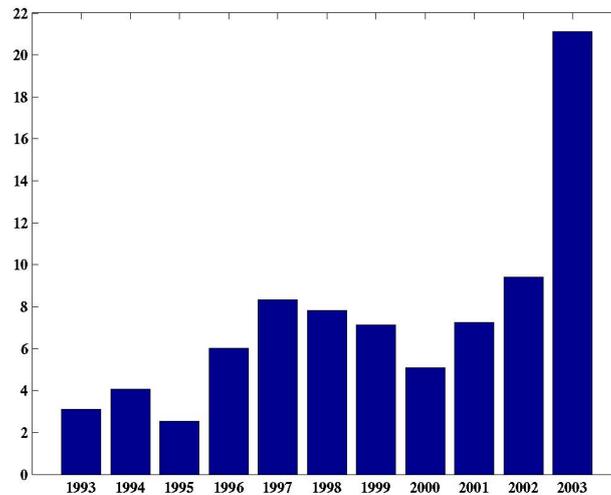


FIG. 2.1 – Pourcentage d’articles traitant du recalage publiés dans le journal “*IEEE Transactions on Medical Imaging*” au cours des dernières années.

en général, et de notre équipe en particulier [12]. Elle n’est toujours pas considérée comme un problème résolu, et ce champ de recherche reste très actif et fertile : le taux d’articles d’un journal important du domaine, s’y consacrant, y est à peu près constant, voire en légère progression (voir figure 2.1).

Par rapport au recalage d’images dans le domaine du traitement des images en général, le recalage d’images médicales en imagerie médicale semble avoir une importance relative bien plus importante. Cela se comprend aisément, étant donné le nombre d’applications qui nécessitent de comparer des images médicales :

- la fusion d’information : des images de modalités différentes du même patient doivent être recalées ;
- la mesure d’évolution : des images de même modalité du même patient, mais acquises à des instants différents, doivent être recalées ;
- la comparaison d’individus : des images de même modalité, mais de sujets différents, doivent être recalées ;
- la superposition d’atlas : des images de modalités différentes de sujets différents doivent être recalées.

On peut s’en rendre compte en ne regardant, parmi les articles traitant de recalage, que ceux qui dressent un état de l’art, évidemment instantané.

De tels articles dans le domaine du traitement des images en général, et qui mentionnent le recalage des images médicales comme un cas particulier, ont été écrits par Brown [36] et Zitová [216]. Par comparaison, en imagerie médicale, la production est beaucoup plus importante [199, 108, 85, 114, 105, 94, 89, 204, 148, 58].

Les articles cités s’adressent aux méthodologistes plutôt qu’aux spécialistes, qui, eux-aussi, ont dressé des états de l’art par domaine d’application comme la médecine nucléaire [208, 195,

93], l'imagerie cardiaque [77, 117], ou la radiothérapie et l'oncologie [47, 170] pour n'en citer que quelques-uns.

Enfin, des ateliers spécialisés, comme WBIR (*International Workshop on Biomedical Image Registration*), sont même organisés.

Cet intérêt constant s'explique par plusieurs raisons, et particulièrement :

- le développement du matériel informatique, qui permet de mettre en œuvre des approches de plus en plus gourmandes en calcul ;
- l'étude du recalage entre sujets différents (ou entre un sujet et un atlas), qui est un problème difficile, encore non résolu, et qui suppose qu'il existe une transformation géométrique entre deux sujets différents : ce type de recalage est un point de passage obligé pour pouvoir conduire des études de population par exemple.

2.2 Le recalage d'un point de vue méthodologique

Le recalage peut se formaliser, en reprenant les notations de [36], par

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(I, J, T) \quad (2.1)$$

Le recalage consiste donc à trouver la *meilleure* transformation \hat{T} , dans la famille de transformation \mathcal{T} , qui permettent de superposer I sur J , S étant une fonction de mesure de la qualité d'une transformation T pour le couple d'images I et J . Cette mesure de qualité, ou *mesure de similarité*, qui permet de comparer entre elles deux transformations, joue une importance majeure dans les problèmes de recalage.

Cependant, il ne faut pas occulter le fait que cette formulation, synthétique, masque en fait de nombreuses difficultés techniques et pratiques. Elle permet toutefois de mieux appréhender différentes familles de techniques : le recalage géométrique, qui s'appuie sur l'appariement de primitives géométriques extraites des images à recaler, le recalage iconique, qui ne requiert aucune segmentation et s'appuie directement sur les intensités des images à recaler, et le recalage par blocs, qui est une méthode hybride entre les deux précédentes.

Ces familles sont en fait liées à différentes évolutions du recalage, que l'on peut toutes résumer comme étant du *simple au compliqué* mais qui porte sur différents aspects du recalage.

- Dans sa mise en œuvre, où l'on est passé d'approches nécessitant un prétraitement des images à recaler (par exemple une segmentation), à des approches sans prétraitement, avec, en corrélaire, une complexité (algorithmique) accrue des critères permettant d'évaluer la qualité d'un recalage.
- Dans ses applications, où l'on est passé au recalage d'images du même sujet (avec une transformation rigide), au recalage d'images de sujets différents (avec une transformation non-rigide).

Le présent document a pour ambition de dresser, au travers des travaux auxquels l'auteur a participé, un petit panorama des différentes mesures de similarité (au sens large) et de leur évolution, afin de mettre en évidence des rapprochements entre différentes approches, et de pointer au passage certaines difficultés. Le point de vue adopté, très focalisé, et de ce fait partial, cherche à mettre en valeur les idées sous-tendant les différents travaux, et provenant pour certaines d'entre elles de réflexions *a posteriori*.

Son plan est donc plutôt simple, avec un premier chapitre sur le recalage géométrique, suivi d'une digression sur la segmentation des primitives géométriques utilisées pour celui-ci. Ensuite viennent les mesures de similarité iconiques et les méthodes de recalage hybrides. Quelques perspectives viennent clore ce document.

Par ailleurs, certaines remarques, plus techniques, et qui permettent de mettre en évidence certaines difficultés ou idées, mais qui ne sont pas nécessaires pour une première compréhension du document seront mises en forme typographiquement comme suit.

Soit \mathbb{Z}_I^n le support de définition de l'image I . I est donc considérée comme une fonction, $I : \mathbb{Z}_I^n \rightarrow \mathbb{R}$, définie en un nombre fini de points discrets, régulièrement répartis sur une grille rectangulaire de dimension n . Soit également \mathbb{R}_I^n l'espace réel sous-jacent à \mathbb{Z}_I^n .

Pour transporter l'image I sur l'image J , il faut en fait transporter les points de \mathbb{Z}_I^n dans \mathbb{R}_J^n . On a donc $T : \mathbb{R}_I^n \rightarrow \mathbb{R}_J^n$. L'image $I \circ T$ permet donc d'obtenir une image I sur le domaine de définition de J .

Une des difficultés récurrentes du recalage est que cela nécessiterait pour I d'être définie sur \mathbb{R}_I^n . Cela s'obtient généralement par interpolation, c'est-à-dire en étendant I à \mathbb{R}_I^n . La fonction $I_{\mathbb{R}}$ ainsi construite peut s'écrire

$$I_{\mathbb{R}} : \mathbb{R}_I^n \rightarrow \mathbb{R} \quad \text{avec} \quad I_{\mathbb{R}} : M \mapsto \begin{cases} I(M) & \text{si } M \in \mathbb{Z}_I^n \\ f(I(V_i(M))) & \text{si } M \in \mathbb{R}_I^n \setminus \mathbb{Z}_I^n \end{cases} \quad (2.2)$$

où les $V_i(M)$ sont des voisins de M dans \mathbb{Z}_I^n et $f()$ une fonction d'interpolation. Outre le fait qu'elle introduite une asymétrie dans la formulation du problème (cf chapitre 5), cette interpolation peut ne pas être sans conséquence, et perturber le profil de certaines mesures de similarité, comme l'information mutuelle [197, 96].

Malgré ces remarques, la notation $I \circ T$, quoique abusive, sera utilisée par souci de concision.

Chapitre 3

Le recalage géométrique

3.1 Introduction

Par recalage géométrique, on désigne l'opération de calcul d'une transformation optimale, non plus entre deux images quelconques, I et J mais entre des (ensembles de) primitives géométriques identifiées (points, lignes, vecteurs, repères, surfaces, volumes, etc.), \mathcal{P}_I et \mathcal{P}_J , extraites respectivement des images I et J .

Les étapes de segmentation peuvent par exemple s'écrire

$$I \xrightarrow{\mathcal{S}_I} \mathcal{P}_I \quad \text{et} \quad J \xrightarrow{\mathcal{S}_J} \mathcal{P}_J$$

L'obtention des primitives géométriques peut être faite en deux étapes, d'abord l'obtention d'une image binaire, puis la sélection des points sélectionnés.

Une image I peut être vue comme une fonction de \mathbb{Z}^n , $n = 2$ ou 3 voire 4 selon la dimension de l'image, dans \mathbb{R} (en fait, selon l'encodage de l'image (entiers sur un ou deux octets), cela peut être une partie de \mathbb{Z}), tandis qu'une image segmentée (binaire) I^* est une fonction de \mathbb{Z}^n dans $\{0,1\}$.

On a alors $\mathcal{P}_I = \{M \in I^* | I^*(M) = 1\}$, auquel cas \mathcal{P}_I est un sous-ensemble de \mathbb{Z}^n , le domaine de définition des images.

Toutefois, d'autres opérateurs de segmentation peuvent avoir une précision subvoxelique, et donner directement des points de \mathbb{R}^n , qui est l'espace sous-jacent au domaine de définition des images. On peut donc considérer \mathcal{P}_I comme une partie de \mathbb{R}^n .

Par ailleurs, certains opérateurs de segmentation peuvent aussi attribuer, aux points extraits, des caractéristiques additionnelles (courbure, etc.) qui pourront aussi être utilisées pour le recalage.

les opérateurs de segmentation, \mathcal{S}_I et \mathcal{S}_J , pouvant être *a priori* différents, comme les types de primitives obtenues, \mathcal{P}_I et \mathcal{P}_J . La formulation du recalage devient alors

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(\mathcal{P}_I, \mathcal{P}_J, T) \quad (3.1)$$

Implicitement, on suppose que les solutions de l'équation (3.1) seront aussi solutions (éventuellement des approximations raisonnables de celles-ci) de l'équation (2.1). On suppose en fait que les segmentations seront *réussies* en ce sens qu'elles auront pu identifier et individualiser des ensembles de points :

- qui, considérés séparément, seront représentatifs des images I et J , par exemple les contours des organes d'intérêt, et

- qui, considérés conjointement, seront capables de rendre compte de la qualité du recalage, c'est-à-dire de la transformation calculée (les mêmes contours se retrouvent dans les 2 images).

En pratique, le problème se ramène même à

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(\mathcal{P}_I, T(\mathcal{P}_J)) \quad (3.2)$$

où $T(\mathcal{P}_J)$ est défini par $T(\mathcal{P}_J) \triangleq \{T(P) \text{ avec } P \in \mathcal{P}_J\}$. A priori la nature asymétrique de cette dernière formulation devrait peu importer, si la transformation T est inversible. Les mises en œuvre pratiques font cependant jouer un rôle différent aux 2 segmentations.

Remarquons de plus que, quand bien même \mathcal{P}_J serait une partie de \mathbb{Z}^n , $T(\mathcal{P}_J)$ sera une partie de \mathbb{R}^n car la restriction de la transformation T à \mathbb{Z}^n est rarement à valeurs dans \mathbb{Z}^n (sauf dans le cas particulier des translations par des vecteurs de \mathbb{Z}^n , cas que nous rencontrerons plus tard).

La différence de formulation entre les équations (2.1) et (3.1) peut sembler ténue, mais elle a le mérite de mettre en valeur la disparition de la notion de support d'une image dans la formulation du recalage, qui, comme nous le verrons pour le recalage iconique, peut poser problème.

Nous allons présenter par la suite deux approches particulières de recalage géométrique, les algorithmes du recalage du chanfrein (ou *Chanfer Matching*) et du plus proche point itéré (ou *Iterative Closest Point*), en esquissant un lien de parenté entre eux. Le lecteur intéressé pourra trouver un état de l'art sur des méthodes de recalage de données segmentées dans [11].

3.2 Recalage du chanfrein et approches ressemblantes

Si, grâce à l'opération de segmentation, le problème (2.1) a été transformé en (3.1), *a priori* plus simple à résoudre, il n'en reste pas moins qu'une solution doit être trouvée.

Si l'on considère que les objets segmentés peuvent être alignés, il suffit alors de minimiser les distances de tous les points d'un objet dans une image par rapport à l'objet issu de l'autre image. L'approche *tête-chapeau* proposée par [143] et qui a eu un certain retentissement dans le milieu de l'imagerie médicale s'appuie sur ce principe. La *tête* et le *chapeau* sont les surfaces du scalp extrait de deux images différentes (typiquement IRM et image de transmission en TEP), et l'on minimise itérativement (en mettant à jour les paramètres de la transformation) la somme des distances de chaque point du *chapeau* par rapport à la *tête*.

Dans cette approche, le processus de calcul de la distance est *ad-hoc* et suppose que l'on recalcule deux surfaces (discrètes) convexes. De fait, si ce calcul de distance peut être systématisé tout en restant d'une complexité algorithmique raisonnable [59, 33, 153], alors la minimisation de la somme des distances des points de l'objet dans une image (par rapport à l'objet de l'autre image) s'en trouve facilitée. C'est le principe du recalage du chanfrein (cf figure 3.1) [34], qui, bien que proposé hors du cadre de l'imagerie médicale, y trouvera un champ d'application privilégié, pour différentes localisations [128, 201, 155, 43].

Étant donné donc que l'on dispose de deux segmentations pertinentes, \mathcal{P}_I et \mathcal{P}_J , la résolution du recalage se décompose en

1. le calcul d'une carte de distance, approchée [33]¹ ou non [59] :

$$M \rightarrow d_I(M) \approx \min_{P \in \mathcal{P}_I} \|MP\|$$

1. Pour ce type de méthode, on parle de distance du chanfrein (ou *chanfer distance*), d'où le nom de recalage du chanfrein.

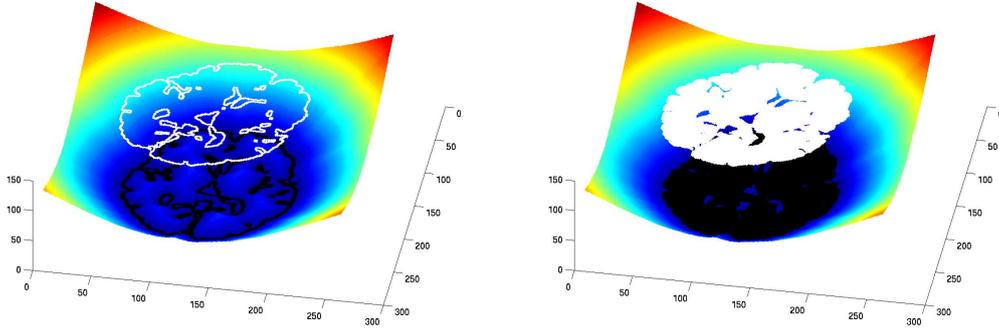


FIG. 3.1 – Principe du recalage du chanfrein (à droite avec des surfaces, à gauche avec des volumes) : l'une des segmentations est utilisée pour générer une carte de distance, l'autre cherche à réaliser un minimum dans le potentiel ainsi défini.

2. et la résolution de $\hat{T} = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} S(I, J, T)$ avec

$$S(I, J, T) = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{P \in \mathcal{P}_J} [d_I \circ T(P)]^{(2)} \quad (3.3)$$

où l'élévation au carré et le facteur 1/2 sont optionnels, par rapport aux paramètres de la transformation. Cette minimisation étant, en pratique, conduite de manière itérative.

Nous sommes donc passé du problème (3.2), $\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(\mathcal{P}_I, T(\mathcal{P}_J))$ à un nouveau problème², $\hat{T} = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathcal{P}_J} \left(\frac{1}{2}\right) [d_I \circ T(P)]^{(2)}$, où les rôles différents joués par les deux segmentations est manifeste. La segmentation, \mathcal{P}_I a été transformée en une image $d_I : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Cette transformation est surtout légitime si \mathcal{P}_I est une sous-partie de \mathbb{Z}^n . D'un point de vue pratique, on se rend compte que l'estimation de $d_I \circ T(P)$ va nécessiter une approximation (une interpolation) car $T(P) \in \mathbb{R}^n$. Comme la carte de distance est déjà une approximation de la distance euclidienne, il est important, dans une application de recalage, qu'elle soit aussi précise que possible [129].

La minimisation de cette mesure peut être faite par des algorithmes numériques classiques [151], prenant en compte ou non les dérivées de la mesure calculables par

$$\frac{\partial S(I, J, T)}{\partial p} = \sum_{P \in \mathcal{P}_J} d_I \circ T(P) \nabla (d_I \circ T(P)) \cdot \frac{T(P)}{\partial p} \quad (3.4)$$

où p est l'un des paramètres de la transformation.

Dans le cadre de l'imagerie cérébrale multimodale, la transformation recherchée est en général une transformation rigide 3D (avec 6 degrés de liberté : 3 pour la rotation, 3 pour la translation). Ayant remarqué que la mesure définie dans (3.3) était similaire à une énergie potentielle, nous avons proposé de ne pas explicitement minimiser cette énergie mais d'étudier le mouvement du

2. Passer d'une maximisation à une minimisation ne pose en soi aucune difficulté technique évidemment.

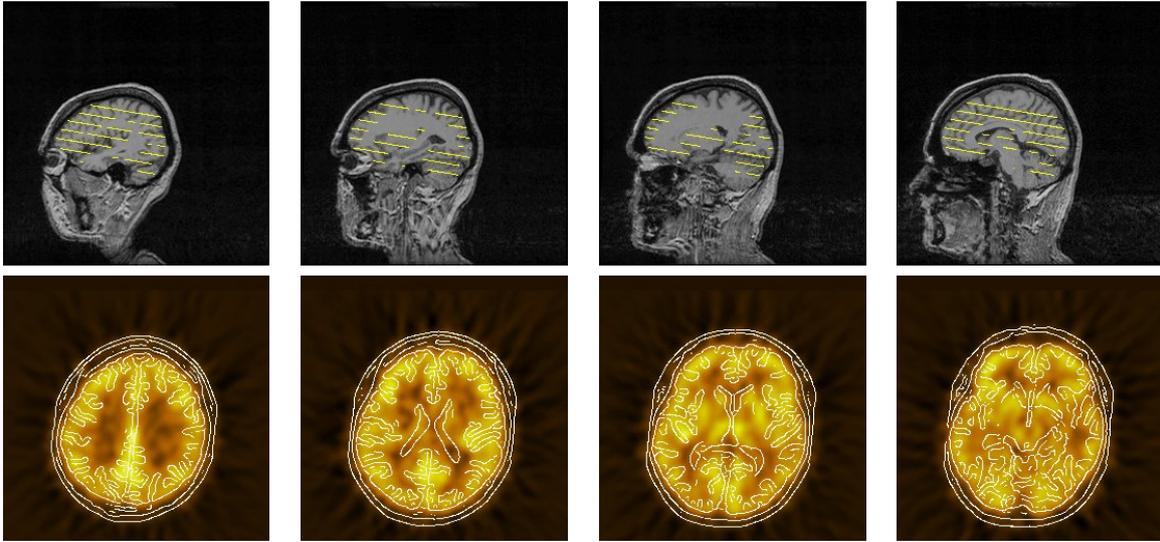


FIG. 3.2 – *Recalage rigide IRM/TEP réalisé par recalage du chanfrein. En haut, position du centre des coupes TEP après recalage (alignées selon un axe orbito-méatal), en bas, contours extraits des coupes IRM rééchantillonnées après recalage superposés sur la TEP. IRM : 256x256x120 voxels de 1.3 mm³ ; TEP : 256x256x7 voxels de 1x1x9 mm³. Données aimablement fournies par Jaël Travère (centre Cycéron, Caen) [122].*

solide [27] défini par \mathcal{P}_J dans le champ de potentiel $1/2 [d_I(\cdot)]^2$ [118, 122]. Les avantages de cette approche sont multiples :

- le mouvement du solide ne dépend plus que d'un seul paramètre, le temps,
- l'*accélération* du solide obtenue lors de la minimisation du potentiel permet de s'affranchir, au moins partiellement, des minima locaux de ce potentiel,
- cette même accélération permet d'atteindre plus vite le minimum de potentiel.

Une décomposition hiérarchique du solide en mouvement permet d'améliorer encore les performances de l'algorithme [71, 121, 123].

Cette approche donne de bons résultats pour le recalage rigide d'images cérébrales multimodales, par exemple IRM/TEMP, IRM/TEP (voir figure 3.2), CT/TEMP, etc [124, 125]³ ou d'images cardiaques [81]. Il faut toutefois garder à l'esprit que sa précision, voire son succès, dépendent de l'étape de segmentation [200].

3.3 L'algorithme du plus proche point itéré

3.3.1 Forme classique et extensions

Si l'on reprend l'équation (3.4) qui donne l'expression des dérivées de la mesure de similarité minimisée lors du recalage du chanfrein, on voit apparaître le terme $d_I \circ T(P) \nabla (d_I \circ T(P))$ pour P point de la segmentation \mathcal{P}_J de l'image J . Ce terme peut se réécrire (exactement ou non, selon

3. Elle avait fait l'objet d'un transfert industriel vers la société Focus Graphics, transfert ayant contribué à l'obtention du prix ECVNet par l'équipe Epidaure.

que $d_I(\cdot)$ est la distance euclidienne et qu'elle est dérivable en $T(P)$ en

$$d_I \circ T(P) \nabla (d_I \circ T(P)) \approx -\overrightarrow{T(P) C_I(T(P))}$$

où $C_I(T(P))$ est le point de la segmentation \mathcal{P}_I de l'image I le plus proche du point $T(P)$. Il s'avère donc que, en ce qui concerne la translation pour les transformations rigides ou affine, la minimisation de (3.3) revient à appairier chaque point P de \mathcal{P}_J , après transformation par T , au point le plus proche dans \mathcal{P}_I . On reconnaît ici le principe de l'algorithme du plus proche point itéré [20, 215, 65, 83].

On peut donc considérer que l'algorithme du recalage du chanfrein se comporte un peu comme s'il réalisait à chaque itération des appariements implicites et transitoires, appariements qui deviennent explicites (et restent transitoires) dans l'algorithme du plus proche point itéré.

En fait, le problème du recalage peut simplement se ramener à l'identification de points se correspondant (ou points appariés) dans les deux images à recaler. Une fois ces paires de points construites, la détermination de la meilleure transformation (en particulier les transformations rigides) peut être faite par une estimation aux moindres carrés [63, 91, 10]. Le problème s'écrit alors $\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(\{(M_k, T(P_k))\})$ où $(M_k, P_k) \in \mathcal{P}_I \times \mathcal{P}_J$ est une paire de points appariés. Remarquons qu'alors on impose $\text{card}(\mathcal{P}_I) = \text{card}(\mathcal{P}_J)$. C'est typiquement ce qui est réalisé lors d'un recalage *manuel* où on demande à un opérateur de pointer des points similaires dans les images à recaler.

Cette étape d'appariement étant complexe, et difficile à automatiser (sauf peut-être dans certaines circonstances, comme lorsque des points extrémaux peuvent être calculés [191, 145]), l'algorithme ICP, ainsi que le recalage du chanfrein, contournent le problème.

Cette estimation aux moindres carrés peut aussi être faite pour des caractéristiques géométriques autres que des points : droites, plans [131, 97].

Pour celui-ci, la mesure de similarité à minimiser s'écrit donc

$$S(I, J, T) = \sum_{P \in \mathcal{P}_J} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2 \quad (3.5)$$

On remarque, comme pour le recalage du chanfrein, le caractère asymétrique de la formulation qui fait jouer des rôles différents aux deux segmentations. La symétrie peut être artificiellement (et heuristiquement) réintroduite, mais avec un surcoût algorithmique [215].

La résolution de (3.5) se fait en optimisant cette mesure alternativement par rapport aux appariements (la fonction $C_I : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathcal{P}_I$) et à la transformation T :

$$\begin{aligned} 1. \quad & C_I^*(T(P)) = \arg \min_{M \in \mathcal{P}_I} \|T(P) M\|^2 && \text{avec } T \text{ fixé} \\ 2. \quad & T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathcal{P}_J} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2 && \text{avec } C_I \circ T \text{ fixé} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Avoir explicité les appariements peut permettre

- de les construire dans un espace *augmenté* (en considérant des courbures par exemple) [65, 179, 180], auquel cas on change la distance spatiale utilisée dans la première étape de (3.6) pour une distance généralisée,

Si l'on veut être rigoureux, les ensembles \mathcal{P}_I et \mathcal{P}_J ne sont plus des sous-ensembles de l'espace spatial sous-jacent au domaine de définition \mathbb{R}^n des images, mais des sous-ensembles de $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{k_1} \times \dots \times \mathbb{R}^{k_m}$ où m désigne le nombre de *coordonnées ajoutées* et k_i

la dimensionnalité de chacune de ces coordonnées (1 pour un scalaire représentant une courbure, 3 pour un vecteur représentant une normale à une surface – *i.e.* un vecteur unitaire).

Il faut prendre garde au fait que l'application d'une transformation spatiale T à un point augmenté peut également modifier les coordonnées ajoutées : une transformation rigide ne modifiera pas une courbure, mais modifiera la direction d'un vecteur unitaire.

Enfin, la distance au carré entre deux points augmentés peut s'écrire comme une somme pondérée de la distance au carré euclidienne classique (pour les coordonnées spatiales) et des distances au carré des autres coordonnées. Les pondérations sont à choisir pour rendre comparables les différentes distances.

- de les trier afin de supprimer des appariements aberrants comme dans les moindres carrés tamisés (ou *Least Trimmed Squares*) [171], et la seconde étape de (3.6) devient

$$T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathcal{P}'_J} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2 \quad \text{avec } \mathcal{P}'_J \subset \mathcal{P}_J$$

le sous-ensemble \mathcal{P}'_J étant déterminé dynamiquement lors du calcul de T^* ,

- de pénaliser des appariements aberrants [154], par exemple en utilisant des estimateurs robustes $\rho(\cdot)$ à la place de la norme $\|\cdot\|^2$ [171], et la seconde étape de (3.6) devient

$$T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathcal{P}_J} \rho(\|T(P) (C_I \circ T)(P)\|)$$

- de construire plusieurs appariements avec un seul point (on parle alors d'EM-ICP⁴ [82, 84, 83, 173], et la seconde étape de (3.6) devient

$$T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathcal{P}_J} \sum_{Q \in \mathcal{P}_I} \omega(T(P), Q) \|T(P) Q\|^2 \quad \text{avec } \sum_{Q \in \mathcal{P}_I} \omega(T(P), Q)$$

les pondérations $\omega(T(P), Q)$ dépendant typiquement de $\|T(P) Q\|$,

- etc.

D'un point de vue très générique, on se retrouve donc avec une mesure à minimiser itérativement de la forme

$$S(I, J, T) = \sum_{P \in \mathcal{P}'_J} \sum_{Q \in \mathcal{V}(T(P))} \rho(\|T(P) Q\|)$$

avec $\mathcal{V}(T(P))$ un voisinage autour de $T(P)$.

Cette technique permet de recalibrer des primitives géométriques similaires (comme des surfaces, cf figure 3.3) avec des caractéristiques (niveau de bruit, taille, etc.) relativement différentes.

Ce type d'approche a également été appliqué avec succès au recalage de données angiographiques cérébrales 3D (ARM) avec des images d'angiographie numérique soustraites (soustraction d'une image radiologique avec produit de contraste, avec une image radiologique sans produit de contraste), donc des projections 2D, où une seule des carotides est injectées [67], c'est-à-dire au calcul de la pose de l'objet 3-D par rapport à sa projection (cf figure 3.4). Nous avons montré qu'il était même possible d'estimer les paramètres de la caméra (la matrice de projection) avec évidemment une grande incertitude sur la position de l'objet 3D le long de l'axe optique. Cette incertitude est nettement réduite si l'on dispose d'une autre projection, par

4. EM pour *Expectation-Maximization*.

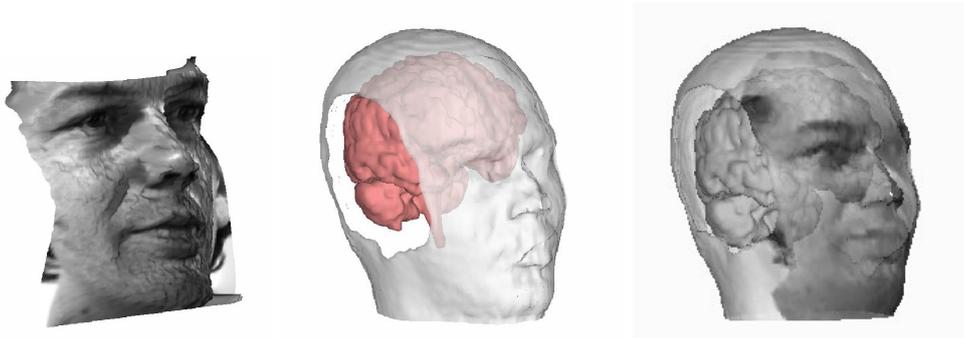


FIG. 3.3 – Utilisation de l'ICP pour le recalage de 2 surfaces. De gauche à droite : surface d'un visage obtenue par stéréovision, surface extraite d'une IRM, image composite (réalité augmentée) montrant la surface du cerveau derrière un visage en transparence [21, 65].

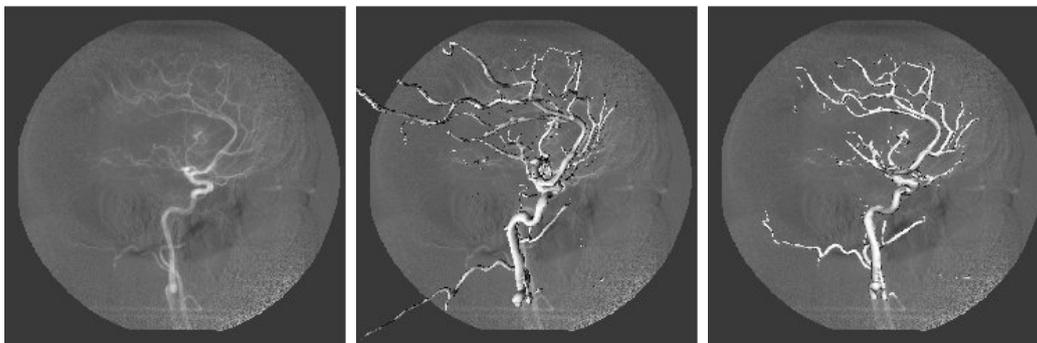


FIG. 3.4 – Utilisation de l'ICP pour le calcul de pose (recalage 2D/3D de données angiographiques). De gauche à droite : angiographie numérique soustraite, superposée avec l'estimation initiale de la pose, superposée avec l'estimation finale de la pose [67].

exemple orthogonale à la première, comme en angiographie biplan. Là aussi, comme pour l'algorithme du recalage du chanfrein, la qualité de la segmentation influe grandement sur la qualité du recalage, influence heureusement tempérée par les contrôles qu'il est possible d'exercer sur les appariements.

3.3.2 Extension iconique

Nous avons enfin montré qu'il était possible d'utiliser l'algorithme du plus proche point itéré sans réaliser de segmentation dans le cadre du recalage monomodal non-rigide (recalage interpatients d'IRM cérébrales), éventuellement avec correction d'intensité, où les transformations étaient représentées par des bases de fonctions splines [68, 66].

Dans cette approche, l'une des images était considérée comme une surface d'élévation, et les points (points 4D représentés par (x,y,z,i) où i est l'intensité du point) de l'autre image étaient appariés aux points les plus proches sur ladite surface. Pour répondre à des contraintes informatiques (temps de calcul, place mémoire), la surface d'élévation était décomposée en petits éléments de surface (de type *kd-tree* [150]) sur lesquels la fonction d'intensité était approximée

par une fonction affine, $\tilde{v}(x,y,z) = ax + by + cz + d$. La subdivision s'arrêtait lorsque l'erreur entre la fonction d'intensité estimée et les points 4D qu'elle représentait devenait suffisamment petite. Bien que maladroite (il n'y avait pas de contrôle de continuité entre 2 petits éléments de surface), cette représentation a permis d'obtenir des résultats intéressants.

A posteriori, cette méthode contient en germe deux autres types d'approches présentées plus loin :

- le recalage iconique, puisque la distance entre ces points 4D, utilisée pour calculer le point le plus proche, contient une différence entre les intensités des points, c'est-à-dire un critère de similarité iconique, et
- le recalage par blocs, puisque, pour un bloc donné (ici réduit à un point), on va chercher le meilleur appariement dans un certain voisinage.

Ce type d'approche, que nous pouvons qualifier d'ICP 4-D et résumée par l'équation (6.1), où les primitives sont donc les points géométriques augmentés de leur intensité dans l'image, a été reprise et mieux formalisée par la suite avec les *Generalized Image Models* [80].

3.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté deux aspects du recalage géométrique, les algorithmes du recalage du chanfrein et du plus proche point itéré. Le point de vue adopté était historique et certaines remarques peuvent sembler naïves au vu des progrès réalisés depuis lors. Ceci concerne surtout la segmentation des images et sera développé dans le chapitre 4. Il faut cependant garder en mémoire que, pour toutes ces approches de type géométrique, une partie de la difficulté du recalage de deux images est rejetée dans les étapes de segmentation mais aussi d'appariement.

De ce fait, et étant donné l'avènement des méthodes de recalage iconique où ces étapes n'existent plus, on peut se demander si les méthodes géométriques ont un avenir.

Il semblerait que les méthodes de type recalage du chanfrein, qui nécessitent une segmentation globale d'un objet, soient en perte de vitesse, bien qu'encore utilisées en pratique [102, 210].

A l'opposé, les méthodes de type plus proche point itéré restent encore d'actualité, et ce pour plusieurs raisons

- le contrôle rétrospectif qu'il est possible d'avoir sur les appariements grâce aux calculs robustes (cf page 3.3.1) de transformations aux moindres carrés,
- l'introduction d'une information a priori sur les primitives à apparier, introduite soit dans l'étape de segmentation qui sera spécifique (extraction de points particuliers [50, 173]), soit grâce au calcul de caractéristiques supplémentaires (pouvant aller jusqu'à un étiquetage sémantique [159]) pouvant guider les appariements [40].

De fait, l'utilisation de primitives (ici anatomiques) particuliers pour initialiser ou pour guider un recalage volumique [110, 40] permet l'introduction de connaissances *a priori*, ou, tout du moins, d'une autre source d'information dans les méthodes de recalage iconique, ce qui augmente leur robustesse. De ce point de vue, les méthodes géométriques auront toujours une certaine importance.

Il est en outre intéressant de noter le lien (sans doute artificiel) entre les méthodes type recalage du chanfrein qui réaliseraient des appariements implicites et transitoires avec les méthodes type plus proche point itéré qui, elles, réalisent des appariements explicites et transitoires. Évidemment, si cela est possible, il vaut mieux réaliser des appariements explicites et définitifs,

comme cela est possible avec des amers choisis manuellement ou automatiquement comme les points extrémaux [191]. En ce cas, une étude de la précision du recalage par rapport à l'incertitude liée à la détection des points s'impose [145].

Il est également intéressant de revenir sur l'algorithme du plus proche point itéré appliqué à des images en niveaux de gris. En effet, il n'y a plus d'extraction de primitives géométriques, et l'intensité des points intervient dans la détermination du point le plus proche. *A posteriori*, on peut considérer que cette extension préfigure l'algorithme du *recalage par blocs* qui sera présenté plus loin (§6.4).

Chapitre 4

L'extraction de primitives géométriques

4.1 Segmentation du cerveau et recalage

Dans le paragraphe 3.2, la segmentation des images cérébrales, en fait du cerveau dans ces images (dont un exemple est présenté dans la figure 3.3), était réalisée à l'aide d'une chaîne de traitement composée d'outils relativement simples : seuillage, extraction de composantes connexes, calcul de distances [33, 59], morphologie mathématique [177, 178], etc. Elle peut n'être composée que d'un simple seuillage, suivi de l'extraction de la plus grande composante connexe, comme pour l'imagerie TEMP ou TEP, ou peut être plus complexe, comme pour l'IRM [118, 37].

Dans le cadre des approches géométriques, l'*automatisation* de la tâche de recalage nécessite l'automatisation de la segmentation. Déterminer un seuil *optimal* [78, 104] pour l'imagerie fonctionnelle est du ressort du possible. Par contre, déterminer la recette (ainsi que les paramètres afférents) optimale pour la segmentation du cerveau dans des images IRM n'était pas si simple (pour le type d'approche cité auparavant, et qui datent maintenant d'une dizaine d'années). Les sources de variabilité sont nombreuses :

- pondération de la séquence (T1, T2, ou densité de protons),
- la séquence elle-même (réglage des temps d'excitation, de relaxation, etc.),
- géométrie de l'acquisition : épaisseur des coupes, plan d'acquisition, etc,
- constructeur de l'appareil d'imagerie,
- présence de pathologies, ...

Aussi, une vérification visuelle du résultat de la segmentation, avec éventuellement un changement de certains paramètres, est toujours conseillée. D'un point de vue pratique cette interaction peut être pesante. Elle peut toutefois être allégée si les différents outils utilisés sont intégrés dans un système de pilotage de programmes [57, 193].

Nous avons participé à une étude comparative d'algorithmes automatiques de recalage organisée par l'université de Vanderbilt [209]. Il s'est avéré que, lorsque la segmentation était satisfaisante, alors la bonne transformation était trouvée (à une erreur acceptable près), et avec des temps de calcul bien moindres que ceux des approches iconiques (que nous aborderons un peu plus loin), et l'analyse *a posteriori* des erreurs de recalage a montré que celles-ci étaient dues à des erreurs de segmentation.

Évidemment, ces remarques sont volontairement datées, et ne sont plus d'actualité. En matière de segmentation, en particulier celle du cerveau, de grands progrès ont été réalisés. Ainsi, la segmentation du cerveau dans les images IRM utilise maintenant des approches EM pour réaliser une classification des points de l'image en substance blanche, substance grise, liquide céphalo-rachidien par exemple [106, 202, 98]. De ce fait la difficulté liée à la détermination de seuils globaux pour isoler le cerveau disparaît.

Toutefois, même si la segmentation du cerveau est mieux maîtrisée maintenant, cela ne conduit pas à un renouveau des méthodes géométriques de type *chamfer matching* pour le recalage des images cérébrales multimodales puisque les méthodes iconiques s'acquittent désormais très correctement de cette tâche. Par contre, dans le cas du suivi d'une pathologie évolutive (sclérose en plaques, tumeur), où la segmentation du cerveau est plus problématique, des méthodes géométriques avec extraction automatique de points particuliers et appariements explicites et définitifs sont préférées [157, 156].

4.2 Segmentation des réseaux vasculaires et recalage

Dans le paragraphe 3.3, la méthode *Iterative Closest Point* était utilisée pour calculer la pose d'un arbre vasculaire 3D par rapport à une ou deux de ses projections. Il a donc fallu extraire des primitives géométriques de l'image 3D, ainsi que des projections, représentatives de l'arbre vasculaire ou de ses projections.

Dans ce travail [67], nous avons considéré les lignes centrales des vaisseaux (avec l'arrière-pensée de se servir des embranchements afin de déterminer la position initiale de la pose). La ligne centrale 3D était calculée en amincissant (au sens topologique du terme, c'est-à-dire en supprimant itérativement les points simples [19]) une segmentation de l'arbre vasculaire obtenue par seuillage. Une approche aussi simple ne donnait pas de bons résultats sur les projections 2D (après projection, le contraste entre l'intérieur d'un vaisseau et le fond de l'image varie énormément entre les vaisseaux de grand diamètre et ceux de petit diamètre). Aussi nous avons mis en œuvre une approche basée sur le filtrage d'image, avec calcul d'une fonction de réponse et extraction des maxima locaux [99, 112, 176] (méthodologiquement similaire à la détection de contours au sens de Canny [45]).

En un point, l'étude des dérivées secondes de l'image permet de déterminer la direction probable d'un vaisseau s'il en existe un à cet endroit. Cette direction est celle où la dérivée seconde est minimale (ce qui traduit un minimum de variation du niveau de gris dans cette direction) et est obtenue en diagonalisant la matrice hessienne, c'est-à-dire la matrice des dérivées secondes des niveaux de gris. Connaissant cette direction probable en un point, on peut ensuite étudier les variations de niveaux de gris dans un hyperplan orthogonal (un segment en 2D, une surface en 3D) pour y reconnaître la coupe d'un vaisseau (les 2 bords en 2D, un contour circulaire en 3D) : la fonction de réponse rend compte de la qualité de cette reconnaissance. Le cas 3D de la détection de vaisseaux a été abordé par S. Fernández-Vidal [69] et étudié plus en détail par K. Krissian [101, 100] (cf figure 4.1).

Cette segmentation des lignes centrales des vaisseaux (en 2D) a été reprise pour la reconstruction des artères coronaires [135, 25]. Les travaux de C. Blondel visent à obtenir une image 3D des artères coronaires à n'importe quel instant du cycle cardiaque à partir d'une seule séquence angiographique (avec une caméra en rotation). Tout d'abord, des vues correspondant à peu près au même instant cardiaque sont sélectionnées et un modèle filaire 3D est reconstruit à partir

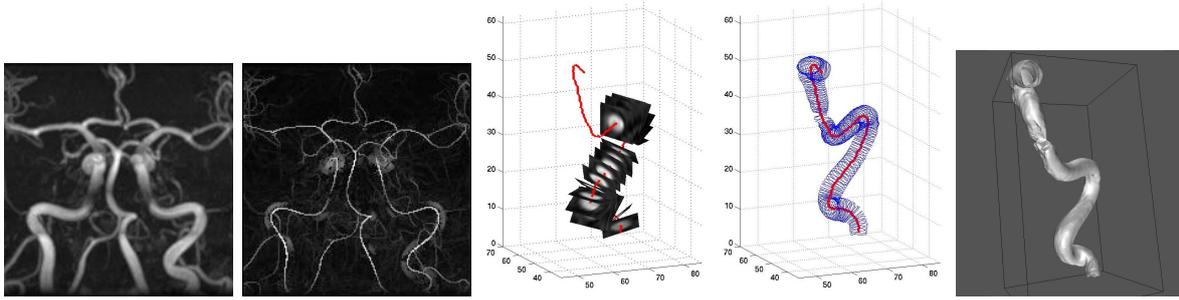


FIG. 4.1 – A gauche, vue (projection de l'intensité maximale) d'une angiographie par résonance magnétique puis des maxima extraits de la fonction de réponse obtenue par filtrage. La ligne centrale d'un seul vaisseau peut ensuite être obtenue en seuillant ces extrema et en sélectionnant une seule composante connexe. En recalculant des sections orthogonales à cette ligne centrale (3^e image), on peut extraire le contour du vaisseau (4^e image) et donc déjà en estimer le diamètre, et finalement construire un maillage [29].

des segmentations 2D grâce à des principes issus de la stéréovision [26]. Puis on estime une déformation 4D (3D+t), à base de fonctions splines, qui permet de superposer ce modèle 3D sur toutes les images de la série, en exploitant la répétabilité supposée du mouvement cardiaque [22]. La connaissance de cette déformation, obtenue par recalage du modèle 3D sur les projections, permet de réaliser une reconstruction tomographique à un instant cardiaque donné [24, 23].

4.3 Axe médian/squelette et recalage

Dans les paragraphes précédents, seules les informations géométriques obtenues lors de la segmentation sont utilisées pour le recalage. Nous avons pourtant vu que des informations plus évoluées pouvaient être utilisées : ainsi les embranchements des arbres vasculaires peuvent aider à déterminer une pose initiale pour le recalage 3D/2D de données angiographiques (§4.2 et 3.3). De fait, ces embranchements, issus des lignes centrales, apportent une information structurelle sur les arbres vasculaires segmentés.

Ce qui a été décrit ci-avant peut être généralisé à des structures plus complexes que des structures linéiques. L'utilisation de l'axe médian ou du squelette¹ à des fins de recalage a été étudiée assez tôt [118]. Là encore, il s'agissait de réduire la complexité algorithmique des méthodes de recalage géométrique, type *chamfer matching*, en réduisant le nombre de points décrivant l'objet.

Cependant, le squelette est une structure très sensible aux moindres changements de l'objet d'origine, et il est rare que le même objet, discrétisé dans deux positions différentes, ait deux squelettes identiques. Cet inconvénient le rend plutôt inapproprié pour des tâches de recalage. L'avantage du squelette est qu'il représente topologiquement l'objet de départ. Ses différentes

1. Ces deux concepts sont très proches. L'axe médian consiste en les maxima d'une carte de distance [5], que l'on cherchera à reconnecter afin d'obtenir une structure homotopique à l'objet de départ [35, 6]. Le squelette [111] est obtenu par amincissement homotopique de l'objet de départ, l'ordre d'examen des points visant à préserver le caractère central de la structure extraite [4, 18, 17]. Cet ordre peut aussi être déterminé par une carte de distances [174, 152].

branches correspondent à des parties significatives différentes de l'objet.

La décomposition d'un objet *mince* (au sens topologique) en parties élémentaires (courbes, surfaces, embranchements) a été systématisée dans [119]. Les embranchements, ou jonctions, sont en général supposés être des éléments stables entre les squelettes du même objet discrétisé dans des positions différentes, alors que les branches elles-mêmes sont plus sujettes à variations. L'idée de différencier, par la pondération, les embranchements des autres parties du squelette, à des fins de recalage a été étudiée dans [71]. Malheureusement, si cela améliorerait les performances du recalage pour certains objets (par exemple, une vertèbre), cela n'était pas applicable pour d'autre (un cerveau a un squelette – au sens topologique, évidemment ! – très sensible à la moindre différence de segmentation), qui plus est dans un cadre multimodal (en médecine nucléaire, il n'est pas possible de discerner les circonvolutions cérébrales comme en IRM : les *cerveaux* extraits de ces 2 modalités seront donc très différents).

Extraire un squelette le moins sensible possible aux différentes variations possibles (bruit, segmentation, position) peut être fait en utilisant la construction d'une carte de distance euclidienne [59, 153] pour en extraire les discontinuités qui correspondent en fait aux branches du squelette [69, 120]. Une espèce de seuillage par hystérésis topologique permet de plus de ne conserver que les branches les plus significatives.

Ce squelette, et sa décomposition associée [119], peut ensuite être utilisé pour décomposer l'objet initial en parties élémentaires [70], et de le représenter sous la forme d'un graphe valué :

- deux éléments adjacents sont connexes dans le graphe,
- chaque nœud *porte* aussi des informations géométriques le décrivant,
- etc.

Cette dernière décomposition permet donc d'appliquer des algorithmes de recalage de graphe [79] afin de déterminer une bonne position initiale entre les deux objets à recaler, qui est ensuite affinée par une approche géométrique classique [14]. Cette approche, pour l'instant testée en 2D donne de bons résultats, même dans le cas de fortes occultations.

4.4 Conclusion

Nous avons tenté ici de présenter les liens entre le recalage géométrique et la segmentation. Il apparaît que cette dernière est une étape hautement sensible, nécessitant *a priori* un contrôle *a posteriori*. C'est sans doute pour cette raison que les approches géométriques du type *chamfer matching* ont périclité devant les approches iconiques qui vont être présentées dans le chapitre suivant.

Cependant, cette même segmentation peut aussi être une première étape incontournable pour résoudre ou mieux aborder le problème du recalage. La reconstruction tomographique des artères coronaires, telle qu'abordée par C. Blondel, ne serait pas possible sans l'extraction des lignes centrales qui apporte la réduction d'information nécessaire pour l'appréhension du problème. De même, l'utilisation du squelette et de sa décomposition peut permettre de résoudre le problème de la position initiale dans les algorithmes de recalage itératifs : dans la publication *princeps* de Borgefors sur le *chamfer matching* [34], ce problème est réglé en multipliant les positions initiales.

Chapitre 5

Le recalage iconique

Le recalage géométrique résout le problème du recalage en le décomposant en deux étapes distinctes : l'extraction, dans les deux images à recaler, de primitives géométriques sensées être similaires, et le calcul de la transformation qui superpose au mieux ces primitives. La qualité du calcul de la transformation recherchée est donc totalement conditionnée à celle de la segmentation des images. Comme il ne semble pas raisonnable d'arriver à garantir, pour n'importe quelle image, que la segmentation réussisse, l'idée d'arriver à recaler sans segmenter est particulièrement attrayante. Cette raison, associée au développement du matériel informatique qui permet désormais de charger entièrement en mémoire les images 3D à traiter et de réaliser le recalage en des temps raisonnables, explique le succès des méthodes de recalage iconique.

Le problème peut se formaliser, en adaptant la formulation de Brown [36] en

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(I \circ T, J) \quad (5.1)$$

Outre l'inconvénient de transformer un problème *a priori* symétrique en un problème asymétrique, cette notation masque toujours un certain nombre de difficultés techniques, comme le fait que l'image $I \circ T$ n'est pas *bien définie* (cf page 12). La mise en œuvre nécessitera un recours à des procédés d'interpolation ou de pondération.

Les premières méthodes introduites n'ont pourtant pas rencontré un grand retentissement. Les méthodes *stochastiques* proposées par Venot [203] reposent sur la différence d'images et l'étude du nombre des changements de signes de cette différence : si les deux images considérées sont correctement recalées, alors ce nombre est maximum¹. Une des applications visées était la radiologie conventionnelle.

Par la suite, la méthode introduite par Woods, pour le recalage de données TEP avec une image IRM, eut plus d'écho dans la communauté médicale [213] puisqu'elle ne nécessitait plus de segmenter les images (en fait, il fallait quand même extraire grossièrement le cerveau dans l'image IRM mais l'image TEP n'avait pas à être segmentée : il s'agirait plus d'une approche intermédiaire entre les approches géométriques et les approches iconiques). De plus, le logiciel développé à cette occasion, AIR, a été mis librement à la disposition de la communauté². Mais le vrai succès vint avec les méthodes fondées sur des mesures d'entropie ou d'information mutuelle

1. L'hypothèse sous-jacente est que les mêmes objets dans les deux images ont des intensités identiques bruitées par des bruits gaussiens. Par différence, on doit alors observer un bruit blanc.

2. Automated Image Registration : <http://bishopw.loni.ucla.edu/AIR5/>. D'abord développé pour le recalage TEP/TEP [211], ce logiciel a été étendu au recalage élastique intersujets [212].

entre les deux images [206, 188, 113, 175, 148]. Ces dernières mesures, génériques et généralistes, semblaient apporter une solution à tous les problèmes de recalage.

Les mesures iconiques de similarité sont en général bâties à partir de couples d'intensités, évalués en des points M , ici les couples $(I \circ T(M), J(M))$. La mesure peut donc s'écrire

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(\{(I \circ T(M), J(M))\}) \quad (5.2)$$

Ces couples d'intensité permettent de construire l'*histogramme conjoint* h_c des images, où $h_c(i, j)$ compte simplement le nombre de points M tels que $(I \circ T(M), J(M)) = (i, j)$. Il serait naturel d'utiliser les points M du domaine de définition de J , soit \mathbb{Z}_J^n . Malheureusement, l'image de \mathbb{Z}_J^n par T peut n'être pas entièrement contenue dans \mathbb{R}_I^n , le domaine de définition de $I_{\mathbb{R}}$ (la fonction qui *étend* l'image I , définie sur \mathbb{Z}_I^n à \mathbb{R}_I^n par interpolation, voir l'équation (2.2), page 12).

L'ensemble des couples d'intensités utilisables, pour une transformation donnée, est donc

$$\{(I \circ T(M), J(M)) \text{ pour } M \in \mathbb{Z}_J^n \cap T^{-1}(\mathbb{R}_I^n)\}$$

L'ensemble $\mathbb{Z}_J^n \cap T^{-1}(\mathbb{R}_I^n)$, qui définit la zone de recouvrement entre les supports des deux images, varie d'une transformation à l'autre : comparer la valeur de la mesure de similarité pour deux transformations différentes peut s'avérer délicat, à cause d'un problème de normalisation de la mesure, comme l'a remarqué Alexis Roche [164].

Pour contourner cette difficulté, on peut

- tirer un nombre fixe et donné de points M dans l'ensemble $\mathbb{Z}_J^n \cap T^{-1}(\mathbb{R}_I^n)$ [206],
- ne pas utiliser l'histogramme conjoint, mais estimer une densité de probabilité bi-dimensionnelle continue (par exemple avec une technique de fenêtrage [1, 142, 169]) pour estimer la mesure [205, 87].

Par ailleurs, l'interpolation, nécessaire pour calculer les mesures de similarité iconique, peut créer des extrema locaux, en particulier pour l'information mutuelle [197, 196, 96]. Ce problème, déjà mentionné page 12, peut être contourné en utilisant une *interpolation par volumes partiels* [51, 113, 48], qui consiste à remplacer un couple d'intensités $(I \circ T(M), J(M))$ par un ensemble de couples d'intensités pondérés $\{\omega_l(I(V_l(T(M))), J(M))\}$ où les $V_l(T(M))$ sont les voisins de $T(M)$ dans \mathbb{Z}_J^n , typiquement ceux qui auraient servi pour l'interpolation, et où les ω_l seraient les pondérations de leurs intensités pour le calcul de l'intensité interpolée (cf figure 5.1).

5.1 Mesures de similarité globales

Le catalogue des mesures existantes, tel que dressé par A. Roche [164], se divise en quatre parties.

1. Les mesures de différence d'images en général [38], qui supposent que les mêmes objets auront les mêmes intensités dans les deux images à recalcer.
2. Le coefficient de corrélation, qui suppose un lien affine entre les intensités d'un même objet représenté dans les deux images à recalcer.
3. Le critère de Woods [213] et ses variantes [7, 2, 136], ainsi que le rapport de corrélation [162], rendent compte d'une dépendance fonctionnelle entre les intensités des images à recalcer.
4. Enfin, une dépendance de nature statistique entre deux images peut être quantifiée par l'entropie conjointe [90, 51], l'information mutuelle [206, 51], ou l'information mutuelle normalisée [187].

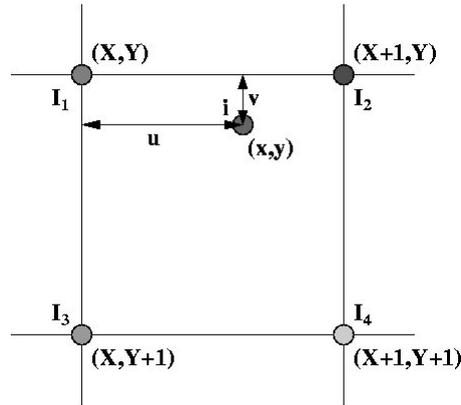


FIG. 5.1 – Soit un point M de J qui se transforme en (x,y) dans I (cf ci-dessus), son intensité i , estimée par interpolation (bi)linéaire, est $i = (1-u)(1-v)I_1 + u(1-v)I_2 + (1-u)vI_3 + uvI_4$. L'interpolation par volumes partiels consiste à remplacer le couple d'intensité $(i, J(M))$ par les 4 couples pondérés $\{(1-u)(1-v)(I_1, J(M)), u(1-v)(I_2, J(M)), (1-u)v(I_3, J(M)), uv(I_4, J(M))\}$.

Une mesure de similarité est donc une mesure que l'on calcule à partir d'un ensemble de couples d'intensité, éventuellement pondérés, $\{\omega_k(I_k, J_k)\}$.

Les mesures basées sur les différences sont simples à expliciter.

- La somme des différences au carré (SDC) s'écrit $S_{SDC}(I \circ T, J) = \sum_k \omega_k |I_k - J_k|^2$, et
- la somme des différences en valeur absolue (SDA) s'écrit $S_{SDA}(I \circ T, J) = \sum_k \omega_k |I_k - J_k|$.

Pour les autres mesures, l'utilisation de l'histogramme conjoint, ou plus exactement de la densité de probabilité discrète empirique associée, permet de les exprimer facilement. L'histogramme conjoint et la densité de probabilité discrète empirique associée se calculent respectivement par

$$h_c(i,j) = \sum_{k|(I_k, J_k)=(i,j)} \omega_k \quad \text{et} \quad p(i,j) = h_c(i,j) / \sum_k \omega_k$$

On peut immédiatement remarquer que les deux mesures ci-dessus peuvent se réécrire, au facteur de normalisation $\sum_k \omega_k$ près, sous la forme de sommes par rapport aux intensités, et non plus par rapport aux points (cette réécriture a toutefois le désavantage de faire disparaître la dépendance de la mesure par rapport à la zone de recouvrement entre les supports des deux images) :

$$S_{SDC}(I \circ T, J) = \sum_{i,j} p(i,j) |i - j|^2 \quad \text{et} \quad S_{SDA}(I \circ T, J) = \sum_{i,j} p(i,j) |i - j|$$

La moyenne et l'écart-type des intensités des images $I \circ T$ et J se calculent par

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{I} = \sum_{i,j} p(i,j) i \quad \text{et} \quad \sigma_I^2 = \sum_{i,j} p(i,j) (i - \bar{I})^2 = \left(\sum_{i,j} p(i,j) i^2 \right) - \bar{I}^2 \\ \bar{J} = \sum_{i,j} p(i,j) j \quad \text{et} \quad \sigma_J^2 = \sum_{i,j} p(i,j) (j - \bar{J})^2 = \left(\sum_{i,j} p(i,j) j^2 \right) - \bar{J}^2 \end{array} \right.$$

et on peut donner la formule du coefficient de corrélation :

$$S_{CC}(I \circ T, J) = \sum_{i,j} p(i,j) \frac{(i - \bar{I})(j - \bar{J})}{\sigma_I \sigma_J} \quad (5.3)$$

Avoir donné les formules en fonction de la densité de probabilité empirique $p(i,j)$ fait ressortir le fait que ce calcul de la moyenne et de l'écart-type se fait sur la zone de recouvrement entre les deux images. Évidemment, on peut simplifier l'écriture en remarquant que

$$p(i) = \sum_j p(i,j) \quad \text{et} \quad p(j) = \sum_i p(i,j)$$

où $p(i)$ et $p(j)$ sont respectivement les densités de probabilité empiriques associées aux images I et J , dans ce cas calculées sur la zone de recouvrement entre les deux images, ce que l'écriture ne laisse plus entrevoir, de même que l'on ne discerne alors plus que $p(i)$ est ici calculé sur $I \circ T$.

Dans le cas où la zone de recouvrement entre les deux images diffère peu du support des deux images, il peut être alors justifié de considérer les densités de probabilité empiriques associées aux images I et J , calculées sur leur support propre.

Pour le rapport de corrélation, qui rend compte d'une dépendance fonctionnelle, nous avons besoin de calculer la moyenne et l'écart-type des intensités I_k des couples $\omega_k(I_k, J_k)$ pour une valeur $J_k = j$ fixée (on rend compte ici d'une dépendance fonctionnelle $I = f \circ J$):

$$\mu_j = \left(\sum_i p(i,j) i \right) / \sum_i p(i,j) \quad \text{et} \quad \sigma_j^2 = \left(\sum_i p(i,j) i^2 \right) / \sum_i p(i,j) - \mu_j^2$$

Le rapport de corrélation, qui cherche à minimiser la dispersion des intensités I_k pour une intensité j donnée, s'écrit alors

$$S_{RC}(I \circ T, J) = 1 - \frac{1}{\sigma_I^2} \sum_j \left(\sum_i p(i,j) \right) \sigma_j^2$$

L'entropie conjointe et l'information mutuelle se formulent respectivement par

$$S_E(I \circ T, J) = - \sum_{i,j} p(i,j) \log p(i,j) \quad \text{et} \quad S_{IM}(I \circ T, J) = \sum_{i,j} p(i,j) \log \frac{p(i,j)}{p(i)p(j)}$$

L'information mutuelle peut se formuler en fonction de l'entropie conjointe et des entropies individuelles de chacune des images $I \circ T$ et J , notées $E(I \circ T)$ et $E(J)$:

$$S_{IM}(I \circ T, J) = E(I \circ T) + E(J) - S_E(I \circ T, J)$$

L'information mutuelle normalisée, dont il n'existe pas de définition consensuelle, peut avoir pour forme [187]:

$$S_{IM}(I \circ T, J) = \frac{E(I \circ T) + E(J)}{S_E(I \circ T, J)}.$$

D'un point de vue pratique, ces différentes mesures s'optimisent itérativement, et plusieurs travaux ont montré l'importance de cette étape quant à la qualité du résultat, les difficultés étant liées à la variation de la taille de la zone de recouvrement des deux images au cours de l'optimisation, et à l'interpolation [164, 95, 197, 96].

Les deux premiers modèles de dépendance entre images sont en général inappropriés pour le recalage. En effet, de tels modèles semblent plutôt indiqués pour le recalage monomodal mais

- l’application visée serait alors sans doute le suivi de processus évolutifs : les différences éventuelles induites par les évolutions biaiseront les mesures globales de similarité et donc détérioreront le résultat du recalage ; des techniques géométriques de recalage sont donc préférables [156] ;
- en ce qui concerne l’IRM, à séquence identique, le signal mesuré peut varier dans le temps, dépendra du constructeur de l’imageur, et de la position de l’objet imagé [181, 182].

Le modèle de dépendance fonctionnelle, bien que plus riche que les deux précédents, ne semble que bien peu adapté à l’imagerie médicale multimodale. Le modèle de dépendance statistique, et les mesures y afférant, semble donc être le meilleur choix dans ce cadre.

Dans ce qui précède, nous avons juste examiné un catalogue de mesures et, pour chacune d’entre elles, précisé les hypothèses de leur champ applicatif en terme de dépendance entre les intensités des images à recalcer. Dans cette optique, choisir la mesure la plus généraliste, semble être la meilleure option.

5.2 Images adaptées à des mesures

D’un côté, nous disposons d’un catalogue de mesures de similarité, et de l’autre, d’un couple d’images à recalcer. Il y a donc un choix à effectuer. Une tendance naturelle dans la communauté est d’utiliser toujours le critère le plus généraliste, c’est-à-dire qui est adapté à la situation la plus générale (dépendance statistique des intensités), selon le principe bien établi du *qui peut le plus peut le moins*. En pratique, cela revient à utiliser l’information mutuelle ou d’autres critères similaires.

Ce choix n’est malheureusement pas le plus optimal. En effet, plus un critère est généraliste, plus le nombre de variables cachées est important. Ces variables cachées rendent en fait compte de la relation d’intensité supposée entre les images. Dans le cas d’une relation *identité* (mesures basée sur des différences d’intensité), il n’y a aucune de ces variables, dans le cas d’une relation affine (coefficient de corrélation), il y en a deux (la pente et l’ordonnée à l’origine), dans le cas d’une relation fonctionnelle, $I = f \circ J$, il y a une variable par valeur d’intensité de l’image J , et dans le cas d’une relation statistique, le nombre de ces variables atteint le produit du nombre des valeurs d’intensité de l’image J par celui de l’image I (les inconnues étant en fait les valeurs de la densité de probabilité jointe).

Si le nombre de degrés de libertés cachés utilisés pour la mesure de similarité excède celui réellement nécessaire, cela se traduit par des maxima (ou minima) locaux dans le paysage de la mesure de similarité. Comme la mise en œuvre du recalage iconique est généralement réalisée par une optimisation itérative (à partir d’une position optimale), cela signifie que l’on augmente le risque de s’arrêter à un optimum local de la mesure de similarité si celle-ci est *trop* généraliste par rapport à la relation vraie entre les intensités des images.

Cette assertion est vérifiée expérimentalement : en comparant différentes mesures de similarité pour le recalage d’images portales (méga-volt), Dekker a constaté que l’information mutuelle produisait plus d’extrema locaux [61].

Cela est de plus exacerbé par les problèmes d’interpolation comme l’a aussi remarqué Alexis Roche [164, §3.1.1].

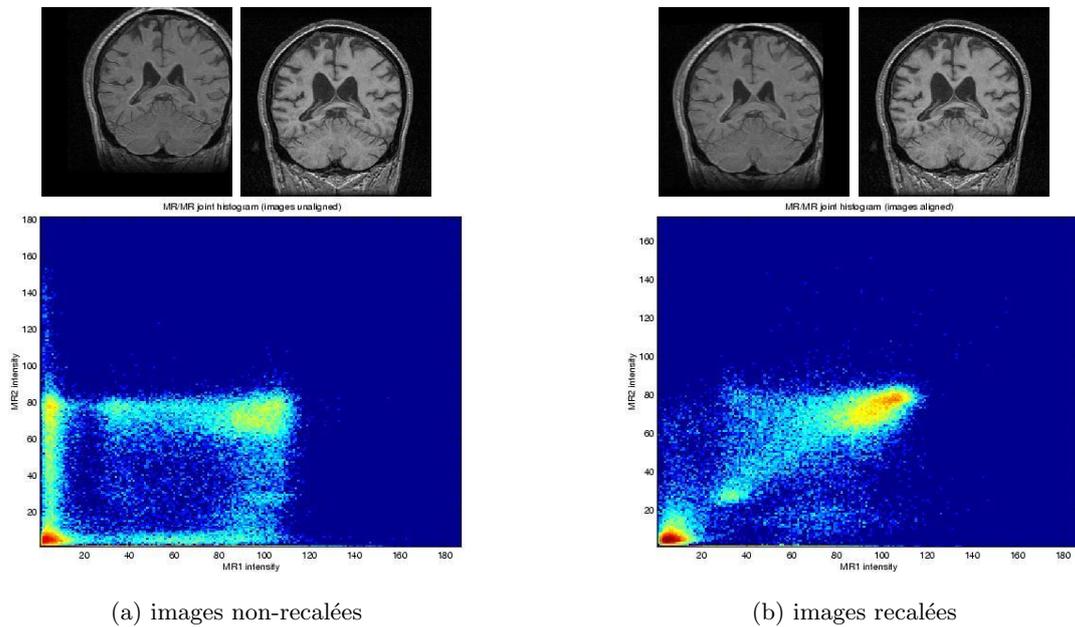


FIG. 5.2 – *Histogramme conjoint de deux IRM cérébrales (coupes coronales représentées) calculé pour deux transformations différentes. Le patient souffre d'une production anormalement élevée de liquide céphalo-rachidien, ce qui explique la variation de volume des ventricules entre les deux acquisitions. Repris de [164].*

Par ailleurs, une mesure complexe, comme l'information mutuelle, est difficile à interpréter. L'histogramme conjoint permet en effet de représenter visuellement la relation entre les intensités de deux images. Une relation affine³ est aisément reconnaissable (figure 5.2). Ce même histogramme conjoint, calculé dans un cadre réellement multimodal (IRM versus scanner), est beaucoup plus difficile à interpréter (figure 5.3).

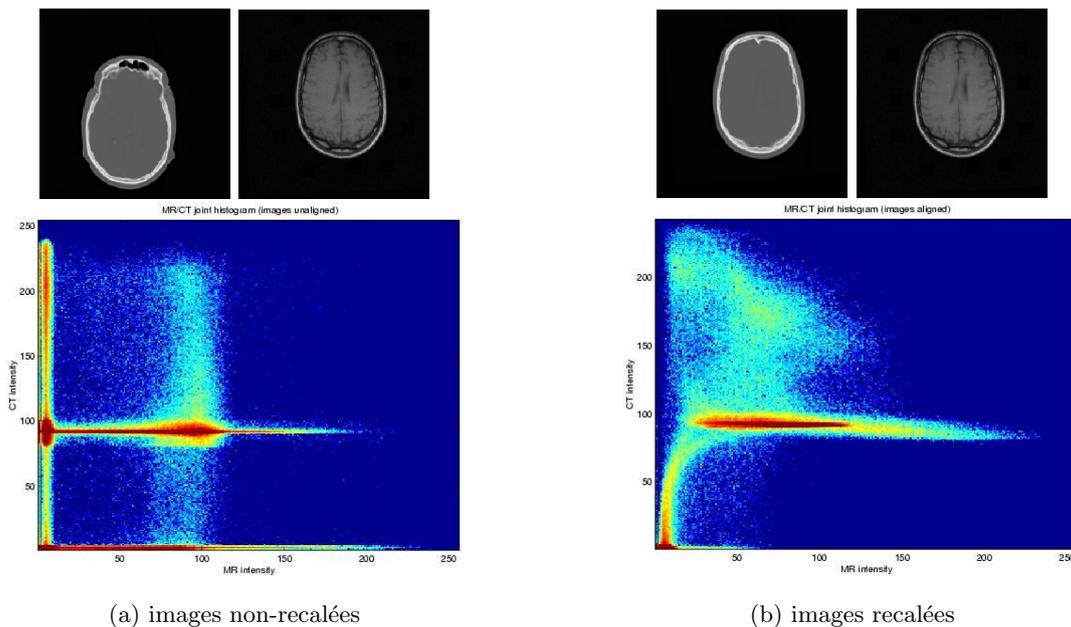


FIG. 5.3 – Histogramme conjoint d'un couple scanner/IRM (coupes axiales représentées) calculé pour deux transformations différentes. Repris de [164].

Plutôt que de manipuler des mesures difficilement interprétables, il est donc tentant de revenir à des mesures simples, comme le coefficient de corrélation, quitte à pré-traiter les images à recaler. Le principe est de transformer les images originales en des images où les valeurs d'intensité reflètent une propriété donnée (*a priori* intrinsèque à l'image, et indépendante par transformation, afin d'être adéquate pour guider le recalage), comme des caractéristiques différentielles (norme du gradient, dérivée seconde L_{vv} , etc). Le recalage iconique porte ensuite sur ces images transformées [198, 116, 115]. On peut considérer que l'on se situe ainsi entre le recalage iconique et le recalage géométrique, les images utilisées pouvant être utilisées directement pour l'extraction de primitives (l'extraction de maxima directionnels d'une image de norme de gradient donne les contours de l'image originale).

3. Il s'agit ici d'images du même patient, acquises sur le même imageur. On aurait pu même attendre une relation identité, mais des différences (calibration, etc) ont dû survenir qui peuvent expliquer la relation seulement affine. Par ailleurs, on peut remarquer la dispersion autour de la droite affine, en partie explicable par les effets de volume partiel. Même dans ce cas quasi-idéal, on n'observe pas une relation simple.

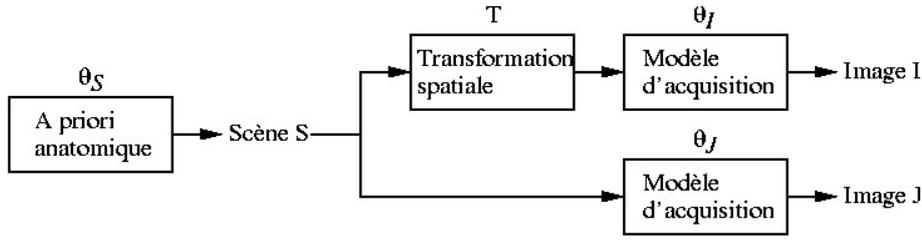


FIG. 5.4 – *Modèle de formation des 2 images à recaler à partir d'un même a priori anatomique.*

5.3 Mesures adaptées à des images

L'approche, consistant à choisir une mesure de similarité sur catalogue, est un peu artificielle, et plutôt que de se demander *a posteriori* si une mesure est adaptée à un problème de recalage donné, voire si on peut transformer les images pour les adapter à une mesure de similarité donnée, construire la mesure la plus adaptée pour ce problème donné pourrait conduire à un choix optimum.

A cette fin, A. Roche a utilisé un modèle de dépendance inter-images (cf figure 5.4) qui explique la formation des images à partir d'une même vérité anatomique (représentée par une variable aléatoire) et de deux processus d'acquisition d'images (eux-mêmes représentés par des variables aléatoires), toutes les variables aléatoires dépendant d'un certain nombre de paramètres auxiliaires inconnus, Θ_I , Θ_J , et Θ_S [161, 160]. Étant de plus donnée une transformation spatiale T appliquée à la vérité anatomique avant passage par l'un des processus d'acquisition, une bonne mesure de similarité est alors le maximum de vraisemblance, soit la probabilité d'observer les deux images à recaler I et J par rapport aux paramètres (équation (5.4)).

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} \left(\max_{\Theta_I, \Theta_J, \Theta_S} P(I, J | T, \underbrace{\Theta_I, \Theta_J, \Theta_S}_{\text{paramètres auxiliaires}}) \right) \quad (5.4)$$

Il est possible d'estimer alternativement la transformation T et les paramètres auxiliaires Θ_I , Θ_J , et Θ_S , ce qui rend possible d'obtenir une segmentation des deux images recalées en même temps que la transformation optimale, malheureusement au prix d'un surcoût calculatoire très important [164].

On peut alors ajouter des hypothèses sur la formation des images, et il est intéressant de constater que l'on retrouve alors certaines des mesures de similarité déjà mentionnées.

- Si l'un des modèles d'acquisition est identique à l'autre, avec un bruit additif gaussien, alors le maximum de vraisemblance est proportionnel à la somme des différences au carré des intensités des images (dans la zone où les supports des images se superposent) plus un terme, qualifié de rappel, qui pénalise les faibles intersections des supports des images.
- Si l'un des modèles d'acquisition correspond à la transformation, par une fonction d'intensité, de l'autre (toujours avec un bruit additif gaussien), alors le maximum de vraisemblance est proportionnel à une erreur quadratique d'ajustement (toujours avec un terme de rappel) que l'on retrouve dans le rapport de corrélation, mais avec une normalisation différente.
- Enfin, si la scène est composée d'un nombre fini (mais inconnu) de classe, chacune d'entre elle étant transformée en une seule intensité (additionnée d'un bruit gaussien) dans chaque

modèle d'acquisition, et si les probabilités conjointes peuvent être représentées par une méthode de fenêtrage (type Parzen [142]) avec un noyau gaussien, alors le maximum de vraisemblance est proportionnel à l'information mutuelle, évaluée sur l'intersection des supports, avec toujours un terme correctif.

Cette approche montre qu'il est possible de construire une mesure de similarité à partir de la modélisation de l'acquisition des images. Toutefois, un certain nombre d'hypothèses ont été nécessaires, qui ne sont pas forcément réalistes : un signal stationnaire (un même tissu aura la même intensité, au bruit près, à deux localisations différentes de l'image) ; une indépendance spatiale, des bruits gaussiens, etc. L'écriture de l'équation (5.4) montre de plus que la recherche de la meilleure transformation \hat{T} suppose de plus une maximisation (au moins implicite, mais qui peut être faite explicitement comme mentionné ci-dessus) des paramètres auxiliaires Θ_I , Θ_J , et Θ_S , qui sont en fait autant de degrés de liberté du système. Or, plus ce nombre de degrés de liberté est important, plus le nombre de maxima locaux de la mesure à maximiser risque d'être important. Le corollaire de cette remarque est que, lorsque plusieurs modèles sont valides, choisir celui avec le plus petit nombre de degrés de liberté permet d'augmenter la robustesse de l'approche. Cela revient à dire que les mesures type information mutuelle ne sont pas toujours optimales.

5.4 Mesures de similarité locales

Les mesures de similarité que nous avons vues jusqu'ici sont des mesures de similarité globales, c'est-à-dire qu'elles supposent une relation entre les intensités des images valable de manière équivalente en toute partie de la zone de recouvrement des deux images, relation qui est évaluée sur l'ensemble de cette zone, sans prendre en compte une quelconque information spatiale.

Ces mesures supposent donc implicitement que les signaux ayant présidé à la formation des images soient stationnaires (c'est-à-dire qu'un même tissu sera représenté par le même signal quelle que soit sa localisation dans l'image) ; en IRM, cela peut être admis en imagerie cérébrale, mais n'est malheureusement pas vrai pour de nombreuses autres localisations (avec une antenne corps entier par exemple, cf figure 5.5).

En règle générale, les mesures de similarité globales sont relativement robustes par rapport à cette hypothèse (la transformation recherchée est bien un extremum de la mesure), mais il n'en est pas forcément de même des algorithmes (itératifs) d'optimisation et leur bassin de convergence peut s'en trouver réduit.

Cette contrainte peut être contournée par l'utilisation de mesures *locales* de similarité, qui ont été introduites dans le cadre du recalage non-rigide [13, 41, 166, 64, 87, 88, 39, 167, 165]. Le principe en est simple, on calcule une mesure locale (par point de l'image), en pondérant la contribution des points par une fonction décroissante (par exemple gaussienne). La mesure globale, à optimiser, est ensuite définie comme la somme de toutes les mesures locales.

Une certaine liberté existe quant au choix des fonctions de pondération [42, §4.3.1], ainsi que pour le choix de la mesure utilisée. Pour cette dernière, le choix du coefficient de corrélation nous semble le plus judicieux pour des voisinages peu importants (des fonctions de pondérations décroissant rapidement). En effet et en règle générale, on n'observe au plus deux tissus différents *localement*, lesquels seront représentés par deux intensités moyennes différentes par image : on aura donc localement une dépendance affine des intensités, dont le coefficient de corrélation



FIG. 5.5 – Image IRM de l’abdomen, centrée sur la prostate : l’hypothèse de stationnarité n’est visiblement pas réaliste.

saura rendre compte.

5.5 Applications

La modélisation présentée ci-dessus (§5.3) est très élégante et éminemment séduisante, mais est-elle réellement transposable à des applications concrètes?

5.5.1 IRM / US

Le premier exemple est le cas du recalage de données échographiques 3D avec une image IRM. Cette application prenait place dans le projet européen *Roboscope* dont le but était de montrer l’utilisation de l’échographie 3D pour le contrôle per-opératoire de l’avancée d’un endoscope en neurochirurgie. La planification de la trajectoire étant réalisée sur une image IRM, celle-ci était reportée par un recalage rigide sur une image US 3D en début d’intervention. Puis, en cours d’intervention, les déformations relevées entre deux images US 3D successives, ainsi que la position de l’instrument, peuvent être reportées ou appliquées à l’IRM per-opératoire pour vérifier la conformité du geste réalisé par rapport à la planification initiale.

Si l’on suppose que l’impédance acoustique en un point \mathbf{x} est fonction du signal IRM, $J(\mathbf{x})$, en ce même point, on peut alors montrer que l’intensité $I(\mathbf{x})$ dans l’image US en ce point sera fonction à la fois de $J(\mathbf{x})$ et de la dérivée directionnelle $|\nabla J \cdot \mathbf{u}(\mathbf{x})|$ où \mathbf{u} la direction du faisceau ultrasonore. Si on néglige de plus l’influence de l’orientation, ce dernier terme est remplacé par la norme du gradient $\|\nabla J(\mathbf{x})\|$ et il vient

$$I(\mathbf{x}) \approx f \left(J(\mathbf{x}), \|\nabla J(\mathbf{x})\| \right) + \varepsilon(\mathbf{x})$$

où $\varepsilon(\cdot)$ représente le bruit. Étant donnée cette dépendance fonctionnelle bivariée, il s’avère donc qu’une mesure appropriée pour le recalage de données US et IRM est une nouvelle mesure, le rapport de corrélation bivarié [163].

Les expériences menées sur plusieurs jeux de données ont montré que cette mesure avait de meilleurs résultats en terme de robustesse et de reproductibilité [144] que l'information mutuelle ou que le rapport de corrélation monovarié.

5.5.2 HMPAO / Xenon 133

En médecine nucléaire, l'imagerie cérébrale sert soit à surveiller de possibles reprises tumorales (avec des traceurs spécifiques, comme le MIBI, de la rupture de la barrière hémato-encéphalique), soit à quantifier le débit sanguin cérébral pour déceler de possibles hypoperfusions, signes d'un dysfonctionnement.

Le HMPAO, traceur utilisé pour cette dernière tâche, ne permet qu'une quantification relative: l'échelle des intensités utilisées pour la visualisation des images est normalisée soit par la perfusion totale du cerveau, soit par la perfusion d'une région réputée normalement perfusée, comme le cervelet. Les régions hypoperfusées sont alors repérées par comparaison soit avec de telles régions, soit avec la région symétrique. De plus, la fixation du HMPAO dans les cellules n'est pas linéairement liée au débit sanguin cérébral [3, 103]: les images au HMPAO souffrent donc de plus d'une possible sous-évaluation de la perfusion pour les zones les plus perfusées, ce qui complique la tâche de normalisation ci-dessus mentionnée.

Cependant, un autre traceur, le Xenon 133, permet une quantification absolue du débit sanguin cérébral régional. Celui-ci suppose néanmoins de grandes contraintes d'utilisation:

- c'est un gaz qui doit être inhalé (le dosage de la partie exhalée permet la quantification absolue) en circuit fermé, ce qui suppose un appareillage spécifique;
- seules certaines γ -caméra, spécifiques, peuvent réaliser des images de ce traceur.

En outre, la reconstruction d'une image au Xenon 133 nécessite l'analyse d'une séquence temporelle d'images, ce qui implique une faible résolution spatiale⁴ des images reconstruites.

Les images au HMPAO offrant des résolutions spatiales bien meilleures, il est donc tentant de chercher à calibrer les images HMPAO grâce aux images Xenon, et donc obtenir des images montrant une quantification absolue avec la résolution des images HMPAO. Le lien fonctionnel entre l'intensité des images HMPAO, I_{HMPAO} , et la perfusion absolue (c'est-à-dire l'intensité des images au Xenon), I_{Xenon} , a été établie par Lassen [103] et peut se mettre sous la forme:

$$I_{\text{HMPAO}} = \frac{A I_{\text{Xenon}}}{B + I_{\text{Xenon}}}$$

où A et B sont deux constantes dépendant des conditions expérimentales.

Il aurait été séduisant de pouvoir intégrer cette fonction dans une mesure de similarité (le rapport de corrélation) afin de mieux contraindre la recherche de la transformation optimale et de recalculer les deux examens tout en estimant les paramètres de la relation de Lassen. Malheureusement, du fait de la mauvaise résolution spatiale des images, ceci n'est pas possible: la relation de Lassen ne rend pas compte des relations observées entre les intensités dans les images après recalage. La fusion des données HMPAO et Xenon a finalement été réalisée (cf figure 5.6) [132, 133]

- en recalant les images avec le rapport de corrélation,
- en estimant les paramètres de la relation de Lassen à partir des densités de probabilités conjointes,

4. Il y a une grande incertitude sur la provenance des photons lors de leur détection par la γ -caméra, et leur nombre n'est statistiquement pas élevé.

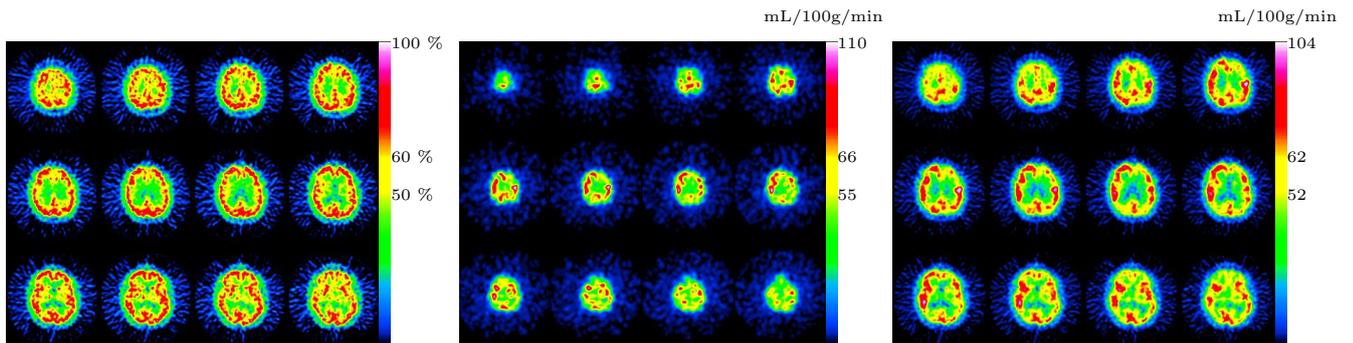


FIG. 5.6 – De gauche à droite: image HMPAO avec une quantification de la perfusion relative, image Xenon avec une quantification absolue, et l'estimation d'une quantification absolue avec la résolution spatiale de l'HMPAO. Repris de [133].

– et en utilisant la courbe obtenue pour recalculer des valeurs absolues pour l'image HMPAO.

5.6 Conclusion

Nous avons exposé ici un catalogue de mesures de similarité utilisées pour le recalage iconique, et montré qu'il était possible de retrouver certaines d'entre elles en ajustant les hypothèses dans un modèle probabiliste de formation des images. Il serait intéressant de déterminer si de telles hypothèses peuvent être trouvées pour toute mesure de similarité, puisqu'il en existe de nouvelles qui sont proposées [207]. Un tel modèle permet de comprendre pourquoi la mesure la plus généraliste n'est pas forcément la meilleure (un plus grand nombre de degrés de liberté cachés entraîne un plus grand nombre possible de maxima/minima locaux de la mesure), et montre qu'il est possible de construire des mesures adaptées à des problèmes de recalage particuliers (§5.5.1). Toutefois, les hypothèses de la modélisation semblent encore trop contraignantes pour que cette dernière puisse être appliquée dans d'autres problèmes, *a priori* relativement simples (§5.5.2). De telles modélisations, qui tendent à mieux formaliser les méthodes de recalage iconiques, sont donc des champs d'investigations encore féconds [217].

Un des inconvénients majeurs des approches géométriques du recalage, à savoir l'étape de segmentation, dont le résultat conditionne l'étape ultérieure du recalage proprement dit, a totalement disparu des approches iconiques. Le prix à payer se retrouve d'une part dans des difficultés de mise en œuvre (par exemple les problèmes d'interpolation dont nous avons parlé), et d'autre part dans la dépendance à l'initialisation (l'optimisation de ces mesures de similarité étant réalisée par un processus itératif), avec un plus grand risque de voir l'optimisation aboutir à un optimum local.

Nous avons déjà mentionné ce genre de difficulté par rapport aux hypothèses implicites liées aux mesures de similarité globales (stationarité du signal). D'autres hypothèses interviennent aussi.

Par exemple, on suppose également de manière implicite que les structures présentes dans les deux images seront superposables par les transformations utilisées. En particulier, dans le cadre d'un recalage intra-patient, où l'on utilise généralement des transformations rigides ou affines, on suppose donc implicitement que les deux images seront parfaitement superposables avec ce type de transformations. Cette hypothèse est en général réaliste pour l'imagerie cérébrale (qui

représente par ailleurs, et ce n'est sans doute pas un hasard, le domaine applicatif privilégié pour les publications sur le recalage).

Cette dernière hypothèse peut être remise en question dans le cas de l'imagerie abdominale multi-modalités (cf figure 5.7), où les structures imagées sont éminemment déformables, mais également lorsque l'on veut reconstruire un volume 3-D en recalant deux à deux des coupes sérielles (qui seront très semblables, mais qui peuvent présenter quelques différences).

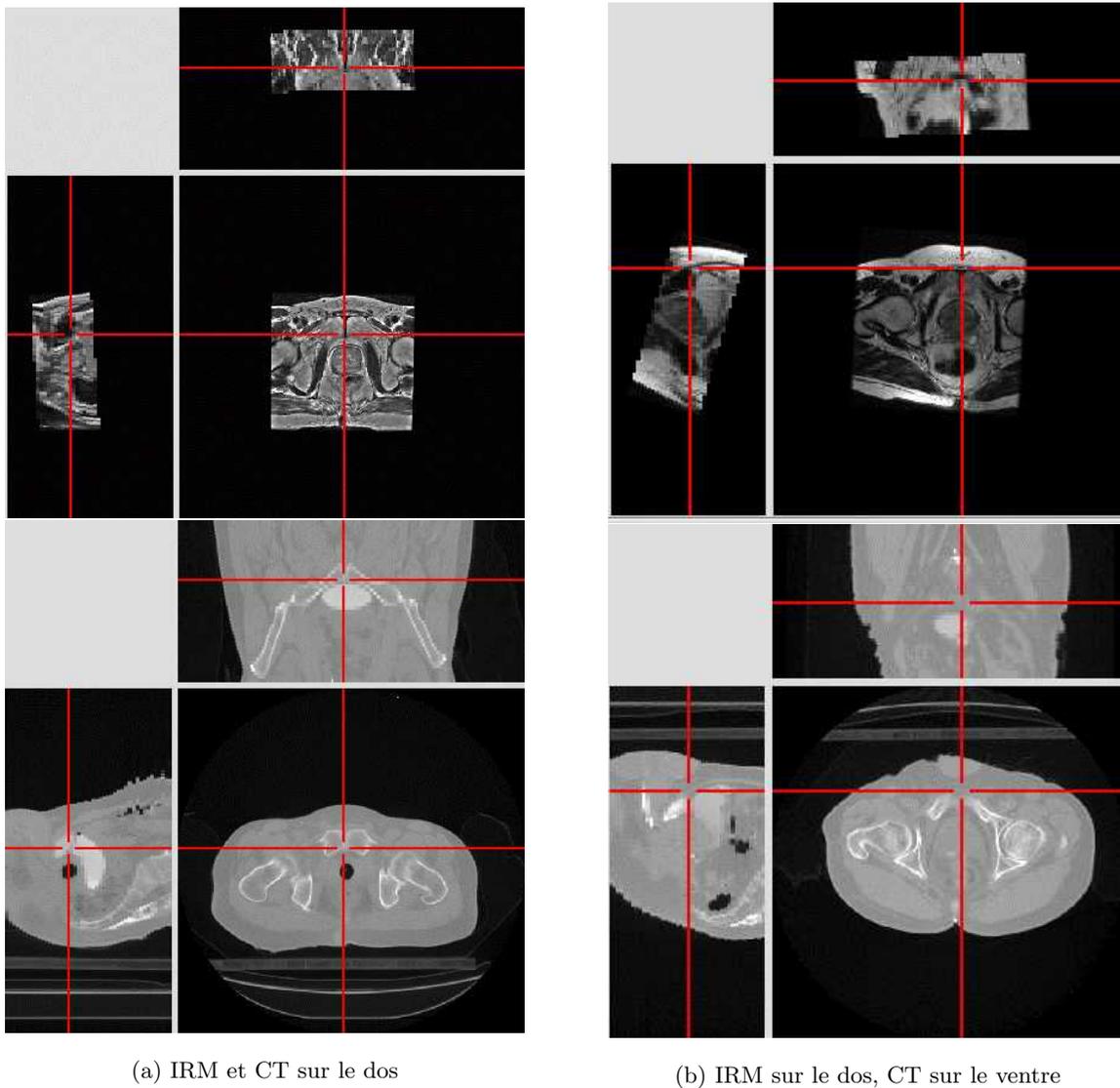


FIG. 5.7 – *Recalage intra-patient d'images de la prostate. Un recalage iconique global échoue à recalcr des images acquises dans des positions différentes (voir la position du lit dans l'imagerie scanner) à cause des déformations résultant des zones d'appuis différentes.*

Enfin, on suppose également que les acquisitions d'images sont *instantanées*, c'est-à-dire qu'il n'y aura pas de mouvement durant l'acquisition. L'apnée peut permettre de supprimer le

mouvement lié à la respiration, mais évidemment pas le mouvement cardiaque (qui heureusement reste localisé). Par contre, une acquisition en apnée n'est pas toujours possible. En médecine nucléaire (TEMP ou TEP), l'acquisition dure plusieurs minutes : on observe donc une image *moyenne*. Le recalage de cette dernière avec une image *instantanée*, par exemple un scanner, doit se faire prudemment [44].

Chapitre 6

Méthodes hybrides

Lors des chapitres précédents, nous avons rapidement abordé les méthodes de recalage géométriques d'une part et iconiques d'autre part. Ces deux types de méthodes *fonctionnent* de manière radicalement différentes.

- Les méthodes géométriques construisent des appariements entre des éléments caractéristiques, appariements qui peuvent induire des distances importantes entre les caractéristiques appariées (on peut regarder *au loin*, ne serait-ce que parce que ces caractéristiques sont éparées dans l'image). Potentiellement, ces méthodes sont moins sensibles aux minima locaux (d'autant moins si les caractéristiques peuvent être individualisées [159], auquel cas l'appariement ne se fait plus sur une base géométrique, mais sémantique¹), mais ne génèrent pas intrinsèquement une transformation de l'espace entier (les caractéristiques et donc les appariements sont éparés). Celle-ci peut néanmoins être calculée si le nombre de contraintes introduit par les appariements est supérieur au nombre de degrés de liberté (par exemple, calcul au sens des moindres carrés d'une transformation globale), ou peut être extrapolée [56].
- Les méthodes iconiques procèdent par minimisation d'une mesure de similarité, que l'on peut considérer comme utilisant des appariements *locaux* voire *infinitésimaux*², qui sont, à la différence des appariements géométriques, denses. La transformation trouvée s'applique donc intrinsèquement à l'espace entier. Cette technique est malheureusement sensible aux minima locaux.

Les méthodes hybrides cherchent évidemment à combiner les avantages des deux méthodes, soit en adjoignant des appariements géométriques, potentiellement à longue distance (et donc une mesure de distance), à une mesure de similarité iconique afin d'en gommer les minima locaux, soit en essayant d'établir une carte d'appariements dense à partir de caractéristiques iconiques.

6.1 Recalage iconique et appariements géométriques

Les méthodes de recalage non-rigide iconique nécessitent la minimisation d'une mesure de similarité iconique, minimisation généralement itérative à partir d'une position initiale. Du fait

1. C'est aussi le cas d'un recalage manuel où l'utilisateur désigne et apparie les caractéristiques.

2. C'est typiquement ce qui se passe dans le cas d'une transformation libre encodée par un vecteur par point de la grille.

du grand nombre de degrés de liberté impliqués (ceux décrivant la transformation, mais aussi ceux liés à la relation implicite entre les intensités des images), le paysage d'énergie peut exhiber de nombreux minima locaux, et la convergence vers un optimum global est loin d'être assurée.

Ce comportement est sans doute aussi dû au caractère *local* de la minimisation de la mesure de similarité. Pour y échapper, des algorithmes de minimisation multi-échelle ont été proposés : à une échelle grossière, un *petit* déplacement correspond à un déplacement plus important aux échelles plus fines. Une autre approche consiste à augmenter la complexité (le nombre de degrés de liberté) de la transformation non-rigide au fur et à mesure de la minimisation (on commence par une transformation affine, et on finit par une transformation libre). Dans ces deux cas, on réduit le nombre de degrés de liberté impliqués en début de minimisation en espérant ainsi rendre *plus convexe* le paysage de la mesure de similarité, et donc échapper aux minima locaux.

Malheureusement, cela n'est pas toujours suffisant. Ainsi lors d'un recalage inter-individus d'images d'IRM anatomiques cérébrales, deux sillons distincts peuvent se retrouver appariés, simplement à cause de leur proximité dans la position initiale.

L'introduction d'appariements géométriques (tels ceux utilisés dans un algorithme de type ICP, cf page 17) peut alors permettre de contrecarrer ce comportement en construisant une mesure hybride à minimiser, composée d'une mesure de similarité *pure* et d'un terme géométrique [40, 86].

6.2 Appariements iconiques

Au moins deux motivations peuvent être à l'origine de la construction de ce que nous appellerons un champ d'appariements iconiques.

- Les méthodes utilisant des appariements géométriques reposent entièrement sur une étape de segmentation dont on espère qu'elle sera couronnée de suffisamment de succès pour guider le recalage : des erreurs de segmentation et/ou d'appariement peuvent néanmoins être éventuellement corrigées *a posteriori*, par exemple avec l'utilisation d'estimateurs robustes dans l'algorithme ICP (cf page 18).

Il serait pourtant désirable de s'abstraire de cette dépendance vis-à-vis de cette étape de segmentation.

- Nous avons vu que les méthodes de recalage iconique utilisent l'optimisation d'une mesure de similarité iconique qui suppose implicitement l'existence d'une relation *globale* entre les intensités des images à recalier.

Cette hypothèse, même dans le cas le plus général (*i.e.* information mutuelle et relation statistique entre les intensités) laisse à désirer : lorsque les signaux donnant les images ne sont pas stationnaires (cf figure 5.5), ou lorsque cette relation supposée n'est plus vérifiée localement, par exemple, à cause de déformations locales (cf figure 5.7).

- Dans le premier cas, l'utilisation d'une somme de mesures de similarité locales (cf paragraphe 5.4) permet de surmonter la difficulté.
- Dans le second cas, une solution peut consister à considérer ces zones de *différence* locales comme des mesures aberrantes pour la mesure de similarité : l'utilisation de mesures robustes [137, 136, 164] tente de répondre à ce besoin. Toutefois, les mesures (les couples d'intensité) ainsi écartées le sont sur un seul critère d'*écart* par rapport à la relation supposée entre les intensités, et la localisation géographique de ces mesures

n'intervient en aucune façon (elles peuvent très bien être dispersées dans toute la zone de recouvrement entre les deux images).

6.3 Les primitives iconiques

Construire explicitement des appariements *iconiques* permet de répondre plus ou moins aux problèmes soulevés. Cette idée présuppose l'existence de *primitives iconiques* dont il faut préciser la notion.

La première primitive iconique qui vient à l'esprit est le point géométrique augmenté de son intensité, soit $(M, I(M))$ pour un point M d'une image I .

Nous avons déjà utilisé cette primitive sans la nommer, par exemple dans les mesures de similarité basées sur les différences (comme la somme des différences au carré, $S_{SDC}(I \circ T, J) = \sum_k |I \circ T(M_k) - J(M_k)|^2$, cf page 29).

Nous aurions pu imaginer de l'utiliser dans un schéma de type ICP (équation (3.6))

1. $C_I^*(T(P)) = \arg \min_M \|I \circ T(M) - J(P)\|^2$ avec T fixé
2. $T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_J^n} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2$ avec $C_I \circ T$ fixé

mais cette approche est évidemment par trop naïve : la première étape, la construction des appariements, est une opération mal posée car à un point P de l'image J on peut faire correspondre n'importe lequel des points de l'image $I \circ T$ d'intensité $J(P)$ sans pouvoir les discriminer.

L'utilisation, non plus de la seule intensité du point, mais de la distribution des intensités autour du point permet de construire de meilleurs appariements [75]³.

L'ajout de l'information de position des points⁴ permet alors d'opérer une sélection plus fine, et on obtient un schéma de la forme

1. $C_I^*(T(P)) = \arg \min_M \alpha \|T(M) - P\|^2 + \beta \|I \circ T(M) - J(P)\|^2$ avec T fixé
2. $T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_J^n} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2$ avec $C_I \circ T$ fixé (6.1)

Dans ce dernier cas, la distance entre primitives iconiques n'est pas une mesure purement iconique (comme celles présentées dans le chapitre 5), mais une mesure mixte mêlant mesure iconique et distance géométrique par le biais d'une combinaison linéaire (les *Generalized Image Models* utilisent les mêmes primitives avec une distance de Malahanobis [80]).

En fait, si l'on y réfléchit, les primitives iconiques qu'utilise l'œil humain ne sont pas des points isolés mais des petites régions, telles celles qui sont utilisées dans le recalage par blocs.

3. Dans ce travail, il s'agit de distributions de couleurs, rendues dépendantes de la localisation pour une meilleure discrimination : ces distributions de couleur ne sont pas éloignées des blocs utilisés plus loin.

4. Nous avons précédemment mentionné cette approche ([66], cf page 19) en adoptant une présentation inverse, à savoir un ICP géométrique augmenté de l'information d'intensité.

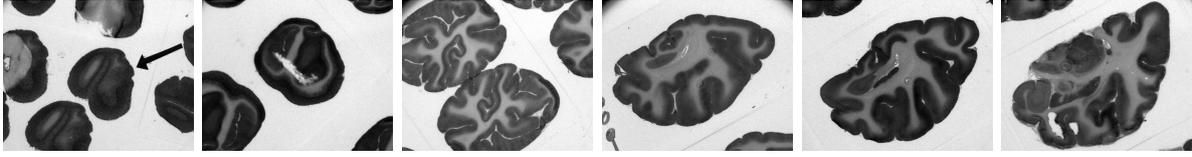


FIG. 6.1 – Quelques images autoradiographiques d'un cerveau de singe (parmi 818) de la série utilisée pour la reconstruction présentée dans la figure 6.2.

6.4 Un recalage hybride : le recalage par blocs

Le recalage par blocs, ou *block matching*, utilise donc des petites régions, ou blocs, comme primitives iconiques, et consiste en un schéma de type ICP de la forme

$$1. C_I^*(T(P)) = \arg \min_{M \in \mathcal{V}(T(P))} S(B_{I \circ T}(M), B_J(P)) \quad \text{avec } T \text{ fixé} \quad (6.2a)$$

$$2. T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_i^n} \|T(P) (C_I \circ T)(P)\|^2 \quad \text{avec } C_I \circ T \text{ fixé} \quad (6.2b)$$

où $B_J(P)$ désigne une région dans l'image J autour du point P , $B_{I \circ T}(M)$ une région dans l'image $I \circ T$ autour du point M , et $\mathcal{V}(T(P))$ un voisinage autour de $T(P)$.

Plusieurs points pratiques sont à considérer dans la mise en œuvre

1. Si l'on considère des blocs suffisamment *petits*, où l'on observe en général au plus 2 tissus différents, le coefficient de corrélation peut être utilisé comme mesure (voir aussi les mesures de similarité locales, §5.4).
2. La sélection des primitives (élimination des blocs peu informatifs, c'est-à-dire à peu près uniforme en intensité) et des appariements *a priori* erronés (par l'utilisation d'une estimation robuste, par exemple les moindres carrés tamisés, dans la seconde étape (équation (6.2b)), où, de plus, les appariements peuvent être pondérés par leur mesure de similarité associée), est essentielle.
3. Enfin, une mise en œuvre multi-échelle permet d'obtenir un algorithme rapide.

Ce type de recalage a été largement étudié par S. Ourselin au cours de sa thèse [140], avec une première motivation qui était la reconstruction d'un volume à partir de coupes sériées (voir figures 6.1 et 6.2) [139], mais il peut évidemment aussi s'appliquer au recalage d'images 3-D [138]. En particulier, ce type de méthode permet de s'abstraire de différences entre les images à recaler (comme celles présentes dans la figure 5.7).

Il a été montré que ce type de recalage permet de récupérer des transformations rigides relativement importantes (jusqu'à 30° de rotation pour des images 2D [139]). D'autres études sur la sensibilité de la méthode se trouvent dans la littérature [189].

L'écriture de l'équation (6.2) appelle un certain nombre de remarques.

1. Lors de la première étape du recalage par blocs (équation (6.2a)), on retient comme seul appariement celui qui donne le minimum global (dans un voisinage) de la mesure de similarité. Or il s'avère (et cela se vérifie en pratique) que le *bon* appariement peut être associé à un minimum local qui ne soit pas le minimum global.

Il pourrait donc être intéressant de ne pas sélectionner qu'un seul point lors de cette première étape, mais plusieurs points en les pondérant éventuellement par la mesure (ou son opposée selon que l'on minimise ou maximise) de similarité associée.

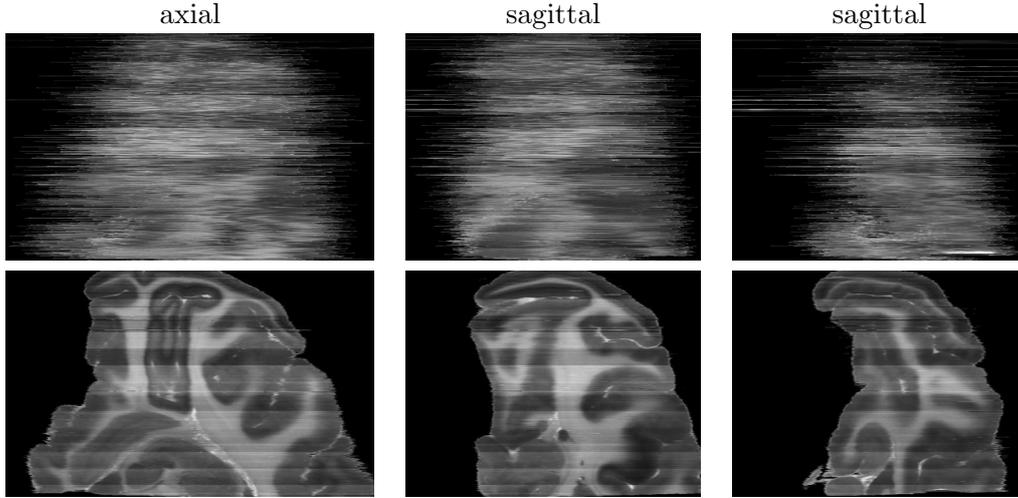


FIG. 6.2 – De gauche à droite : une vue axiale et deux vues sagittales du volume formé de l’empilement de coupes autoradiographiques (cf figure 6.1). En haut, empilement original, en bas, après reconstruction.

A la différence de l’EM-ICP (cf page 18, [82]), où l’on va prendre en compte les n points les plus proches (en les pondérant), il s’agirait plutôt de prendre en compte les n plus forts extrema locaux de la mesure (l’extremum global sélectionné par le ‘arg min’ et $n - 1$ extrema locaux). De plus, comme il faudrait être capable de sélectionner le *bon* extremum dans l’ensemble des extrema, cela nécessite l’emploi d’un estimateur adapté (par exemple un estimateur robuste $\rho(\cdot)$ en lieu et place de la norme L_2 , $\|\cdot\|^2$). Le schéma deviendrait donc de la forme

1. $\mathcal{M}_P = \{M \in \mathcal{V}(T(P)) \mid M \text{ extrema de } S(B_{I \circ T}(M), B_J(P))\}$ avec T fixé
2. $T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_j^n} \sum_{M \in \mathcal{M}_P} \rho(T(P)M)$ avec \mathcal{M}_P fixé

2. La première étape du recalage par blocs, l’étape d’appariement entre les primitives iconiques, qui sont aussi des sous-images (équation (6.2a)), peut être aussi vue comme un recalage iconique (cf équation (5.1)) entre la sous-image $B_J(P)$ et l’image $I \circ T$: on cherche alors où on peut placer au mieux (au sens de la mesure de similarité) la sous-image $B_J(P)$ dans l’image $I \circ T$. On recherche alors une transformation incrémentale optimale t_P^* pour chaque sous-image $B_J(P)$, et le schéma ICP devient

$$1. \quad t_P^* = \arg \min_{t \in \tau} S(I \circ T, B_J(P)) \quad \text{avec } T \text{ fixé} \quad (6.3a)$$

$$2. \quad T^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_j^n} \|T(P)(t_P \circ T)(P)\|^2 \quad \text{avec } (t_P \circ T) \text{ fixé} \quad (6.3b)$$

Typiquement, dans l’algorithme de recalage par blocs tel que nous l’utilisons, la classe de transformations τ utilisée pour le sous-problème (6.3a) est celle des translations entières de norme L_∞ inférieure à un seuil (correspondant au voisinage $\mathcal{V}(T(P))$ exploré). Anecdotiquement, on peut aussi remarquer que l’algorithme d’optimisation utilisé pour trouver la transformation optimale t_P^* est une recherche exhaustive sur tout l’espace des possibilités.

L’écriture de la seconde étape (équation (6.3b)) est intentionnellement lourde (et maladroite puisqu’il y a un T variable et des $(t_P \circ T)$ fixé, maladresse due en partie au

caractère itératif de l'estimation de la transformation que nous avons réussi à escamoter jusqu'ici). En fait, nous pourrions réécrire l'équation (6.3b) en

$$T_{i+1}^* = \arg \min_{T \in \mathcal{T}} \sum_{P \in \mathbb{Z}_J^n} \|T - (t_P \circ T_i)\|_P^2 \quad (6.4)$$

où l'on voit mieux le calcul de la transformation comme l'estimation de la transformation optimale approchant le mieux les transformations $(t_P \circ T_i)$. La notation $\|\dots\|_P^2$ signifie que la transformation $(t_P \circ T_i)$ est surtout valable autour du point P , et approxime T en P .

On pourrait donc imaginer rechercher une transformation globale non-rigide en estimant une approximation rigide locale en divers points de la grille.

3. En faisant des recalages iconiques par sous-images, la question du lien avec les mesures locales de similarité locales (section 5.4) se pose. En adaptant les notations utilisées jusqu'ici, on peut considérer la mesure locale de similarité s'écrirait

$$\sum_{P \in \mathbb{Z}_J^n} S(I \circ T, B_J(P))$$

et l'on chercherait à la minimiser par rapport à T , généralement par une descente de gradient, tandis que le recalage par blocs minimise

$$\sum_{P \in \mathbb{Z}_J^n} S(I \circ t_P, B_J(P))$$

par rapport aux t_P , avec une recherche exhaustive. La transformation globale T est ensuite estimée par rapport aux t_P . On voit alors qu'il devrait être possible d'échapper plus facilement aux minima locaux.

Ce découplage, entre calcul de la transformation globale et influence de la mesure de similarité, est aussi au cœur du travail de thèse de P. Cachier [42].

6.5 Le recalage par blocs : travaux complémentaires

Les travaux mentionnés ci-dessus, ainsi que les diverses applications sur lesquelles nous avons pu travailler, ne cherchaient à estimer que des transformations globales simples (rigides ou affines).

En effet, bien que potentiellement le recalage par blocs passe par l'estimation d'un champ (qui peut être dense) de correspondances, celui-ci doit être manipulé avec prudence :

- certains blocs, ceux qui présentent une couleur à peu près homogène, ne peuvent pas donner un appariement fiable (ils peuvent s'apparier avec n'importe quel bloc de couleur homogène),
- certains appariements peuvent être erronés.

Ces remarques ont motivé la mise en place d'une estimation robuste, tout d'abord dans la sélection des blocs pour lesquels des appariements seront cherchés (on ne peut en fait estimer qu'un champ épars d'appariements, étant donné qu'il est vain d'essayer d'estimer un appariement pour une région homogène), puis dans l'estimation proprement dite de la transformation (nous avons même déjà précisé que ce point était essentiel dans la mise en œuvre pratique de l'algorithme).

Les classes de transformations que nous avons utilisées en pratique comportaient peu de degrés de libertés (transformations rigides ou affines). Il est intéressant de s'intéresser, à partir du champ d'appariements calculés, à d'autres classes de transformations.

Lors de son stage de *diplomarbeit*, Heike Hufnagel s'est intéressée à l'estimation d'une transformation spline à partir du champ d'appariements généré par le recalage par blocs [92]. Il s'est avéré que l'ajout d'un terme de régularisation pour l'estimation de la transformation était indispensable, ceci afin de diminuer l'influence des *mauvais* appariements.

Par ailleurs, nous nous sommes aussi intéressés à l'*analyse* du champs d'appariements dans le cas où la transformation recherchée est rigide (ou affine) *par morceaux* [146]. La méthode mise en place suit les étapes suivantes et est illustrée par la figure 6.3.

1. Calcul d'un champ d'appariements avec le recalage par blocs.
2. Partitionnement de ce champ en régions, construites sous diverses contraintes (connexité, cohérence des appariements, etc.).
3. Recalage indépendant des régions (avec l'algorithme de recalage par blocs).
4. Construction d'une transformation globale, rigide (ou affine) à l'intérieur des régions et interpolée entre celles-ci.

Au cours de cette étude, il s'est avéré que les appariements générés par le recalage des blocs manquaient de cohérence. Une analyse plus fine de la construction des appariements a montré que ce manque de cohérence provenait de la mesure de similarité (en l'occurrence, le coefficient de corrélation, cf equation (5.3)) : celle-ci estime implicitement une relation (ici affine) entre les intensités des blocs appariés, et cette relation peut changer du tout au tout même pour deux hypothèses d'appariements proches, ce qui induit des variations brutales de la mesure, et une interrogation sur le bien-fondé des comparaisons entre deux mesures.

L'introduction du coefficient de corrélation contraint (qui est un coefficient de corrélation où les valeurs moyennes utilisées sont *figées* et calculées sur des voisinages plus grands) permet de contrecarrer ce phénomène (cf figure 6.4).

6.6 Conclusion

Les deux méthodes présentées ci-avant, un recalage iconique augmenté d'appariements géométriques, et un recalage type ICP avec des primitives iconiques, sont d'évidence assez différents, et il peut sembler artificiel de les regrouper ici.

En effet, la première méthode mélange à la fois les primitives iconiques et géométriques, ainsi que les mesures de similarité iconique et géométrique, tandis que la seconde utilise des primitives iconiques et une mesure de similarité globale géométrique (somme de distances au carrés).

Cependant, il nous semble que ces deux méthodes hybrides (mélangeant iconique et géométrique) de recalage participent de la même philosophie. Schématiquement, la composante géométrique de ces méthodes permet d'ajouter des appariements à *grande distance* qui permettent de lisser le paysage de la mesure à optimiser et ainsi d'espérer échapper aux minima locaux, qui peuvent potentiellement survenir dans des méthodes purement iconiques.

Toutefois, le premier type de méthode, par sa construction doublement hybride procède d'une démarche ad-hoc, tandis le second nous semble plus participer d'un réel esprit hybride⁵.

5. Si tant est que cette expression ait un sens.

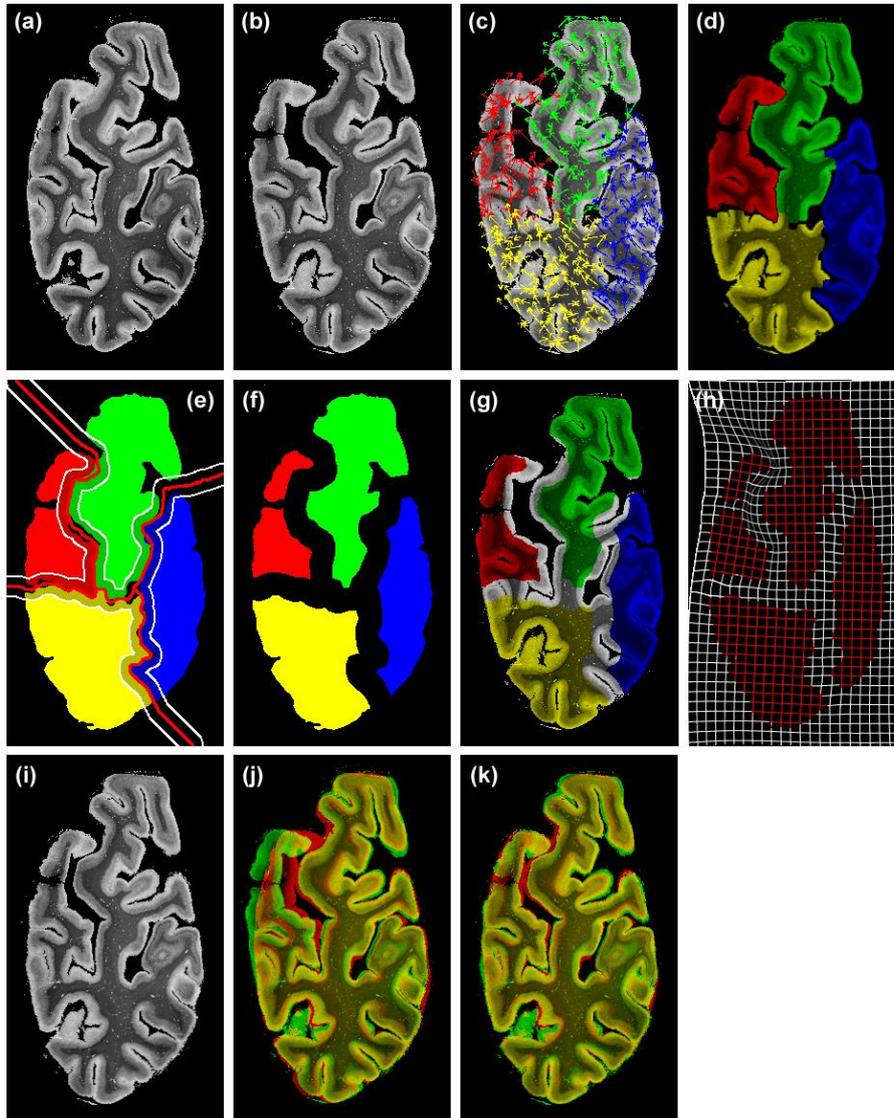


FIG. 6.3 – *Recalage rigide par morceaux de deux coupes histologiques. (a) image de référence ; (b) image flottante ; (c) partition du champ d'appariements issu du recalage des blocs ; (d) image flottante rééchantillonnée après recalage de chacune des parties ; (e,f) détermination et érosion des parties qui doivent rester rigides ; (g) superposition de ces parties sur l'image originale ; (h) déformation globale appliquée sur une grille (les parties rigides sont en rouge) ; (i) résultat : image flottante rééchantillonnée par la transformation précédente ; (j) recalage global affine, à comparer avec (k) le recalage localement rigide. Repris de [147].*

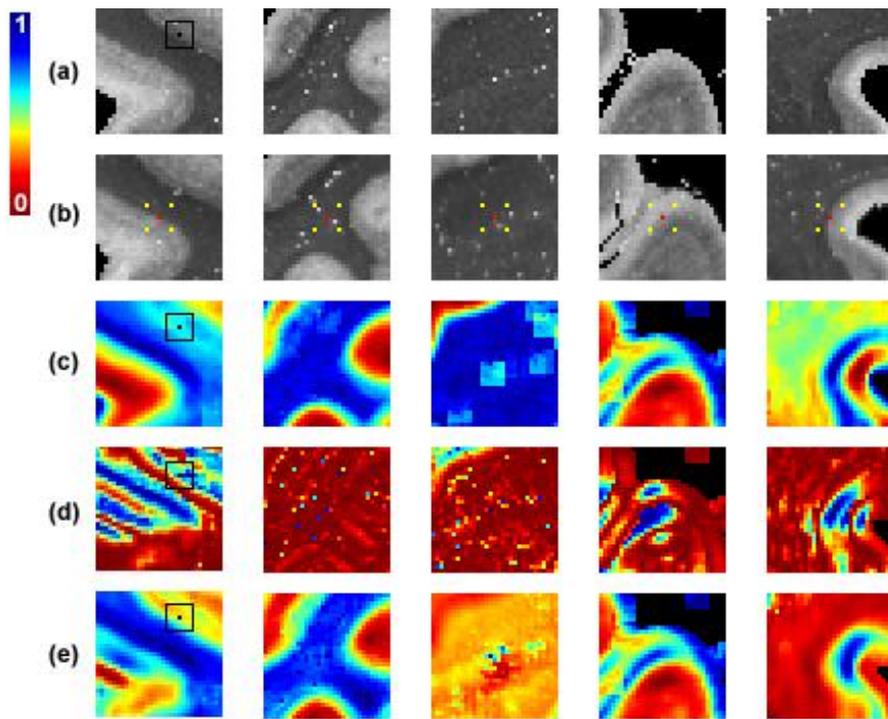


FIG. 6.4 – Cartes de similarités locales induites par différents mesures. (a) sous-images de références; (b) sous-images flottantes avec le bloc considéré (en jaune); (c), (d) et (e) cartes de mesures (respectivement obtenues avec la somme des différences au carré, le coefficient de corrélation, et le coefficient de corrélation contraint) avec la position du meilleur appariement. Repris de [147].

Il nous semble donc que cette dernière méthode est encore pleine de promesse, en particulier pour le recalage non-rigide, où la difficulté viendra de la sélection des *bons* appariements et du rejet des *mauvais* appariements.

Chapitre 7

Perspectives

Dans ce qui précède, nous nous sommes particulièrement intéressés aux primitives utilisées ainsi qu'à la mesure de similarité optimisée, en d'autres termes au calcul de la fonction S dans l'équation (2.1). Nous avons tenté de présenter un panorama des diverses solutions possibles, du recalage géométrique au recalage iconique.

Il n'aura pas échappé au lecteur attentif que nous n'avons guère porté d'attention aux deux autres éléments importants de l'équation (2.1), à savoir la classe de transformation \mathcal{T} et la méthode de calcul de l'optimum, le '**arg max**'.

En ce qui concerne la méthode d'optimisation, il est peut-être hors de notre propos d'en faire un sujet de recherche en soi. Nous pouvons remarquer que les méthodes utilisées jusqu'ici étaient soit des méthodes *classiques* d'optimisation numériques (descente de gradient, etc.), soit la recherche exhaustive de l'optimum (recalage de blocs). Toutefois, il est évident qu'il faut s'attacher, pour des raisons pratiques, à chercher des mises en œuvre *robustes* (pouvant échapper aux optima locaux, comme un schéma multi-échelle), et aussi rapides.

Par contre, il nous apparaît que des développements intéressants peuvent être réalisés, dans le domaine des mesures de similarité, mais aussi dans la recherche de la transformation optimale.

En effet, pour diverses raisons (développement des neurosciences, augmentation des maladies neurodégénératives, etc.), l'imagerie cérébrale, en particulier chez l'homme, est un champ d'application privilégié. Or, la rigidité de la boîte crânienne rend le recalage d'images cérébrales du même sujet relativement simple, puisqu'une transformation rigide peut suffire pour passer d'une image à l'autre. Le traitement des autres localisations (abdomen par exemple) peut être aussi une source potentiellement intéressante de problèmes méthodologiques.

7.1 Les mesures de similarité

Les mesures de similarité, c'est-à-dire la fonction qui permet de quantifier le succès relatif d'un recalage avec une transformation donnée, ont déjà été largement étudiées, comme nous avons pu nous en rendre compte dans les chapitres précédents.

De nouvelles mesures, tirées d'autres champs comme la théorie de l'information, ou construites comme combinaison de mesures existantes (cf §6.1), seront sans doute proposées, sans que cela ne change fondamentalement le panorama esquissé jusqu'ici.

Cependant, un certain nombre de points, de différentes importances, nous semblent dignes d'investigation, parce qu'ils pourront permettre d'étendre la portée de certaines mesures, ou de

proposer des ponts entre des mesures déjà proposées.

- Ajouter une incertitude aux primitives et appariements iconiques.

L'incertitude dans les primitives ou dans les appariements a déjà été introduite dans les méthodes géométriques de recalage. Etendre cette approche aux primitives et appariements iconiques (§6.4) nous paraît être une source potentielle d'amélioration. Ceci est dans l'esprit des travaux présentés dans [80]. Par exemple, dans la cadre du recalage par blocs, la variation locale de la mesure de similarité entre deux blocs appariés nous semble intuitivement pouvoir donner une indication spatiale de l'incertitude de l'appariement. Il reste cependant à construire un formalisme approprié.

- Une modélisation de la formation des images plus proche de la réalité physique pour construire des mesures de similarité adaptées.

Dans le cadre des mesures iconiques, nous avons mentionné le lien entre la mesure iconique globale choisie et la relation supposée entre les intensités des images à recalculer (§5.1), puis montré l'intérêt qu'il y avait à utiliser, voire construire, la mesure qui correspondait au plus près à cette relation supposée (§5.3). Poursuivre les efforts dans cette direction, c'est-à-dire la construction de mesures appropriées, semble évidemment une bonne chose.

Toutefois la modélisation utilisée ne rend pas compte du processus réel de formation des images : volume partiel, mais surtout résolution comme dans le cas de l'imagerie nucléaire¹, ... Enrichir cette modélisation pour rendre compte de ce problème pourrait permettre d'obtenir une mesure de similarité globale, qui assurément rendrait compte de la distribution régionale des intensités au moins dans l'une des images², sans doute plus robuste pour les problèmes de recalage avec les images de médecine nucléaire.

Cependant, il n'est pas tout-à-fait clair que cette dernière approche soit la plus adaptée pour ce problème particulier. En effet, le *bruit* dans les images de médecine nucléaire provient, au moins en partie³, de l'acquisition du signal et est amplifié par le processus de reconstruction. Pour cette dernière étape, l'utilisation d'une information anatomique permet d'améliorer les résultats (la tomодensitométrie – voire l'IRM [214] – est utilisée pour corriger de l'atténuation en imagerie TEP, l'IRM peut aussi servir à contraindre cette reconstruction, le signal étant sensé provenir de la matière grise [107]), qui nécessite de manière évidente un premier recalage entre imagerie anatomique et imagerie fonctionnelle. Améliorer la reconstruction pourrait alors être la solution pour obtenir une image plus *facile à recalculer*. Il est cependant intéressant de noter que certains auteurs ont proposé, pour contraindre la reconstruction par l'IRM, d'utiliser une mesure proche des mesures de similarité iconiques globales [8] (l'information mutuelle peut être comprise comme une divergence de Kullback-Leibler pondérée [141, chapitre 15]). On voit donc ici une autre utilisation de ces mesures, et on peut imaginer une approche alternant recalage et reconstruction, qui minimiseraient la même mesure globale.

1. Il avait été frustrant de ne pas pouvoir utiliser expérimentalement la relation analytique supposée entre les images HMPAO et Xenon pour résoudre le recalage entre ces images (§5.5.2).

2. Pour l'instant, on ne tient compte que des intensités des points les plus proches par le biais de l'interpolation.

3. En imagerie TEP, le temps de vol du positron avant sa désintégration est la cause d'une incertitude irréductible sur la position du lieu d'émission du positron.

- Quantifier l'adéquation d'une mesure de similarité pour un problème de recalage.

Nous venons de rappeler que la mesure de similarité est liée à la relation d'intensité supposée entre les images à recalage. Toutefois, un choix dynamique de cette mesure peut éventuellement être intéressant. En particulier, dans le cadre du recalage par blocs (§6.4) ou des mesures de similarité locales (§5.4), nous avons choisi le coefficient de corrélation comme mesure locale : dans une *petite* région, on trouve en général au plus deux tissus différents, c'est-à-dire deux couleurs, c'est donc une relation affine entre les intensités qui modélisera au mieux la relation *locale* entre les intensités des images à recalage. Cependant, si certaines de ces petites régions peuvent ne contenir qu'un seul tissu, auquel cas le coefficient de corrélation offre en fait trop de degrés de liberté, potentiellement source d'optimums locaux. Pouvoir changer dynamiquement la mesure choisie pourrait donc permettre de s'adapter, dans ce cas localement, afin de mieux s'affranchir de ces optimums locaux. Savoir mesurer l'adéquation d'une mesure pour un couple d'images devrait permettre de comparer différentes mesures, et donc de choisir la plus adaptée.

- Construire un continuum de mesures de similarité.

- Nous avons mentionné plusieurs mesures de similarité différentes, chacune d'entre elles rendant compte d'une relation implicite entre les images à recalage, relation pouvant être de la plus simple (identité) à la plus complexe (dépendance statistique).

Pour un recalage donné, la mesure à optimiser est choisie *a priori*, selon les hypothèses que l'utilisateur formule sur la relation supposée entre les intensités. Nous venons de mentionner l'intérêt qu'il y aurait à pouvoir modifier dynamiquement (au cours du recalage) la mesure à optimiser, modification éventuellement guidée par une quantification de l'adéquation de telle ou telle mesure pour le problème considéré.

La construction d'un continuum des mesures de similarité serait un grand progrès pour cette tâche. Toutefois, même si cela semble intuitivement possible (par exemple le passage du coefficient de corrélation restreint – cf §6.5 – au coefficient de corrélation se fait en modulant la taille du voisinage sur lequel est calculé la moyenne des intensités), l'existence (et par la suite la construction) d'un tel continuum reste à prouver.

Couplée avec la quantification de l'adéquation de la mesure, cette construction permettrait de traiter le problème du choix de la mesure de similarité comme un problème d'optimisation supplémentaire (avec évidemment les divers soucis y afférant).

- Ce problème de continuité, que nous venons de mentionner pour les mesures globales de similarité, se pose aussi entre les mesures globales et les sommes de mesures locales (cf §5.4), qui rendent compte d'une hypothèse locale sur la relation entre les intensités (une mesure locale simple, telle le coefficient de corrélation, peut alors être choisie). Dans ce cas, on suppose juste qu'une relation globale complexe (et inconnue) entre les intensités peut être approximée localement par une relation affine⁴, hypothèse somme toute relativement raisonnable. Peut-on étendre cette idée à la mesure de similarité elle-même, et considérer que, par exemple, le coefficient de corrélation est,

4. Un peu comme l'équation (6.4) suppose qu'une transformation complexe peut être approximée localement par une transformation plus simple.

localement, l'approximation d'une mesure plus complexe comme l'information mutuelle? Ce point, ainsi que les hypothèses permettant de l'atteindre, nous paraît être une piste de recherche intéressante.

- Construction de champs d'appariements denses.

Le recalage par blocs permet virtuellement de construire un champ d'appariements dense, qui est, en général, malheureusement incohérent : cela motive la sélection des primitives et l'utilisation d'estimateurs robustes pour le calcul de la transformation (cf §6.4), et l'introduction du coefficient de corrélation contraint (cf §6.5). Bien que, dans le recalage par blocs, les appariements soient calculés indépendamment les uns des autres (et cela en constitue une caractéristique fondamentale), il est intéressant de noter que cette dernière mesure introduit une certaine *continuité* dans la mesure estimée grâce au calcul des moyennes sur des supports plus larges.

Il est évident que le calcul d'un champ d'appariements denses et cohérents faciliterait l'estimation subséquente de la transformation recherchée (par exemple pour le recalage rigide par morceaux). Comment construire un tel champ est aussi une question ouverte.

7.2 Les transformations

Dans le paragraphe précédent, nous avons débattu des mesures de similarité et des développements que l'on pouvait encore imaginer pour ce point déjà largement étudié. Nous n'avons pas vraiment abordé jusqu'ici le problème des transformations à utiliser pour recalculer deux images, et il n'aura pas échappé à notre lecteur attentif que la classe de transformation \mathcal{T} généralement utilisée dans les exemples émaillant ce document était celle des transformations rigides ou affines, transformations simples s'il en est.

Malheureusement, il existe nombre de situations où ces classes de transformations ne sont pas suffisantes : recalage inter-patients, recalage avec un atlas, etc. Des transformations plus complexes, c'est-à-dire avec plus de degrés de liberté sont alors nécessaires.

Choisir une telle transformation résulte d'un ensemble de compromis : un grand nombre de degrés de liberté permet de représenter des transformations très variées, mais risque de faire surgir des optima locaux lors de l'optimisation de la mesure de similarité.

On peut par exemple utiliser une transformation décomposée sur une base de fonctions, par exemple des fonctions splines [172] ou des fonctions à base radiale [168]. Ces transformations, génériques, n'intègrent aucune connaissance sur le problème précis à résoudre. Il faut donc espérer qu'elles aient suffisamment de degrés de liberté pour capturer la transformation recherchée.

Pour être sûr que la transformation recherchée soit dans la classe \mathcal{T} des transformations sur laquelle l'optimisation se fait, on peut choisir la classe de transformations la plus large possible, définie par un vecteur indépendant en chaque point de la grille régulière \mathbb{Z} . Les transformations ainsi définies comportent en fait trop de degrés de liberté, et des transformations *inacceptables* (avec des valeurs de jacobien localement négatives) peuvent être atteintes. Pour éviter cela, on ajoute généralement un terme de régularisation, $\text{Reg}(T)$, portant sur la seule transformation, à la mesure de similarité, afin d'éviter des déformations *trop fortes*, et l'on optimise finalement

$$\hat{T} = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} S(I \circ T, J) + \text{Reg}(T) \quad (7.1)$$

Cette régularisation n'est en fait qu'un moyen détourné de réduire l'étendue de la classe \mathcal{T} , par exemple pour la restreindre à des difféomorphismes, ce qui suppose d'ailleurs implicitement que la transformation recherchée est un difféomorphisme. L'ajout d'appariements géométriques (cf §6.1) participe du même esprit : on cherche à restreindre l'espace de recherche de la transformation pour se ramener à des transformations *acceptables*.

Que la transformation recherchée soit un homéomorphisme est une hypothèse communément admise, parce qu'il est contre-intuitif que la transformation recherchée puisse comporter une inter-pénétration de la matière (un jacobien localement négatif) que l'on ne saurait pas interpréter.

Le point de vue présenté peut sembler de parti pris. En effet, on peut calculer un difféomorphisme sans forcément ajouter un terme de régularisation [134]. Et l'image flottante rééchantillonnée (l'image déformée) ressemble alors parfaitement à l'image cible (on observe un parfait *morphing*). A-t-on pour autant *réussi* le recalage? D'un point de vue mathématique (optimisation d'une mesure de similarité) ou image, il semble que oui puisque l'image déformée ressemble parfaitement à l'image cible. D'un point de vue applicatif, par exemple anatomique, cela est moins sûr : on peut observer des fortes dilatations ou contractions locales (dues en fait à de légères variations locales de la couleur, elles-mêmes dues à une acquisition imparfaite), des structures sensées être convexes (comme certains ganglions de la base en imagerie cérébrale) se retrouvent, après transformation, dotées d'une concavité, etc. En réalité, et dans un cadre applicatif donné (par exemple le recalage d'un atlas anatomique avec l'image d'un sujet), nous avons quelques attentes *a priori* vis-à-vis de la transformation recherchée (comme le fait que ce soit un homéomorphisme), attentes implicites non prises en compte dans la résolution du problème, mais surgissant pour la validation de la solution trouvée.

En fait, comme nous l'avons fait pour les mesures de similarité iconiques globales (cf §5.3), il faudrait ne plus choisir la classe de la transformation à rechercher parmi un catalogue mais plutôt se poser la question de la classe de transformation adaptée au problème précis posé.

D'un point de vue implicite, on peut considérer que c'est l'objet des méthodes d'apprentissage statistique, qui vont tenter de modéliser une distribution dont on connaît un certain nombre d'échantillons (que ce soit des formes, avec les *active shape models* [55], ou les images, avec les *active appearance models* [54]), généralement avec une loi gaussienne et une analyse en composantes principales, avec l'espoir que les combinaisons linéaires de ces composantes principales génèrent des transformations *licites*.

D'un point de vue explicite, cela peut consister déjà à prendre en compte la géométrie ou la cyclicité du problème considéré dans la formulation même dans la transformation, comme cela a été fait pour le cœur [60, 22].

Dans cet esprit, les transformations rigides par morceaux (cf §6.5) ont été introduites pour recalculer un objet déformable (la colonne vertébrale) composé d'objets rigides (les vertèbres) [109]. Il apparaît que cette classe de transformations modélise relativement bien les déformations subies par une coupe histologique cérébrale lorsqu'elle est mise à plat après coloration (des *morceaux* relativement compacts restent rigides, tandis que les zones de jonctions entre deux morceaux jouent le rôle de pivots), et qu'elle est suffisamment puissante pour corriger les déformations résiduelles restant dans la reconstruction 3D après recalage des coupes sériées [146]⁵.

5. Le caractère *ad hoc* de cette classe de transformation peut rebuter le méthodologiste en mal de formalisme : il s'avère qu'il est possible de construire une classe de transformations proches, les transformations polyrigides ou

De même, le recalage d'un volume reconstruit à partir de coupes sériées, tel celui présenté dans la figure 6.2, avec une image 3-D IRM, peut à première vue sembler être du domaine du recalage non-rigide, notamment à cause des différences apparaissant après un premier recalage rigide 3D. Toutefois, une étude plus fine des processus de découpe et de reconstruction montre qu'une incertitude peut exister sur les transformations 2D calculées pour la reconstruction. C'est l'effet *banane* [126]: le recalage, et dans ce cas le terme de fusion semble encore plus approprié, avec l'IRM consiste à estimer conjointement la transformation 3D entre IRM et volume reconstruit avec l'ensemble des transformations 2D utilisées pour la reconstruction. Il est alors surprenant de constater que des transformations simples (rigides ou affines) sont alors suffisantes⁶ (cf figure 7.1).

Plutôt que d'agir sur la paramétrisation de la transformation, on peut aussi agir sur sa régularisation. Lors d'un recalage inter-sujets d'images cérébrales, on cherchera ainsi une transformation plutôt élastique du parenchyme cérébral, et plutôt fluide du liquide céphalo-rachidien (essentiellement, l'intérieur des ventricules): la régularisation devient dépendante de la structure transformée [185] et une classification/segmentation est nécessaire. Plutôt que de s'en remettre à une classification, on peut tenter d'apprendre les variabilités locales en étudiant un premier ensemble de transformations [53].

Enfin, certains problèmes remettent même en cause l'hypothèse d'homéomorphisme communément admise pour le recalage inter-individus, qui suppose qu'il existerait une correspondance point à point (de \mathbb{R}_T^n vers \mathbb{R}_R^n , avec les notations utilisées jusqu'ici) entre les deux images, justifiée implicitement par le fait que les mêmes structures anatomiques se retrouvent dans les deux images à recaler.

Cette hypothèse ne semble déjà pas réaliste pour le cortex, où l'extraordinaire variation interindividuelle qui existe pour les sillons semble⁷ se manifester aussi bien géométriquement (en terme de localisation, donc) que topologiquement (certains sillons apparaissent discontinus chez certains sujets, les embranchements observés sur la surface corticale peuvent être différents, etc.) [159].

Cette hypothèse n'est de plus manifestement pas réaliste en présence de pathologies, voire, cas extrême, d'une exérèse chirurgicale. Effectivement, la présence d'une *nouvelle* structure (comme une tumeur⁸) existant dans une image mais pas dans l'autre, rend illusoire la recherche d'un homéomorphisme. Si l'on ne prend pas en compte explicitement la tumeur, on crée alors de fortes déformations [62], comme si la tumeur surgissait *de nulle part*, fortes déformations qui, sous l'effet de la régularisation, peuvent se répercuter plus loin dans l'image. A contrario, on peut tenter d'incorporer la tumeur ou l'exérèse chirurgicale dans la seconde image [184], mais le choix géographique du site d'introduction de la nouvelle structure est alors *ad hoc*, et donc questionable.

polyaffines, qui, elles, procèdent d'une formalisation poussée [9].

6. Evidemment, le protocole d'acquisition des données autoradiographiques est aussi pour beaucoup dans cet état de fait, le cerveau étant découpé en étant congelé. L'adaptation d'une telle approche à des données histologiques, où alors des déformations locales sont susceptibles d'apparaître (comme celles compensées par des transformations rigides/affines par morceaux), si elle est envisageable, reste à mettre en œuvre.

7. La prudence est de rigueur. Topologiquement, le cortex est homéomorphe à une boule de matière blanche entourée d'une sphère de matière grise [130]. La variation anatomique observée semble due aux différences de formation des plis (les sillons) se formant sur cette dernière surface, formation dont on peut penser qu'elle dépend de l'expression du génôme individuel, et il n'est pas interdit de rêver que l'on puisse, un jour, l'appréhender.

8. Que l'on peut différencier d'autres pathologies comme la sclérose en plaques, où ces lésions ne sont pas des nouvelles structures, mais un tissu existant lésé, qui exhibera pourtant une couleur différente dans l'imagerie.

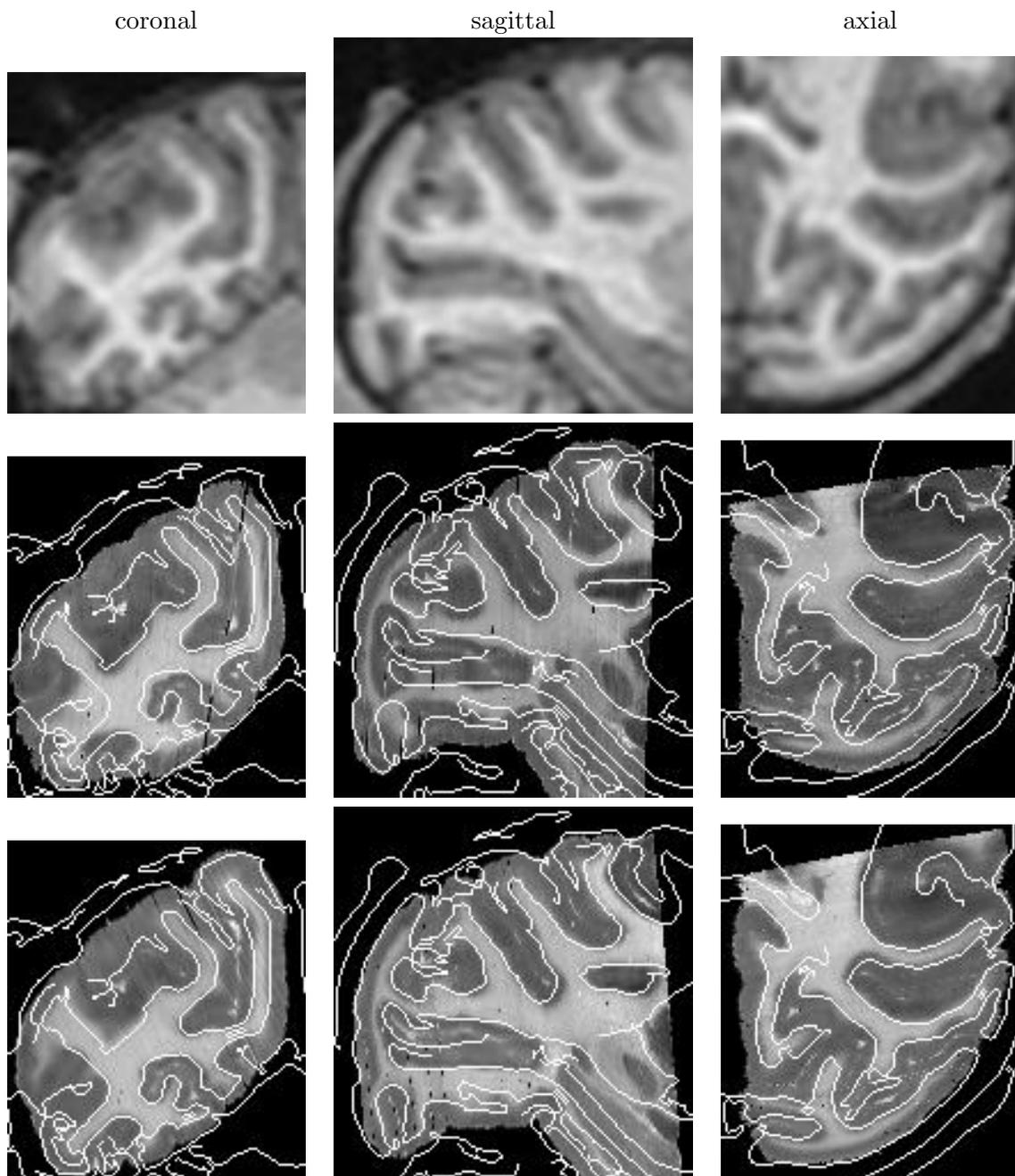


FIG. 7.1 – De haut en bas, 3 coupes de l'image IRM, 3 coupes du volume autoradiographique (reconstruction présentée dans la figure 6.2) recalé affinement avec le volume IRM (dont les contours sont visibles), 3 coupes du volume autoradiographique après correction de l'effet banane (toujours avec les contours IRM).

7.3 Applications

Ci-dessus, nous avons évoqué quelques pistes de recherche méthodologique concernant les mesures de similarité d'une part, et les transformations d'autre part. Pour ce dernier point, à notre avis, un travail de recherche des transformations adaptées aux problèmes posés reste à faire.

Ces différentes perspectives, outre leur intérêt propre, prennent tout leur sens dans le cadre d'applications précises, dont certaines sont maintenant évoquées ci-dessous.

7.3.1 Utilisation d'atlas anatomiques

L'imagerie médicale, telle qu'elle est généralement admise, est une imagerie macroscopique (avec une résolution de l'ordre du millimètre). La diversité des modalités, éventuellement couplées avec l'usage d'un produit injecté, permet d'accéder diverses informations anatomiques, fonctionnelles ou d'activations.

Toutefois, un certain nombre de données, en particulier structurelles, restent hors d'atteinte, soit à cause de leur taille, trop petite pour que l'on puisse espérer distinguer la structure recherchée avec une modalité d'imagerie classique (c'est par exemple le cas de l'hippocampe dont la structure interne, très complexe, est *noyée* dans les effets de volume partiel dans une image IRM anatomique de qualité normale), soit parce que le signal à l'origine des images ne permet pas de distinguer cette structure par rapport à son environnement (c'est par exemple le cas de certains ganglions de la base, dont le signal se confond avec celui de la matière blanche environnante). Ces causes évidemment s'additionnent, et rendent de fait une certaine quantité d'information potentiellement importante actuellement hors de portée de l'imagerie⁹.

Une solution envisageable pour surmonter ce problème est d'utiliser des connaissances a priori sur la localisation des structures recherchées, si tant est que ce type d'information est immuable. On peut utiliser ces connaissances sous une forme sémantique, par exemple en spécifiant une localisation relative par rapport à des structures repérables (au dessus de, à droite de, ...): c'est typiquement la démarche suivie par un anatomiste.

Ces connaissances peuvent être résumées sous forme picturale, c'est-à-dire une image, que l'on qualifiera de *modèle* ou d'*atlas*. Il peut alors être intéressant d'utiliser directement cette image, qui représente implicitement la connaissance anatomique, pour *transporter* les structures recherchées sur l'image d'un patient donné. Ce *transport* nécessite d'une part l'identification de points ou structures homologues entre l'atlas et l'image considérée, et d'autre part un outil d'*adaptation* des structures recherchées (et donc non ou peu visibles dans l'image). On retrouve bien là le principe du recalage avec la construction d'appariements entre l'atlas et l'image et la détermination de la transformation superposant l'atlas sur l'image. On retrouve aussi ici le problème du choix de la classe \mathcal{T} de transformations permettant de transporter l'atlas sur le patient.

Cette méthodologie n'est pas nouvelle, puisque D'Arcy Thompson l'utilisait déjà pour construire des grilles de déformations, en l'occurrence d'une espèce à l'autre [192]¹⁰. Le fait d'ob-

9. Le développement de machines plus puissantes (IRM à haut champ), couplé à des temps d'acquisitions plus long, peuvent permettre d'imager ces structures avec une résolution infra-millimétrique. Toutefois, cela reste dans un cadre de recherche et ne concerne que quelques centres dans le monde. On reste loin de la pratique en routine clinique.

10. En l'espèce, le résultat intéressant était la grille de déformation elle-même, non de savoir déformer un individu vers un autre.

server que les mêmes structures se retrouvent d'un individu à l'autre permet de construire une bijection entre structures homologues. Pour arriver au choix des homéomorphismes, voire des difféomorphismes, comme classe \mathcal{T} des transformations, on suppose implicitement que cette bijection observée à un niveau macroscopique et discret peut se généraliser à des structures plus petites voire au niveau tissulaire, et que de plus, cette transformation, d'un individu à l'autre, aurait certaines propriétés de régularité.

Un exemple d'une telle approche dans le domaine médical est l'atlas de Talairach [190], où une transformation homothétique par morceaux était utilisée, qui s'appuyait sur la boîte englobante du cerveau, et sur deux points particuliers, les commissures postérieure et antérieure. Il est a posteriori étonnant qu'une transformation aussi simple ait pu donner des résultats intéressants pour les ganglions de la base, et peu surprenant qu'elle échoue pour des structures plus externes (sillons, etc.).

Dans ce qui précède, les appariements sont discrets (et de plus réalisés manuellement, donc dépendants de l'opérateur), et renvoient aux techniques de recalage géométrique. Utiliser alors une technique de recalage iconique permet de s'affranchir de la construction explicite d'appariements. Les atlas tels que dessinés par des anatomistes sont trop simplifiés, ou trop loin de l'imagerie, pour pouvoir être utilisés tels quels dans un recalage iconique. Un atlas peut alors être construit en prenant une image quelconque supposée représentative et sur laquelle seront tracées les structures d'intérêt (cela peut être aussi une image étiquetée).

La segmentation basée recalage consiste alors à recalculer l'image représentative sur l'image que l'on souhaite segmenter, et à appliquer la transformation trouvée aux structures désirées, qui s'en trouvent reportées sur l'image à segmenter. Cette technique peut également s'appliquer à des structures qui, bien que potentiellement visibles, peuvent être délicates à contourer automatiquement. En rejetant toutes les difficultés dans l'étape de recalage (et on suppose qu'elles seront correctement gérées par ses différentes composantes: mesure de similarité, classe de transformation, et algorithme d'optimisation), on obtient une méthode quasi-magique de segmentation.

Une telle approche est donc très attirante pour tous les besoins de segmentation que l'on peut avoir. J'en mentionnerai deux.

- L'implantation d'électrodes profondes dans le cerveau, où il faut atteindre une petite cible très précisément¹¹. La procédure actuelle nécessite une exploration *à tâtons* jusqu'à trouver la bonne cible (invisible à l'IRM). Pouvoir la spécifier sur l'IRM à l'aide d'un atlas permettrait d'améliorer l'intervention, en étant potentiellement plus précis d'une part et en diminuant le temps d'intervention d'autre part.
- La radiothérapie, où de nombreuses structures doivent être contournées, pour déterminer la dose reçue. Ce contournage, nécessaire pour établir la planification du traitement est très coûteux en temps. L'automatiser permet donc d'abord de libérer le radiothérapeute pour d'autres tâches, comme le contact avec les patients. Par ailleurs, pouvoir estimer la dose reçue sur diverses structures (qui ne seraient pas contournées dans le cas d'une délimitation manuelle) peut permettre de corrélérer des effets secondaires avec la dose reçue par certaines structures, et donc offre la possibilité, à plus long terme, de définir des traitements plus performants en réduisant ces effets secondaires.

Si la segmentation basée atlas, telle que décrite précédemment semble pouvoir être utilisée pour les structures cérébrales, il semble que cela puisse être plus complexe pour d'autres

11. Dans le cadre d'une collaboration avec l'hôpital de la Pitié-Salpêtrière, le CNRS, l'INSERM, et la société Medtronic.

localisations comme la sphère ORL ou l'abdomen, pour lesquels des techniques faisant intervenir des atlas autres qu'une image étiquetée devront peut-être être développées.

7.3.2 Construction d'atlas

Dans ce qui précède, nous étions partis du problème du repérage de structures indiscernables en imagerie médicale, pour arriver à un recalage non-rigide avec une image atlas, c'est-à-dire une image supposée représentative entièrement étiquetée. Cet étiquetage peut être réalisé manuellement sur l'image représentative pour une définition la plus précise qui soit des structures recherchées, mais il est évidemment impossible de contourner les structures indiscernables qui étaient pourtant notre motivation première. Il nous faut donc imaginer un autre moyen d'accéder à cette information.

De manière générale, la seule vérité terrain existant pour la caractérisation anatomo-fonctionnel des tissus est l'histologie¹² voire l'autoradiographie¹³. L'arrivée de l'imagerie par fluorescence, qui permet de marquer les cellules par manipulation génétique, et qui être, sous certaines conditions, réalisée *in vivo* tempère quelque peu cet état de fait.

Pour reconstruire un atlas, au sens *image étiquetée*, à partir de ces coupes sériées où ces structures sont révélées, il faut savoir re-superposer ces coupes les unes aux autres. Cela s'apparente à un recalage entre coupes bidimensionnelles, à ceci près que deux coupes successives ne sont pas identiques mais peuvent présenter de légères différences. Nous avons déjà mentionné l'algorithme du recalage par blocs comme donnant d'excellents résultats pour cette tâche, mais il ne constitue pas une panacée. Tout d'abord, il y a une incertitude sur la forme (c'est l'effet *banane*, cf page 56), que l'on ne pourra corriger que si l'on dispose d'une estimation de cette forme 3D avant découpe. Ensuite, le traitement d'abord et la manipulation ensuite des coupes génèrent des déformations qu'il faut aussi corriger. Si l'utilisation de transformations rigides par morceaux répond partiellement au second point, le premier point reste à résoudre. Les différents tissus réagissant différemment à un traitement histologique (différents facteurs de contraction, etc), il faudrait donc rechercher une transformation, ou un ensemble de transformations, reflétant cette observation. A cette fin, l'incorporation des propriétés bio-mécaniques des tissus dans le calcul de la transformation semble une voie intéressante [72, 49].

Arriver ainsi à inverser la chaîne de transformations qui mène de l'imagerie 3D *in vivo* à l'imagerie histologique permettra de reconstruire une imagerie anatomo-fonctionnelle volumique [15, 16]. Outre ses vertus pédagogiques, nous avons déjà esquissé l'utilisation possible d'un tel volume en tant qu'atlas, pour la délimitation de zones anatomiques ou fonctionnelles dans de l'imagerie *in vivo*.

7.3.3 Une imagerie multi-échelle

Nous venons d'évoquer l'utilisation de l'imagerie optique, en l'occurrence la photographie de coupes histologiques. Ce faisant, nous avons mis l'accent, d'une certaine façon, sur la différence de signal existant entre cette imagerie optique et une imagerie tridimensionnelle *in vivo* qui permet, par fusion des deux modalités, de transporter des structures discernables uniquement sur l'imagerie optique dans l'imagerie *in vivo*.

12. En effet, il existe différents types de coloration qui permettent de révéler soit des caractéristiques structurelles (comment c'est fait?), soit des caractéristiques fonctionnelles (qu'est-ce que ça fait?).

13. A la différence de l'histologie, le produit révélateur, radioactif, est injecté *in vivo*, mais sa révélation se fait sur coupes sériées.

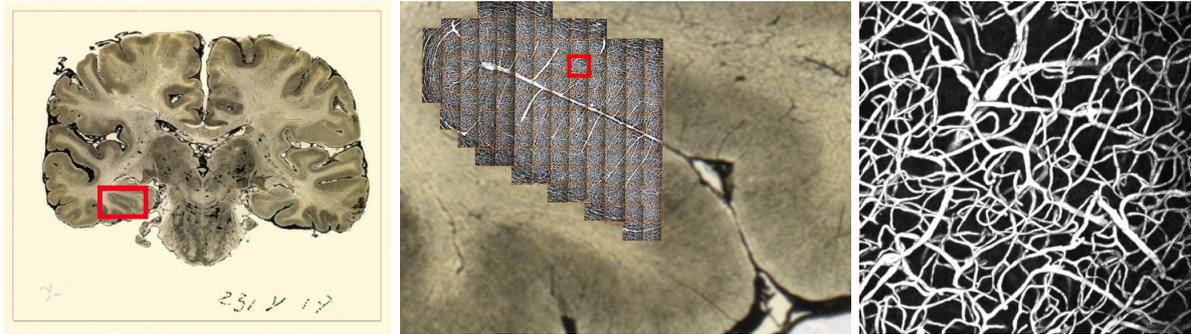


FIG. 7.2 – *A gauche, une coupe optique d'un cerveau réalisée après injection d'encre de chine. Une partie de cette coupe, recouvrant un sillon, a été acquise sous forme d'une mosaïque d'image de microscopie confocale [74]. Une telle construction peut potentiellement aider à comprendre la formation et la localisation du signal observé dans des imageries fonctionnelles (TEP) ou d'activation (IRMf).*

Une autre différence potentielle de l'imagerie optique, par rapport à une imagerie tridimensionnelle *in vivo*, est la différence, potentiellement très importante, de résolution. De fait, l'imagerie optique, peut offrir une résolution (une taille du point dans l'image) infra-millimétrique, voire inférieure grâce à la microscopie ! Une des difficultés à surmonter est qu'alors le champ de vue visible dans une image microscopique est très petit par rapport au champ de vue d'une image macroscopique. Toutefois, rien n'empêche de réaliser une acquisition par morceaux de l'image totale, et ensuite de reconstruire¹⁴ une image virtuelle (cf figure 7.2) de taille macroscopique et de résolution microscopique.

L'avantage d'une telle construction peut permettre l'élaboration de véritables représentations multi-échelle d'un organe, qui intègrent différentes modalités à différentes résolutions [194]. Ces représentations seront ensuite un matériel unique pour étudier des modèles métaboliques et/ou de développement de ces organes, ou des modèles de formation du signal dans les images.

¹⁴. A la différence des travaux présentés jusqu'à présent, la reconstruction ne se fait plus le long de l'axe de découpe, mais selon le plan de découpe.

Chapitre 8

Conclusion

Nous avons, dans ce document, passé en revue les différentes mesures de similarité utilisées à des fins de recalage. Historiquement, la tendance a été de glisser des mesures géométriques, proches en fait du comportement humain lors d'une tâche de recalage, à des mesures iconiques, plus proches du signal, c'est-à-dire de l'objet imagé et de l'imageur.

A notre avis, une avancée conceptuelle majeure a consisté à relier la mesure de similarité optimale à utiliser à un modèle d'acquisition des images. La mesure doit donc s'adapter aux images qu'elle est sensé aider à recalcer.

Comme nous l'avons remarqué, cette adaptation reste à faire pour de nombreux autres points: les mesures iconiques construites comme somme de mesures locales d'une part, mais surtout et essentiellement dans le choix des transformations à rechercher. En effet, pour ce dernier cas, l'utilisation des transformations les plus générales nous semble comparable à l'utilisation inconditionnelle de l'information mutuelle comme mesure de similarité. Un travail de justification du choix de la transformation nous semble donc important.

Dans cette lignée, il me semble important de s'intéresser plus précisément aux transformations inter-individus. En effet, celles-ci interviennent dans les problèmes de recalage atlas/sujet, ou dans le calcul de statistiques dans une base d'images.

Tout attaché que je puisse être à la méthodologie et à un certain degré de formalisation, il ne faut pas oublier l'application, dont la réussite seule permet de valider *a posteriori* tel ou tel choix. De ce point de vue, l'utilisation des techniques de recalage peut encore apporter beaucoup. L'application doit être comprise comme l'adaptation des outils à une tâche de routine, par exemple clinique. Outre la définition des méthodes, un effort supplémentaire doit être mené pour simplifier au mieux l'utilisation des outils informatiques (nombre et réglages des paramètres, etc). L'imagerie cérébrale est jusqu'ici une application de choix, mais les autres localisations, bien que moins attractives, ne doivent pas être oubliées.

Bibliographie

- [1] H. Akaike. An approximation to the density function. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 6:127–132, 1954.
- [2] N M Alpert, D Berdichevsky, Z Levin, E D Morris, and A J Fischman. Improved methods for image registration. *Neuroimage*, 3(1):10–8, February 1996.
- [3] A R Andersen, H H Friberg, J F Schmidt, and S G Hasselbalch. Quantitative measurements of cerebral blood flow using SPECT and [99mTc]-d,l-HM-PAO compared to xenon-133. *J Cereb Blood Flow Metab*, 8(6), December 1988.
- [4] C. Arcelli and G. Sanniti di Baja. A width-independent fast thinning algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7:463–474, July 1985.
- [5] C. Arcelli and G. Sanniti di Baja. Ridge points in euclidean distance maps. *Pattern Recognition Letters*, 13(4):237–243, April 1992.
- [6] C. Arcelli and G. Sanniti di Baja. Euclidean skeleton via centre-of-maximal-disc extraction. *Image and Vision Computing*, 11(3):163–173, April 1993.
- [7] B A Ardekani, M Braun, B F Hutton, I Kanno, and H Iida. A fully automatic multi-modality image registration algorithm. *J Comput Assist Tomogr*, 19(4):615–23, Jul-Aug 1995.
- [8] B A Ardekani, M Braun, B F Hutton, I Kanno, and H Iida. Minimum cross-entropy reconstruction of PET images using prior anatomical information. *Phys Med Biol*, 41(11):2497–517, November 1996.
- [9] Vincent Arsigny, Xavier Pennec, and Nicholas Ayache. Polyrigid and polyaffine transformations: A new class of diffeomorphisms for locally rigid or affine registration. In Randy E. Ellis and Terry M. Peters, editors, *Proc. of MICCAI'03, Part II*, volume 2879 of *LNCS*, pages 829–837, Montreal, November 2003. Springer Verlag.
- [10] K.S. Arun, T.S. Huang, and S.D. Blostein. Least-squares fitting of two 3-D point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(5):698–700, September 1987.
- [11] Michel A. Audette, Frank P. Ferrie, and Terry M. Peters. An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging. *Medical Image Analysis*, 4(3):201–217, 2000.
- [12] N. Ayache. Epidaure: a Research Project in Medical Image Analysis, Simulation and Robotics at INRIA. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 22(10):1185–1201, October 2003.
- [13] R. Bajcsy and S. Kovačič. Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 46:1–21, 1989.

- [14] E. Bardinet, S. Fernández-Vidal, S. Damas, G. Malandain, and N. Perez de la Blanca Capilla. Structural object matching. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS 2000)*, Baden-Baden, Allemagne, August 2000.
- [15] Eric Bardinet, Sébastien Ourselin, Didier Dormont, Grégoire Malandain, Dominique Tandé, Karine Parain, Nicholas Ayache, and Jérôme Yelnik. Co-registration of histological, optical and MR data of the human brain. In Takeyoshi Dohi and Ron Kikinis, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'02)*, volume 2488 of *LNCS*, pages 548–555, Tokyo, September 2002. Springer.
- [16] Eric Bardinet, Sébastien Ourselin, Grégoire Malandain, Dominique Tandé, Karine Parain, Nicholas Ayache, and Jérôme Yelnik. Three dimensional functional cartography of the human basal ganglia by registration of optical and histological serial sections. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pages 329–332, Washington, USA, 2002.
- [17] G. Bertrand. A parallel thinning algorithm for medial surfaces. *Pattern Recognition Letters*, 16:979–986, 1995.
- [18] G. Bertrand and Z. Aktouf. A three-dimensional thinning algorithm using subfields. In *Vision Geometry III*, volume 2356, pages 113–124, Boston, November 1994. SPIE.
- [19] G. Bertrand and G. Malandain. A new characterization of three-dimensional simple points. *Pattern Recognition Letters*, 15(2):169–175, February 1994.
- [20] P.J. Besl and N.D. McKay. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):239–256, February 1992.
- [21] F. Betting, J. Feldmar, N. Ayache, and F. Devernay. A new framework for fusing stereo images with volumetric medical images. In *Proceedings of the Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine (CVRMed'95)*, volume 905 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 30–39, Nice, April 1995. Springer Verlag.
- [22] C. Blondel, G. Malandain, R. Vaillant, and N. Ayache. 4D deformation field of coronary arteries from monoplane rotational X-ray angiography. In *Computer Assisted Radiology and Surgery 2003 Proceedings*, volume 1256 of *ICS*, Londres, United Kingdom, June 2003. Elsevier.
- [23] C. Blondel, G. Malandain, R. Vaillant, F. Devernay, È. Coste-Manière, and N. Ayache. 4D tomographic representation of coronary arteries from one rotational X-ray sequence. In Randy E. Ellis and Terry M. Peters, editors, *Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 2003)*, volume 2878 of *LNCS*, pages 416–423, Montreal, Canada, November 2003. Springer Verlag.
- [24] C. Blondel, R. Vaillant, G. Malandain, and N. Ayache. 3D tomographic reconstruction of coronary arteries using a precomputed 4D motion field. In Yves Bizais, editor, *Proceedings of the VIIth International Conference on Fully 3D Reconstruction In Radiology and Nuclear Medicine*, Saint-Malo, France, July 2003.
- [25] Christophe Blondel. *Modélisation 3D et 3D+t des artères coronaires à partir de séquences rotationnelles de projections rayons X*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, mars 2004.
- [26] Christophe Blondel, Régis Vaillant, Frédéric Devernay, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. Automatic trinocular 3D reconstruction of coronary artery centerlines from rotational X-ray angiography. In *Computer Assisted Radiology and Surgery 2002 Proceedings*, pages 1073–1078, Paris, June 2002. Springer Publishers, Heidelberg. International Symposium on Cardiovascular Imaging - Invasive Coronary and Vascular Imaging.

- [27] J.C. Bône. *Mécanique générale*. École centrale des arts et manufactures, 1986. Paris.
- [28] J.-D. Boissonnat, R. Chaine, P. Frey, G. Malandain, S. Salmon, E. Saltel, and M. Thiriet. From arteriographies to computational flow in saccular aneurisms: the INRIA experience. *Medical Image Analysis*, 9(2):133–143, April 2005.
- [29] Jean-Daniel Boissonnat, Raphaele Chaine, P. Frey, G. Malandain, F. Nicoud, S. Salmon, E. Saltel, and M. Thiriet. From medical images to computational meshes. In Marc Thiriet, editor, *Conference on Modelling and Simulation for Computer-aided Medicine and Surgery (MS4CMS'02)*, volume 12 of *ESAIM: PROC*, pages 1–7. European Series in Applied and Industrial Mathematics, 2002.
- [30] Pierre-Yves Bondiau. *Mise en oeuvre et évaluation d'outils de fusion d'image en radiothérapie*. Thèse de sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, November 2004.
- [31] Pierre-Yves Bondiau, Gregoire Malandain, Stephane Chanalet, Pierre-Yves Marcy, Jean-Louis Habrand, Francois Fauchon, Philippe Paquis, Adel Courdi, Olivier Commowick, Isabelle Rutten, and Nicholas Ayache. Atlas-based automatic segmentation of MR images: validation study on the brainstem in radiotherapy context. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 61(1):289–98, January 2005.
- [32] Pierre-Yves Bondiau, Grégoire Malandain, Pierre Chauvel, Frédérique Peyrade, Adel Courdi, Nicole Iborra, Jean-Pierre Caujolle, and Pierre Gastaud. Automatic three-dimensional model for protontherapy of the eye: Preliminary results. *Medical Physics*, 30(6):1013–1020, June 2003.
- [33] G. Borgefors. Distance transformations in digital images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 34(3):344–371, February 1986.
- [34] G. Borgefors. Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(6):849–865, november 1988.
- [35] G. Borgefors, I. Ragnemalm, and G. Sanniti di Baja. The euclidean distance transform: Finding the local maxima and reconstructing the shape. In *7th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA'91)*, pages 974–981, Aalborg, 1991.
- [36] L.G. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 24(4):325–376, december 1992.
- [37] Marijn E. Brummer, Russell M. Mersereau, Robert L. Eisner, and Richard R. J. Lewine. Automatic detection of brain contours in MRI data sets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 12(2):153–166, june 1993.
- [38] T. M. Buzug and J. Weese. Voxel-based similarity measures for medical image registration in radiological diagnosis and image guided surgery. *Journal of Computing and Information Technology*, 6(2):165–179, 1998.
- [39] P. Cachier, E. Bardinet, D. Dormont, X. Pennec, and N. Ayache. Iconic feature based non-rigid registration: The pasha algorithm. *CVIU — Special Issue on Nonrigid Registration*, 89(2-3):272–298, Feb.-march 2003.
- [40] P. Cachier, J.-F. Mangin, X. Pennec, D. Rivière, D. Papadopoulos-Orfanos, J. Régis, and N. Ayache. Multisubject non-rigid registration of brain MRI using intensity and geometric features. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of *LNCS*, pages 734–742, Utrecht, The Netherlands, October 2001.

- [41] P. Cachier and X. Pennec. 3D non-rigid registration by gradient descent on a gaussian-windowed similarity measure using convolutions. In *Proc. of IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis (MMBIA'00)*, pages 182–189, Hilton Head Island, South Carolina, USA, June 2000. IEEE Computer society.
- [42] Pascal Cachier. *Recalage non rigide d'images médicales volumiques - contribution aux approches iconiques et géométriques*. Thèse de sciences, École Centrale des Arts et Manufactures, January 2002.
- [43] J Cai, J C Chu, D Recine, M Sharma, C Nguyen, R Rodebaugh, V A Saxena, and A Ali. CT and PET lung image registration and fusion in radiotherapy treatment planning using the chamfer-matching method. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 43(4):883–91, March 1999.
- [44] Oscar Camara, Gaspar Delso, Vincent Frouin, and Isabelle Bloch. Improving thoracic elastic registration in oncology by using anatomical constraints. In *Medical Image Understanding and Analysis (MIUA'02)*, The University of Portsmouth, july 2002.
- [45] J.F. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8:679–698, November 1986.
- [46] Arnaud Charnoz, Vincent Agnus, Grégoire Malandain, Clément Forest, Mohamed Tajine, and Luc Soler. Liver registration for the follow-up of hepatic tumors. In J. Duncan and G. Gerig, editors, *Proceedings of MICCAI'05*, volume 3750 of *LNCIS*, pages 155–162, Palm Springs, California, 2005. Springer Verlag.
- [47] G T Chen, C A Pelizzari, and D N Levin. Image correlation in oncology. *Important Adv Oncol*, pages 131–41, 1990.
- [48] Hua-Mei Chen and Pramod K Varshney. Mutual information-based CT-MR brain image registration using generalized partial volume joint histogram estimation. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(9):1111–9, September 2003.
- [49] O. Clatz, H. Delingette, E. Bardinet, D. Dormont, and N. Ayache. Patient specific biomechanical model of the brain: Application to parkinson's disease procedure. In N. Ayache and H. Delingette, editors, *International Symposium on Surgery Simulation and Soft Tissue Modeling (IS4TM'03)*, volume 2673 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 321–331, Juan-les-Pins, France, 2003. INRIA Sophia Antipolis, Springer-Verlag.
- [50] Fernand S Cohen and Chuchart Pintavirooj. Invariant surface alignment in the presence of affine and some nonlinear transformations. *Med Image Anal*, 8(2):151–64, June 2004.
- [51] A. Collignon, F. Maes, D. Delaere, D. Vandermeulen, P. Suetens, and G. Marchal. Automated multi-modality image registration based on information theory. In Y. Bizais, C. Barillot, and R. Di Paola, editors, *14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging (IPMI'95)*, Ile de Berder, France, June 1995. Computational Imaging and Vision, Kluwer Academic Publishers.
- [52] Olivier Commowick, Vincent Arsigny, Jimena Costa, Nicholas Ayache, and Grégoire Malandain. An efficient locally affine framework for the registration of anatomical structures. In *Proceedings of the Third IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2006)*, Crystal Gateway Marriott, Arlington, Virginia, USA, 2006. To appear.
- [53] Olivier Commowick, Radu Stefanescu, Pierre Fillard, Vincent Arsigny, Nicholas Ayache, Xavier Pennec, and Grégoire Malandain. Incorporating statistical measures of anatomical variability in atlas-to-subject registration for conformal brain radiotherapy. In J. Duncan and G. Gerig, editors, *Proceedings of the 8th Int. Conf. on Medical Image Computing and*

- Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2005, Part II*, volume 3750 of *LNCS*, pages 927–934, Palm Springs, CA, USA, October 26–29, 2005. Springer Verlag.
- [54] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. Active appearance models. In *5th European Conference on Computer Vision*, pages 484–498. Springer, 1998.
- [55] T.F. Cootes, A. Hill, C.J. Taylor, and J. Haslam. The use of active shape models for locating structures in medical images. In H.H. Barrett and A.F. Gmitro, editors, *Information Processing in Medical Imaging*, pages 33–47, Flagstaff, Arizona (USA), June 1993. IPMI'93, Springer-Verlag.
- [56] I Corouge, P Hellier, B Gibaud, and C Barillot. Interindividual functional mapping: a nonlinear local approach. *Neuroimage*, 19(4):1337–48, August 2003.
- [57] Monica Crubézy. *Pilotage de programmes pour le traitement d'images médicales*. Thèse de sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, février 1999.
- [58] W R Crum, L D Griffin, D L G Hill, and D J Hawkes. Zen and the art of medical image registration: correspondence, homology, and quality. *Neuroimage*, 20(3):1425–37, November 2003.
- [59] P.E. Danielsson. Euclidean distance mapping. *Computer Graphics and Image Processing*, 14(3):227–248, 1980.
- [60] J. Declerck, J. Feldmar, and N. Ayache. Definition of a four-dimensional continuous planispheric transformation for the tracking and the analysis of left-ventricle motion. *Medical Image Analysis*, 2(2):197–213, June 1998.
- [61] Niels Dekker, Lennert S Ploeger, and Marcel van Herk. Evaluation of cost functions for gray value matching of two-dimensional images in radiotherapy. *Med Phys*, 30(5):778–84, May 2003.
- [62] Pierre-Francois D'Haese, Valerie Duay, Thomas E. Merchant, Benoit Macq, and Benoit M. Dawant. Atlas-based segmentation of the brain for 3-dimensional treatment planning in children with infratentorial ependymoma. In Randy E. Ellis and Terry M. Peters, editors, *Proc. of MICCAI'03*, volume 2879 of *LNCS*, pages 627–634, Montreal, November 2003. Springer Verlag.
- [63] O.D. Faugeras and M. Hebert. The representation, recognition, and locating of 3-D objects. *The International Journal of Robotics Research*, 5(3):27–49, 1986.
- [64] Olivier Faugeras and Gerardo Hermosillo. Well-posedness of eight problems of multi-modal statistical image-matching. Research Report 4235, INRIA, 2001.
- [65] J. Feldmar. *Recalage rigide, non-rigide et projectif d'images médicales tridimensionnelles*. Thèse de sciences, École Polytechnique, December 1995.
- [66] J. Feldmar, J. Declerck, G. Malandain, and N. Ayache. Extension of the ICP algorithm to non-rigid intensity-based registration of 3D volumes. *Computer Vision and Image Understanding*, 66(2):193–206, May 1997.
- [67] J. Feldmar, G. Malandain, N. Ayache, S. Fernández-Vidal, E. Maurincomme, and Y. Trouset. Matching 3D MR angiography data and 2D X-ray angiograms. In *CVRMed-MRCAS'97*, number 1205 in *LNCS*, pages 129–138, Grenoble, France, March 1997. Springer.
- [68] J. Feldmar, G. Malandain, J. Declerck, and N. Ayache. Extension of the ICP algorithm to non-rigid intensity-based registration of 3D volumes. In *Mathematical Methods in Bio-medical Image Analysis*, San Francisco, California, USA, June 21–22 1996.

- [69] S. Fernández-Vidal. *Squelettes et outils de topologie discrète: application à l'imagerie médicale 3D*. Thèse de sciences, université de Nice Sophia-Antipolis, septembre 1996.
- [70] S. Fernández-Vidal, E. Bardinnet, G. Malandain, S. Damas, and N.P. de la Blanca Capilla. Object representation and comparison inferred from its medial axis. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2000)*, volume 1, pages 1712–1715, Barcelone, Espagne, septembre 2000.
- [71] Sara Fernández-Vidal. Recalage d'images médicales multidimensionnelles: une approche mécanique. Rapport de D.E.A., Université de Nice Sophia-Antipolis, 1993. D.E.A. Théorie et Applications de la Vision Artificielle.
- [72] Matthieu Ferrant, Arya Nabavi, Benoit Macq, P M Black, Ferenc A Jolesz, Ron Kikinis, and Simon K Warfield. Serial registration of intraoperative MR images of the brain. *Med Image Anal*, 6(4):337–59, December 2002.
- [73] Céline Fouard. *Extraction de paramètres morphométriques pour l'étude du réseau microvasculaire cérébral*. Thèse de sciences, Université de Nice – Sophia-Antipolis, January 2005.
- [74] Céline Fouard, Grégoire Malandain, Stefen Prohaska, Malte Westerhoff, Francis Cassot, Christophe Mazel, Didier Asselot, and Jean-Pierre Marc-Vergnes. Skeletonization by blocks for large datasets: application to brain microcirculation. In *International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro (ISBI'04)*, Arlington, VA, USA, April 2004. IEEE.
- [75] Bogdan Georgescu and Peter Meer. Point matching under large image deformations and illumination change. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(6):674–688, 2004.
- [76] P. Gerlot and Y. Bizais. Image registration: A review and a strategy for medical applications. In C.N. de Graaf and M.A. Viergever, editors, *10th Intl. Conf. on Information Processing in Medical Imaging*, pages 81–89, Utrecht, Netherlands, 1987.
- [77] M C Gilardi, G Rizzo, A Savi, and F Fazio. Registration of multi-modal biomedical images of the heart. *Q J Nucl Med*, 40(1):142–50, March 1996.
- [78] C.A. Glasbey. An analysis of histogram-based thresholding algorithms. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Graphical Models and Image Processing*, 55(6):532–537, november 1993.
- [79] Steven Gold and Anand Rangarajan. A graduated assignment algorithm for graph matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(4):377–388, 1996.
- [80] M. A. González Ballester, X. Pennec, M. G. Linguraru, and N. Ayache. Generalized image models and their application as statistical models of images. *Medical Image Analysis*, 8(3):361–369, September 2004.
- [81] M.L. Goris, G. Malandain, and I. Marque. Automatic registration of myocardial perfusion study using a potential based rigid transformation. In *2nd International Conference of Nuclear Cardiology*, Cannes France, April 1995. also in *Journal of Nuclear Cardiology* 1995; 2: S82.
- [82] S. Granger, X. Pennec, and A. Roche. Rigid point-surface registration using an EM variant of ICP for computer guided oral implantology. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*

- (*MICCAI'01*), volume 2208 of *LNCS*, pages 752–761, Utrecht, The Netherlands, October 2001.
- [83] Sébastien Granger. *Une approche statistique multi-échelle au recalage rigide de surfaces : Application à l'implantologie dentaire*. Thèse de sciences, Ecole des Mines de Paris, April 2003.
- [84] Sébastien Granger and Xavier Pennec. Multi-scale EM-ICP: A fast and robust approach for surface registration. In A. Heyden, G. Sparr, M. Nielsen, and P. Johansen, editors, *European Conference on Computer Vision (ECCV 2002)*, volume 2353 of *LNCS*, pages 418–432, Copenhagen, Denmark, 2002. Springer.
- [85] D J Hawkes. Algorithms for radiological image registration and their clinical application. *J Anat*, 193 (Pt 3):347–61, October 1998.
- [86] Pierre Hellier and Christian Barillot. Coupling dense and landmark-based approaches for nonrigid registration. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(2):217–27, February 2003.
- [87] Gerardo Hermosillo, Christophe Chefd'hotel, and Olivier Faugeras. Variational methods for multimodal image matching. *International Journal of Computer Vision*, 50(3):329–343, November 2002.
- [88] Jorge Hermosillo Valadez. *Variational Methods for Multimodal Image Matching*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, 2002.
- [89] DL Hill, PG Batchelor, M Holden, and DJ Hawkes. Medical image registration. *Phys Med Biol*, 46(3):R1–45, 2001.
- [90] D.L.G. Hill, C. Studholme, and D.J. Hawkes. Voxel similarity measures for automated image registration. In R.A. Robb, editor, *Visualization in Biomedical Computing*, volume 2359 of *Proceedings SPIE*, pages 205–215, Rochester, MN, USA, October 1994.
- [91] B.K.P. Horn. Closed form solutions of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society A*, 4(4):629–642, 1987.
- [92] Heike Hufnagel. Non-linear 2D and 3D registration using block-matching and B-splines. Diplomarbeit, University of Luebeck, Lübeck, Germany, 2004.
- [93] Brian F Hutton, Michael Braun, Lennart Thurfjell, and Dennys Y H Lau. Image registration: an essential tool for nuclear medicine. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 29(4):559–77, April 2002.
- [94] P. Jannin, C. Grova, and B. Gibaud. Fusion de données en imagerie médicale: une revue méthodologique basée sur le contexte clinique. *ITBM-RBM Innovation et technologie en biologie et médecine*, 22(4):196–198, 2001.
- [95] Mark Jenkinson and Stephen Smith. A global optimisation method for robust affine registration of brain images. *Medical Image Analysis*, 5:143–156, 2001.
- [96] Jim Xiuquan Ji, Hao Pan, and Zhi-Pei Liang. Further analysis of interpolation effects in mutual information-based image registration. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(9):1131–40, September 2003.
- [97] Behzad Kamgar-Parsi and Behrooz Kamgar-Parsi. Algorithms for matching 3D line sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(5):582–593, 2004.
- [98] T Kapur, WEL Grimson, WM Wells, and R Kikinis. Segmentation of brain tissue from magnetic resonance images. *Medical Image Analysis*, 1:109–128, 1996.
- [99] Thomas Koller, G. Gerig, G. Székely, and D. Dettwiler. Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data. In IEEE, editor, *International Conference on Computer Vision (ICCV'95)*, pages 864–869, Cambridge, MA, USA, 1995.

- [100] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussset. Model-based detection of tubular structures in 3D images. *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2):130–171, 2000.
- [101] Karl Krissian. *Traitement multi-échelle: Applications à l'imagerie médicale et à la détection tridimensionnelle de vaisseaux*. Thèse de sciences, université de Nice Sophia-Antipolis, janvier 2000.
- [102] S L Kwa, J C Theuws, M van Herk, E M Damen, L J Boersma, P Baas, S H Muller, and J V Lebesque. Automatic three-dimensional matching of ct-spect and ct-ct to localize lung damage after radiotherapy. *J Nucl Med*, 39(6):1074–80, June 1998.
- [103] N A Lassen, A R Andersen, L Friberg, and O B Paulson. The retention of [99mTc]-d,l-HM-PAO in the human brain after intracarotid bolus injection: a kinetic analysis. *J Cereb Blood Flow Metab*, 8(6), December 1988.
- [104] S.U. Lee, S.Y. Chung, and R.H. Park. A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation. *Computer Vision, Graphics and Image processing*, 52:171–190, 1990.
- [105] Hava Lester and Simon R. Arridge. A survey of hierarchical non-linear medical image registration. *Pattern Recognition*, 32(1):129–149, 1999.
- [106] C. Li, D.B. Goldgof, and L.O. Hall. Knowledge-based classification and tissue labeling of MR images of human brain. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 12(4):740–749, december 1993.
- [107] B Lipinski, H Herzog, E R Kops, W Oberschelp, and H W Muller-Gartner. Expectation maximization reconstruction of positron emission tomography images using anatomical magnetic resonance information. *IEEE Trans Med Imaging*, 16(2):129–36, April 1997.
- [108] J A Little and D J Hawkes. The registration of multiple medical images acquired from a single subject: why, how, what next? *Stat Methods Med Res*, 6(3):239–65, September 1997.
- [109] J.A. Little, D.L.G. Hill, and D.J. Hawkes. Deformations incorporating rigid structures. *Computer Vision and Image Understanding*, 66(2):223–232, 1997.
- [110] Tianming Liu, Dinggang Shen, and Christos Davatzikos. Deformable registration of cortical structures via hybrid volumetric and surface warping. *Neuroimage*, 22(4):1790–801, August 2004.
- [111] S. Lobregt, P.W. Verbeck, and F.C. Groen. Three-dimensional skeletonization: principle and algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1:75–77, January 1980.
- [112] C. Lorenz, I.-C. Carlsen, T.M. Buzug, C. Fassnacht, and J. Weese. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images. In J. Troccaz, E. Grimson, and R. Mösges, editors, *CVRMed-MRCAS'97*, number 1205 in LNCS, pages 233–242, Grenoble, France, March 1997. Springer.
- [113] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(2):187–198, 1997.
- [114] J B Maintz and M A Viergever. A survey of medical image registration. *Med Image Anal*, 2(1):1–36, March 1998.

- [115] J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen, and M.A. Viergever. Comparison of edge-based and ridge-based registration of CT and MR brain images. *Med Image Anal*, 1(2):151–61, June 1996.
- [116] J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen, and M.A. Viergever. Evaluation of ridge seeking operators for multimodality medical image matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(4):353–365, 1996.
- [117] T. Makela, P. Clarysse, O. Sipila, N. Pauna, Q. C. Pham, T. Katila, and I. E. Magnin. A review of cardiac image registration methods. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(9):1011–1021, 2002.
- [118] G. Malandain. *Filtrage, topologie et mise en correspondance d'images médicales multidimensionnelles*. Thèse de sciences, Ecole Centrale de Paris, Septembre 1992.
- [119] G. Malandain, G. Bertrand, and N. Ayache. Topological segmentation of discrete surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 10(2):183–197, 1993.
- [120] G. Malandain and S. Fernández-Vidal. Euclidean skeletons. *Image and Vision Computing*, 16(5):317–327, April 1998.
- [121] G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.-M. Rocchisani. Improving registration of 3-D medical images using a mechanical based method. In *3rd European Conference on Computer Vision (ECCV'94)*, number 801 in LNCS, pages 131–136, Stockholm, Sweden, May 2–6 1994. Springer.
- [122] G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.-M. Rocchisani. Mise en correspondance d'objets 3D par une approche mécanique: application aux images médicales multimodales. *Traitement du Signal*, 11(6):541–558, 1994.
- [123] G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.-M. Rocchisani. Rigid registration of 3-D objects by motion analysis. In *12th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'94)*, pages 579–581, Jérusalem, Israël, October 9–13 1994. IAPR.
- [124] G. Malandain and J.-M. Rocchisani. 3D superimposition of CT and SPECT images of the brain by a mechanical based method. In *European Association of Nuclear Medicine Congress*, Lisbon, Portugal, August 1992. Also in *European Journal of Nuclear Medicine* 19(8):624.
- [125] G. Malandain and J.-M. Rocchisani. Registration of 3D medical images using a mechanical based method. In *IEEE EMBS satellite symposium on 3D advanced image processing in medicine*, Rennes, France, November 2–4 1992.
- [126] Grégoire Malandain, Éric Bardinnet, Koen Nelissen, and Wim Vanduffel. Fusion of autoradiographs with an MR volume using 2-D and 3-D linear transformations. *NeuroImage*, 23(1):111–127, September 2004.
- [127] Grégoire Malandain and Jean-Daniel Boissonnat. Computing the diameter of a point set. *International Journal of Computational Geometry & Applications*, 12(6):489–510, December 2002.
- [128] J F Mangin, V Frouin, I Bloch, B Bendriem, and J Lopez-Krahe. Fast nonsupervised 3D registration of PET and MR images of the brain. *J Cereb Blood Flow Metab*, 14(5):749–62, September 1994.
- [129] J.F. Mangin, I. Bloch, J. López-Krahe, and V. Frouin. Chamfer distances in anisotropic 3D images. In *VII European Signal Processing Conference*, Edimburgh, UK, september 1994.

- [130] J.F. Mangin, V. Frouin, I. Bloch, J. Regis, and J. López-Krahe. From 3D magnetic resonance images to structural representations of the cortex topography using topology preserving deformations. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 5:297–318, 1995.
- [131] Charles R. Meyer, Gregg S. Leichtman, James A. Brunberg, Richard L. Wahl, and Leslie E. Quint. Simultaneous usage of homologous points, lines, and planes for optimal, 3-D, linear registration of multimodality imaging data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(1):1–11, 1995.
- [132] O. Migneco, G. Malandain, A. Roche, I. Dygai, F. Bussière, N. Ayache, and J. Darcourt. Absolute calibration of HMPAO SPECT using Xenon-133. In *European Association of Nuclear Medicine Meeting*, Paris, France, August 2000. *European Journal of Nuclear Medicine* 27(8):967.
- [133] Octave Migneco. *Contribution à l'Analyse d'Images de la Perfusion Cérébrale : Recalage, Fusion et Traitement Statistique*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, December 2001.
- [134] M.I. Miller and L. Younes. Group actions, homeomorphisms, and matching: A general framework. *International Journal of Computer Vision*, 2001.
- [135] F. Mourgues, F. Devernay, G. Malandain, and E. Coste-Manière. 3D+t modeling of coronary artery tree from standard non simultaneous angiograms. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of *LNCS*, pages 1320–1322, Utrecht, The Netherlands, October 2001.
- [136] C. Nikou, F. Heitz, and J.P. Armspach. Robust voxel similarity metrics for the registration of dissimilar single and multimodal images. *Pattern Recognition*, 32(8):1351–1368, 1999.
- [137] Christophoros Nikou. *Contributions au recalage d'images médicales multimodales: approches par fonctions de similarité robustes et modèles déformables sous contraintes statistiques*. Thèse de sciences, Université Louis Pasteur - Strasbourg I, May 1999.
- [138] S. Ourselin, A. Roche, S. Prima, and N. Ayache. Block matching: A general framework to improve robustness of rigid registration of medical images. In A.M. DiGioia and S. Delp, editors, *Third International Conference on Medical Robotics, Imaging And Computer Assisted Surgery (MICCAI 2000)*, volume 1935 of *Lectures Notes in Computer Science*, pages 557–566, Pittsburgh, Pennsylvanie USA, octobre 11-14 2000. Springer.
- [139] S. Ourselin, A. Roche, G. Subsol, X. Pennec, and N. Ayache. Reconstructing a 3D structure from serial histological sections. *Image and Vision Computing*, 19(1-2):25–31, January 2001.
- [140] Sébastien Ourselin. *Recalage d'images médicales par appariement de régions - Application à la construction d'atlas histologiques 3D*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, January 2002.
- [141] Athanasios Papoulis. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, New York, 2nd edition, 1984.
- [142] E. Parzen. On the estimation of a probability density function and the mode. *Annals of Mathematical Statistics*, 33:1065–1076, 1962.
- [143] C A Pelizzari, G T Chen, D R Spelbring, R R Weichselbaum, and C T Chen. Accurate three-dimensional registration of CT, PET, and/or MR images of the brain. *J Comput Assist Tomogr*, 13(1):20–6, Jan-Feb 1989.

- [144] X. Pennec. Evaluation of the uncertainty in various registration problems. In K.W. Bowyer, M.H. Loew, H. S. Stiehl, and M. Viergever, editors, *Methodology of Evaluation in Computational Medical Imaging*, pages 15–16, Dagstuhl, March 2001. Schloss Dagstuhl, Int. Conf. and Research Center for Computer Science. Dagstuhl Seminar 01111.
- [145] X. Pennec, N. Ayache, and J.-P. Thirion. Landmark-based registration using features identified through differential geometry. In I. Bankman, editor, *Handbook of Medical Imaging*, chapter 31, pages 499–513. Academic Press, September 2000.
- [146] A. Pitiot, G. Malandain, E. Bardenet, and P. Thompson. Piecewise affine registration of biological images. In J.C. Gee, J.B. A. Maintz, and M. W. Vannier, editors, *Second International Workshop on Biomedical Image Registration WBIR'03*, volume 2717 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 91–101, Philadelphia, PA, USA, 2003. Springer-Verlag. Also research report INRIA RR-4866.
- [147] Alain Pitiot. *Segmentation automatique des structures cérébrales s'appuyant sur des connaissances explicites*. Thèse de sciences, École des mines de Paris, November 2003.
- [148] Josien P W Pluim and J Michael Fitzpatrick. Image registration. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(11):1341–3, November 2003.
- [149] Helmut Pottmann, Stefan Leopoldseder, and Michael Hofer. Registration without ICP. *Computer Vision and Image Understanding*, 95(1):54–71, 2004.
- [150] F. Preparata and M. Shamos. *Computational Geometry, an Introduction*. Springer Verlag, 1986.
- [151] W.H. Press, B.P. Flannery, S.A. Teukolsky, and W.T. Vetterling. *Numerical Recipes in C*. Cambridge University Press, 1988.
- [152] Chris J. Pudney. Distance-ordered homotopic thinning: A skeletonization algorithm for 3D digital images. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(3):404–413, December 1998.
- [153] Ingemar Ragnemalm. The euclidean distance transform in arbitrary dimensions. *Pattern Recognition Letters*, 14(11):883–888, November 1993.
- [154] Anand Rangarajan, Haili Chui, Eric Mjolsness, Suguna Pappu, Lila Davachi, Patricia Goldman-Rakic, and James Duncan. A robust point-matching algorithm for autoradiograph alignment. *Medical Image Analysis*, 1(4):379–398, 1997.
- [155] C Rasch, I Barillot, P Remeijer, A Touw, M van Herk, and J V Lebesque. Definition of the prostate in CT and MRI: a multi-observer study. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 43(1):57–66, January 1999.
- [156] David Rey. *Détection et quantification de processus évolutifs dans des images médicales tridimensionnelles : application à la sclérose en plaques*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, October 2002.
- [157] David Rey, Gérard Subsol, Hervé Delingette, and Nicholas Ayache. Automatic detection and segmentation of evolving processes in 3D medical images: Application to multiple sclerosis. *Medical Image Analysis*, 6(2):163–179, June 2002.
- [158] Mauricio A. Reyes. *Respiratory Motion Compensation in Emission Tomography*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, December 2005.
- [159] Denis Riviere, Jean-Francois Mangin, Dimitri Papadopoulos-Orfanos, Jean-Marc Martinez, Vincent Frouin, and Jean Regis. Automatic recognition of cortical sulci of the human brain using a congregation of neural networks. *Med Image Anal*, 6(2):77–92, June 2002.

- [160] A. Roche, G. Malandain, and N. Ayache. Unifying maximum likelihood approaches in medical image registration. *International Journal of Imaging Systems and Technology: Special Issue on 3D Imaging*, 11(1):71–80, 2000.
- [161] A. Roche, G. Malandain, N. Ayache, and S. Prima. Towards a better comprehension of similarity measures used in medical image registration. In C. Taylor and A. Colchester, editors, *Proc. of 2nd Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'99)*, number 1679 in LNCS, pages 555–566, Cambridge, UK, September 1999. Springer Verlag.
- [162] A. Roche, G. Malandain, X. Pennec, and N. Ayache. The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration. In *Proc. of First Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'98)*, volume 1496 of LNCS, pages 1115–1124, Cambridge, USA, October 1998. Springer Verlag.
- [163] A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. Ayache. Rigid registration of 3D ultrasound with MR images: a new approach combining intensity and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(10):1038–1049, October 2001.
- [164] Alexis Roche. *Recalage d'images médicales par inférence statistique*. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, February 2001.
- [165] Peter Rogelj. *Non-Rigid Registration of Multi-Modality Images*. Ph.d. thesis, University of Ljubljana, December 2003.
- [166] Peter Rogelj and Stanislav Kovačič. Similarity measures for non-rigid registration. In M. Sonka and K. Hanson, editors, *Medical Imaging 2001: Image Processing*, volume 4322, pages 569–578, San Diego, California, USA, February 17-23 2001. SPIE.
- [167] Peter Rogelj, Stanislav Kovačič, and James C. Gee. Point similarity measures for non-rigid registration of multi-modal data. *Computer Vision and Image Understanding*, 92(1):112–140, 2003.
- [168] Gustavo K Rohde, Akram Aldroubi, and Benoit M Dawant. The adaptive bases algorithm for intensity-based nonrigid image registration. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(11):1470–9, November 2003.
- [169] M. Rosenblatt. Remark on some nonparametric estimates of a density function. *Annals of Mathematical Statistics*, 27:832–837, 1956.
- [170] J G Rosenman, E P Miller, G Tracton, and T J Cullip. Image registration: an essential part of radiation therapy treatment planning. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 40(1):197–205, January 1998.
- [171] Peter J. Rousseeuw and Annick M. Leroy. *Robust Regression and Outlier Detection*. John Wiley & Sons, New-York, 1987.
- [172] D. Rueckert, L. L. Sonoda, C. Hayes, D. L. G. Hill, M. O. Leach, and D. J. Hawkes. Non-rigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(8):712–721, 1999.
- [173] Neil Ryan, Conor Heneghan, and Philip de Chazal. Registration of digital retinal images using landmark correspondence by expectation maximization. *Image and Vision Computing*, 22(11):883–898, 2004.
- [174] T. Saito and J.i. Toriwaki. New algorithms for euclidean distance transformation of an n-dimensional digitized picture with applications. *Pattern Recognition*, 27(11):1551–1565, 1994.

- [175] David Sarrut and Serge Miguet. Similarity measures for image registration. In *European Workshop on Content-Based Multimedia Indexing*, pages 263–270, Toulouse, France, October 1999.
- [176] Yoshinobu Sato, Shin Nakajima, Nobuyuki Shiraga, Hideki Atsumi, Shigeyuki Yoshida, Thomas Koller, Guido Gerig, and Ron Kikinis. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Medical Image Analysis*, 2(2):143–168, June 1998.
- [177] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1982.
- [178] J. Serra. *Image analysis and mathematical morphology: theoretical advances*, volume 2. Academic Press, 1988.
- [179] Gregory C. Sharp, Sang W. Lee, and David K. Wehe. ICP registration using invariant features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(1):90–102, 2002.
- [180] Dinggang Shen and Christos Davatzikos. Hammer: hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration. *IEEE Trans Med Imaging*, 21(11):1421–39, November 2002.
- [181] J. G. Sled and G. B. Pike. Data acquisition and processing - understanding intensity non-uniformity in MRI. In William M. Wells, Alan Colchester, and Scott Delp, editors, *Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 1998)*, volume 1496 of *LNCS*, pages 614–622, Cambridge, UK, 1998. Springer.
- [182] J. G. Sled, A. P. Zijdenbos, and A. C. Evans. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17(1):87–97, 1998.
- [183] L. Soler. *Une nouvelle méthode de segmentation des structures anatomiques et pathologiques : application aux angioscanners 3D du foie pour la planification chirurgicale*. Thèse de sciences, université de Paris XI, Orsay, November 1998.
- [184] R. Stefanescu, O. Commowick, G. Malandain, P.-Y. Bondiau, N. Ayache, and X. Pennec. Non-rigid atlas to subject registration with pathologies for conformal brain radiotherapy. In C. Barillot, D.R. Haynor, and P. Hellier, editors, *Proc. of the 7th Int. Conf on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2004*, volume 3216 of *LNCS*, pages 704–711, Saint-Malo, France, September 2004. Springer Verlag.
- [185] Radu Stefanescu. *Parallel nonlinear registration of medical images with a priori information on anatomy and pathology*. Thèse de sciences, Université de Nice – Sophia-Antipolis, March 2005.
- [186] Jonathan Stoeckel. *Outils de classification pour l'aide au diagnostic : application à la maladie d'Alzheimer et à d'autres pathologies cérébrales*. Thèse de sciences, Ecole des Mines de Paris, March 2003.
- [187] C. Studholme, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, 1(32):71–86, 1999.
- [188] C Studholme, D.L.G. Hill, and D J Hawkes. Automated 3-D registration of MR and CT images of the head. *Med Image Anal*, 1(2):163–75, June 1996.
- [189] Marshall S Sussman and Graham A Wright. Factors affecting the correlation coefficient template matching algorithm with application to real-time 2-D coronary artery MR imaging. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(2):206–16, February 2003.

- [190] J. Talairach and P. Tournoux. *Co-Planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain*. Thieme, 1988.
- [191] J.-P. Thirion. New feature points based on geometric invariants for 3D image registration. *International Journal of Computer Vision*, 18(2):121–137, May 1996.
- [192] D’Arcy W. Thompson. *On Growth and Form*. Cambridge Univ. Pr., 1917.
- [193] M. Thonnat, S. Moisan, and M. Crubézy. Experience in integrating image processing programs. In Henrik Christensen, editor, *Proceeding of the 1st International Conference on Vision Systems*, Lecture Notes in Computer Science, Las Palmas, Gran Canaria, Spain, January 1998. Springer-Verlag.
- [194] Arthur W. Toga and John C. Mazziotta, editors. *Brain Mapping: the Systems*. Academic Press, 2000.
- [195] S T Treves, K D Mitchell, and I H Habboush. Three dimensional image alignment, registration and fusion. *Q J Nucl Med*, 42(2):83–92, June 1998.
- [196] J. Tsao. Correction to ‘interpolation artifacts in multimodality image registration based on maximization of mutual information’. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(9):1183, 2003.
- [197] Jeffrey Tsao. Interpolation artifacts in multimodality image registration based on maximization of mutual information. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(7):854–64, July 2003.
- [198] P. A. van den Elsen, J. B. A. Maintz, E-J. D. Pol, and M. A. Viergever. Automatic registration of CT and MR brain images using correlation of geometrical features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(2):384–396, 1995.
- [199] P.A. van den Elsen, E.J.D. Pol, and M.A. Viergever. Medical image matching - a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 12(4):26–39, march 1993.
- [200] M van Herk, K G Gilhuijs, J C de Munck, and A Touw. Effect of image artifacts, organ motion, and poor segmentation on the reliability and accuracy of three-dimensional chamfer matching. *Comput Aided Surg*, 2(6):346–55, 1997.
- [201] M van Herk and H M Kooy. Automatic three-dimensional correlation of CT-CT, CT-MRI, and CT-SPECT using chamfer matching. *Med Phys*, 21(7):1163–78, July 1994.
- [202] K. Van Leemput, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens. Automatic segmentation of brain tissues and MR bias field correction using a digital brain atlas. In *Proc. MICCAI’98*, volume 1496 of *LNCS*, pages 1222–1229, Cambridge, MA, USA, October 1998. Springer Verlag.
- [203] A. Venot, J.F. Lebruchec, and J.C. Roucayrol. A new class of similarity measures for robust image registration. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 28:176–184, 1984.
- [204] M A Viergever, J B Maintz, W J Niessen, H J Noordmans, J P W Pluim, R Stokking, and K L Vincken. Registration, segmentation, and visualization of multimodal brain images. *Comput Med Imaging Graph*, 25(2):147–51, Mar-Apr 2001.
- [205] P. Viola. *Alignment by Maximisation of Mutual Information*. Phd thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [206] P. Viola and W.M. Wells. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision*, 24:137–154, 1997.
- [207] F. Wang, B. C. Vemuri, M. Rao, and Y. Chen. A new and robust information theoretic measure and its application to image alignment. In Chris Taylor and Alison J. Noble, editors, *Information Processing in Medical Imaging*, volume 2732 of *LNCS*. Springer, 2003.

- [208] D A Weber and M Ivanovic. Correlative image registration. *Semin Nucl Med*, 24(4):311–23, October 1994.
- [209] J. West, J. M. Fitzpatrick, M. Y. Wang, B. M. Dawant, C. R. Maurer, Jr., R. M. Kessler, R. J. Maciunas, C. Barillot, D. Lemoine, A. Collignon, F. Maes, P. Suetens, D. Vandermeulen, P. A. van den Elsen, S. Napel, T. S. Sumanaweera, B. Harkness, P. F. Hemler, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, C. Studholme, J. B. A. Maintz, M. A. Viergever, G. Malandain, X. Pennec, M. E. Noz, G. Q. Maguire, Jr., M. Pollack, C. A. Pelizzari, R. A. Robb, D. Hanson, and R. P. Woods. Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 21(4):554–566, 1997.
- [210] J. West, J.M. Fitzpatrick, M.Y. Wang, B.M. Dawant, C.R. Maurer, R.M. Kessler, and R.J. Maciunas. Retrospective intermodality registration techniques for images of the head: Surface-based versus volume-based. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(2):144–150, February 1999.
- [211] R P Woods, S R Cherry, and J C Mazziotta. Rapid automated algorithm for aligning and reslicing PET images. *J Comput Assist Tomogr*, 16(4):620–33, Jul-Aug 1992.
- [212] R P Woods, S T Grafton, C J Holmes, S R Cherry, and J C Mazziotta. Automated image registration: I. general methods and intrasubject, intramodality validation. *J Comput Assist Tomogr*, 22(1):139–52, Jan-Feb 1998.
- [213] R P Woods, J C Mazziotta, and S R Cherry. MRI-PET registration with automated algorithm. *J Comput Assist Tomogr*, 17(4):536–46, Jul-Aug 1993.
- [214] Habib Zaidi, Marie-Louise Montandon, and Daniel O Slosman. Magnetic resonance imaging-guided attenuation and scatter corrections in three-dimensional brain positron emission tomography. *Med Phys*, 30(5):937–48, May 2003.
- [215] Zhengyou Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 13(2):119–152, 1994.
- [216] Barbara Zitová and Jan Flusser. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 21(11):977–1000, 2003.
- [217] L. Zollei, J. Fisher, and W.M. Wells. A unified statistical and information theoretic framework for multi-modal image registration. In Chris Taylor and Alison J. Noble, editors, *Information Processing in Medical Imaging*, volume 2732 of *LNCS*. Springer, 2003.

Chapitre 9

Documents associés

| | |
|---------------------------------------|---------|
| Encadrements et co-encadrements | page 83 |
| Liste des publications | page 87 |

Encadrements et co-encadrements

Thèses de sciences soutenues

1. Mauricio A. Reyes. Respiratory Motion Compensation in Emission Tomography. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, décembre 2005. Avec J. Darcourt.
2. Céline Fouard. Extraction de paramètres morphométriques pour l'étude du réseau microvasculaire cérébral. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, janvier 2005.
3. Pierre-Yves Bondiau. Mise en œuvre et évaluation d'outils de fusion d'image en radiothérapie. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, novembre 2004. Avec N. Ayache
4. Christophe Blondel. Modélisation 3D et 3D+t des artères coronaires à partir de séquences rotationnelles de projections rayons X. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia Antipolis, mars 2004. Avec N. Ayache et R. Vaillant.
5. Alain Pitiot. Segmentation automatique des structures cérébrales s'appuyant sur des connaissances explicites. Thèse de sciences, École des mines de Paris, November 2003. Avec N. Ayache et H. Delingette.
6. Jonathan Stoeckel. Outils de classification pour l'aide au diagnostic : application à la maladie d'Alzheimer et à d'autres pathologies cérébrales. Thèse de sciences, École des Mines de Paris, Mars 2003. Avec N. Ayache et J. Darcourt.
7. David Rey. Détection et quantification de processus évolutifs dans des images médicales tridimensionnelles : application à la sclérose en plaques. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, Octobre 2002. Avec N. Ayache et G. Subsol.
8. Sébastien Ourselin. Recalage d'images médicales par appariement de régions - Application à la construction d'atlas histologiques 3D. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, Janvier 2002. Avec N. Ayache et G. Subsol.
9. Octave Migneco. Contribution à l'Analyse d'Images de la Perfusion Cérébrale : Recalage, Fusion et Traitement Statistique. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, Décembre 2001. Avec J. Darcourt.
10. Alexis Roche. Recalage d'images médicales par inférence statistique. Thèse de sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, Février 2001. Avec N. Ayache.
11. Karl Krissian. Traitement multi-échelle : Applications à l'imagerie médicale et à la détection tridimensionnelle de vaisseaux. Thèse de sciences, université de Nice Sophia-Antipolis, janvier 2000. Avec N. Ayache.
12. Luc Soler. Une nouvelle méthode de segmentation des structures anatomiques et pathologiques : application aux angioscanners 3D du foie pour la planification chirurgicale. Thèse de sciences, université de Paris XI, Orsay, Novembre 1998. Avec N. Ayache et H. Delingette.

13. Sara Fernández-Vidal. Squelettes et outils de topologie discrète : application à l'imagerie médicale 3D. Thèse de sciences, université de Nice Sophia-Antipolis, septembre 1996. Avec N. Ayache.

Autre thèse soutenue

1. Pierre-Yves Bondiau. L'œil virtuel. Thèse de médecine, université de Nice Sophia-Antipolis, octobre 1996.

Stages passés: DEA, DESS, ...

1. Olivier Duhamel. Validation de modèles mathématiques en biologie à l'aide du traitement d'image. Rapport de Master, Université Paul Sabatier, Toulouse, 2005.
2. Heike Hufnagel. Non-linear 2D and 3D Registration Using Block-Matching and B-Splines. Diplomarbeit, University of Queensland, Lübeck, Germany, 2004.
3. Olivier Commowick. Utilisation d'atlas anatomiques numériques pour la cancérologie. Rapport de D.E.A., DEA MVA Cachan, 2003.
4. Jean-Marc d'Angelo. Etude des possibilités de quantification semi-automatique des structures vasculaires. DESS Télé-détection - Imagerie numérique, Toulouse, 2003.
5. Karen Bénézery. Recalage et fusion d'images scanner et IRM du pelvis : utilisation dans le traitement des tumeurs prostatique. Rapport de D.E.A., DEA Rayonnements et Imagerie en Médecine, Université Toulouse III, 2001.
6. Florence Perret. Correction et segmentation d'images appliquées à la radiothérapie. Rapport de fin d'étude, École Centrale de Paris, 2001.
7. Mikael Speranza. Synthèse de ralentis artificiels d'une séquence vidéo par interpolation d'image. DESS génie biomédical, Nice, 2001,
8. Gérald Bianchi. Réalité Augmentée en chirurgie hépatique. Rapport de D.E.A., DEA Informatique, Productique, Imagerie médicale – université Blaise Pascal Clermont-Ferrand II, 2000.
9. Yves Chau. Extraction automatique des structures arborescentes pulmonaires – Création semi-automatique des segments pulmonaires sur des images tomographiques normales. Rapport de D.E.A., DEA Algorithmique, Robotique, Automatique, Vision, Image et Signal – université de Nice-Sophia Antipolis, 2000.
10. Guillaume Flandin. Filtrage adaptatif par Analyse Tensorielle. Rapport de D.E.A., DEA Signal, Image, Acoustique - ENSEEIHT, Toulouse, 2000.
11. Aline Myx. Visualisation du déplacement des viscères pelviens par analyse d'images dans la chirurgie du prolapsus rectal. Rapport de D.E.A., DEA Signaux et Images en Biologie et Médecine - université d'Angers, 2000.
12. Nicolas Lambert. Logiciel d'aide à la protonthérapie des tumeurs oculaires. DESS génie biomédical, Nice, 1999.
13. Alejandro Ribés Cortés. Un système semi-automatique pour le recalage projectif, une application médicale. Rapport de D.E.A., université de Nice-Sophia Antipolis, septembre 1999.

14. Béatrice Frison. Segmentation des réseaux vasculaires à l'aide d'outils de topologie discrète. Rapport de stage de 2^e année de l'ESSI, Septembre 1998.
15. S. Jourdan. Étude statistique d'images SPECT fonctionnelles à l'aide du logiciel SPM. Rapport de D.E.A., université de Nice-Sophia Antipolis, Juin 1997.
16. P.-Y. Bondiau. Reconstruction informatique du globe oculaire à partir des images scanner, IRM et du FO : utilisation pour le traitement des tumeurs oculaires. Rapport de D.E.A., DEA de l'université de Toulouse III Paul Sabatier, septembre 1996.
17. K. Krissian. Diffusion anisotrope d'images cérébrales 3D et segmentation matière blanche / matière grise. Rapport de DEA, université de Paris IX, septembre 1996.
18. Sara Fernández-Vidal. Recalage d'images médicales multidimensionnelles : une approche mécanique. Rapport de D.E.A., Université de Nice Sophia-Antipolis, 1993.

Liste des publications

Thèse

1. G. Malandain. *Filtrage, topologie et mise en correspondance d'images médicales multidimensionnelles*. Thèse de sciences, École Centrale de Paris, Septembre 1992.

Articles de revues

1. J.-D. Boissonnat, R. Chaine, P. Frey, G. Malandain, S. Salmon, E. Saltel, and M. Thiriet. *From arteriographies to computational flow in saccular aneurisms: the INRIA experience*. *Medical Image Analysis*, 9(2):133-143, April 2005.
2. Pierre-Yves Bondiau, Grégoire Malandain, Stéphane Chanalet, Pierre-Yves Marcy, Jean-Louis Habrand, Francois Fauchon, Philippe Paquis, Adel Courdi, Olivier Commowick, Isabelle Rutten, and Nicholas Ayache. *Atlas-based automatic segmentation of MR images: validation study on the brainstem in radiotherapy context*. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 61(1):289-98, January 2005.
3. Olivier Clatz, Maxime Sermesant, Pierre-Yves Bondiau, Hervé Delingette, Simon K. Warfield, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *Realistic Simulation of the 3D Growth of Brain Tumors in MR Images Including Diffusion and Mass Effect*. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2005.
4. Céline Fouard and Grégoire Malandain. *3-D chamfer distances and norms in anisotropic grids*. *Image and Vision Computing*, 23(2):143-158, February 2005.
5. Alain Pitiot, Eric Bardinet, Paul M. Thompson, and Grégoire Malandain. *Piecewise Affine Registration of Biological Images for Volume Reconstruction*. *Medical Image Analysis*, 2005.
6. Christophe Blondel, Régis Vaillant, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *3-D tomographic reconstruction of coronary arteries using a precomputed 4-D motion field*. *Physics in Medicine and Biology*, 49(11):2197-2208, 2004.
7. P.Y. Bondiau, G. Malandain, S. Chanalet, P.Y. Marcy, C. Foa, and N. Ayache. *Traitement des images et radiothérapie*. *Cancer/Radiothérapie*, 8(2):120-129, 2004.
8. C. Lebrun, D. Rey, S. Chanalet, V. Bourg, M. Chatel, N. Ayache, and G. Malandain. *Intérêt du recalage automatique des IRM cérébrales dans le suivi et la décision*. *Revue Neurologique*, 160(8-9):805-810, septembre 2004.
9. Grégoire Malandain, Eric Bardinet, Koen Nelissen, and Wim Vanduffel. *Fusion of autoradiographs with an MR volume using 2-D and 3-D linear transformations*. *NeuroImage*, 23(1):111-127, 2004.

10. R.R. Peeters, P. Kornprobst, M. Nikolova, S. Sunaert, T. Vieville, G. Malandain, R. Deriche, O. Faugerat, M. Ng, and P. Van Hecke. *The use of superresolution techniques to reduce slice thickness in functional MRI*. International Journal of Imaging Systems and Technology (IJIST), Special issue on High Resolution Image Reconstruction, 14(3):131-138, 2004.
11. Pierre-Yves Bondiau, Grégoire Malandain, Pierre Chauvel, Frédérique Peyrade, Adel Courdi, Nicole Iborra, Jean-Pierre Caujolle, and Pierre Gastaud. *Automatic three-dimensional model for protontherapy of the eye: Preliminary results*. Medical Physics, 30(6):1013-1020, June 2003.
12. P. Hellier, C. Barillot, I. Corouge, B. Gibaud, G. Le Goualher, D.L. Collins, A. Evans, G. Malandain, N. Ayache, G.E. Christensen, and H.J. Johnson. *Retrospective evaluation of inter-subject brain registration*. IEEE Trans. on Medical Imaging, 22(9):1120-1130, 2003.
13. J. Montagnat, M. Sermesant, H. Delingette, G. Malandain, and N. Ayache. *Anisotropic filtering for model-based segmentation of 4D cylindrical echocardiographic images*. Pattern Recognition Letters - Special Issue on Ultrasonic Image Processing and Analysis, 24(4-5):815-828, February 2003.
14. Grégoire Malandain and Jean-Daniel Boissonnat. *Computing the Diameter of a Point Set*. International Journal of Computational Geometry & Applications, 12(6):489-510, 2002.
15. O. Migneco, M. Benoit, P.M. Koulibaly, I. Dygai, C. Bertogliati, P. Desvignes, Ph. Robert, G. Malandain, F. Bussière, and J. Darcourt. *Perfusion brain SPECT and Statistical Parametric Mapping analysis indicate that apathy is a cingulate syndrome: a study in Alzheimer's disease and non-demented patients*. Neuroimage, 13:896-902, 2001.
16. A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. Ayache. *Rigid Registration of 3D Ultrasound with MR Images: a New Approach Combining Intensity and Gradient Information*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 20(10):1038-1049, October 2001.
17. J. Stoeckel, J.-B. Poline, G. Malandain, N. Ayache, and J. Darcourt. *Smoothness and degrees of freedom restrictions when using SPM 99*. NeuroImage, 13(6):259, June 2001.
18. K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussset. *Model-Based Detection of Tubular Structures in 3D Images*. Computer Vision and Image Understanding, 80(2):130-171, 2000.
19. A. Roche, G. Malandain, and N. Ayache. *Unifying Maximum Likelihood Approaches in Medical Image Registration*. International Journal of Imaging Systems and Technology: Special Issue on 3D Imaging, 11(1):71-80, 2000.
20. G. Malandain and S. Fernández-Vidal. *Euclidean Skeletons*. Image and Vision Computing, 16(5):317-327, April 1998.
21. L. Robert and G. Malandain. *Fast Binary Image Processing Using Binary Decision Diagrams*. Computer Vision and Image Understanding, 72(1):1-9, October 1998.
22. L. Soler, G. Malandain, and H. Delingette. *Segmentation automatique: application aux angioscanners 3D du foie*. Traitement du signal, 15(5):411-431, 1998.
23. P Chauvel, W Sauerwein, N Bornfeld, W Friedrichs, N Brassart, A Courdi, J Herault, J P Pignol, P Y Bondiau, and G Malandain. *Clinical and technical requirements for proton treatment planning of ocular diseases. The SERAG (South Europe Radiotherapy Group)*. Front Radiat Ther Oncol, 30:133-42, 1997.
24. J. Feldmar, J. Declerck, G. Malandain, and N. Ayache. *Extension of the ICP Algorithm*

- to Non-Rigid Intensity-Based Registration of 3D Volumes*. Computer Vision and Image Understanding, 66(2):193–206, May 1997.
25. L Picard, E Maurincomme, M Soderman, J Feldmar, R Anxionnat, L Launay, K Ericson, G Malandain, S Bracard, E Kerrien, O Flodmark, and N Ayache. *X-ray angiography in stereotactic conditions: techniques and interest for interventional neuroradiology*. Stereotact Funct Neurosurg, 68(1-4 Pt 1):117-20, 1997.
 26. J. West, J. M. Fitzpatrick, M. Y. Wang, B. M. Dawant, C. R. Maurer, Jr., R. M. Kessler, R. J. Maciunas, C. Barillot, D. Lemoine, A. Collignon, F. Maes, P. Suetens, D. Vandermeulen, P. A. van den Elsen, S. Napel, T. S. Sumanaweera, B. Harkness, P. F. Hemler, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, C. Studholme, J. B. A. Maintz, M. A. Viergever, G. Malandain, X. Pennec, M. E. Noz, G. Q. Maguire, Jr., M. Pollack, C. A. Pelizzari, R. A. Robb, D. Hanson, and R. P. Woods. *Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques*. Journal of Computer Assisted Tomography, 21:554–566, 1997.
 27. G. Bertrand and G. Malandain. *A note on “Building skeleton models via 3D medial surface-axis thinning algorithms”*. Graphical Models and Image Processing, 57(6):537–538, November 1995.
 28. G. Bertrand and G. Malandain. *A new characterization of three-dimensional simple points*. Pattern Recognition Letters, 15(2):169–175, February 1994.
 29. G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.M. Rocchisani. *Mise en correspondance d’objets 3D par une approche mécanique : application aux images médicales multimodales*. Traitement du Signal, 11(6):541–558, 1994.
 30. G. Malandain, G. Bertrand, and N. Ayache. *Topological segmentation of discrete surfaces*. International Journal of Computer Vision, 10(2):183–197, 1993.
 31. O. Monga, R. Deriche, G. Malandain, and J.-P. Cocquerez. *Recursive filtering and edge tracking: two primary tools for 3-D edge detection*. Image and Vision Computing, 9(4):203–214, August 1991.
 32. J.-M Rocchisani, O. Monga, R. Deriche, and G. Malandain. *Automatic multidimensional segmentation of nuclear medicine images using fast recursive filters*. European Journal of Nuclear Medicine, 16:419, 1990.

Articles de conférence

Conférences internationales avec comité de lecture

1. Eric Bardinnet, Didier Dormont, Grégoire Malandain, Manik Bhattacharjee, Bernard Pidoux, Christian Saleh, Philippe Cornu, Nicholas Ayache, Yves Agid, and Jérôme Yelnik. *Retrospective cross-evaluation of an histological and deformable 3D atlas of the basal ganglia on series of Parkinsonian patients treated by deep brain stimulation (DBS)*. In J. Duncan and G. Gerig, editors, Proceedings of MICCAI’05, LNCS, Palm Springs, California, 2005. Springer Verlag.
2. Arnaud Charnoz, Vincent Agnus, Grégoire Malandain, Clément Forest, Mohamed Tajine, and Luc Soler. *Liver registration for the follow-up of hepatic tumors*. In J. Duncan and G. Gerig, editors, Proceedings of MICCAI’05, LNCS, Palm Springs, California, 2005. Springer Verlag.

3. Arnaud Charnoz, Vincent Agnus, Grégoire Malandain, Luc Soler, and Mohamed Tajine. *Tree Matching Applied to Vascular System*. In Luc Brun and Mario Vento, editors, *Graph-Based Representations in Pattern Recognition*, volume 3434 of LNCS, pages 183-192, 2005. Springer.
4. Arnaud Charnoz, Vincent Agnus, Grégoire Malandain, Luc Soler, and Mohamed Tajine. *Vascular system matching validated on the liver*. In Gary Christensen and Milan Sonka, editors, *Proc. of Information Processing in Medical Imaging 2005 (IPMI'05)*, LNCS, Glenwood springs, Colorado, USA, July 2005. Springer.
5. Olivier Commowick, Radu Stefanescu, Pierre Fillard, Vincent Arsigny, Xavier Pennec, and Grégoire Malandain. *Incorporating Statistical Measures of Anatomical Variability in Atlas-to-Subject Registration for Conformal Brain Radiotherapy*. In J. Duncan and G. Gerig, editors, *Proceedings of MICCAI'05*, LNCS, October 2005. Springer Verlag.
6. Mauricio Reyes, Grégoire Malandain, Jacques Darcourt, and Pierre Malick Koulibaly. *Respiratory Motion Correction in Emission Tomography Imaging*. In *Fully Three-Dimensional Image Reconstruction Meeting in Radiology and Nuclear Medicine*, Salt Lake City, Utah, USA, July 2005.
7. Mauricio Reyes, Grégoire Malandain, Pierre Malick Koulibaly, Miguel A. Gonza'lez Ballester, and Jacques Darcourt. *Respiratory Motion Correction in Emission Tomography Image Reconstruction*. In J. Duncan and G. Gerig, editors, *Proceedings of MICCAI'05*, LNCS, Palm Springs, California, 2005. Springer Verlag.
8. O. Clatz, P.Y. Bondiau, H.Delingette, G. Malandain, M. Sermesant, S. K. Warfield, and N. Ayache. *In Silico Tumor Growth: Application to Glioblastomas*. In C. Barillot, D.R. Haynor, and P. Hellier, editors, *Proc. of the 7th Int. Conf on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2004 (2)*, volume 3217 of LNCS, Saint-Malo, France, pages 337-345, September 2004. Springer Verlag.
9. Guillaume Dugas-Phocion, Miguel Angel González Ballester, Christine Lebrun, Stéphane Chanalet, Caroline Bensa, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *Hierarchical Segmentation of Multiple Sclerosis Lesions in Multi-Sequence MRI*. In *International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro (ISBI'04)*, Arlington, VA, USA, April 2004. IEEE.
10. Guillaume Dugas-Phocion, Miguel Angel González Ballester, Grégoire Malandain, Christine Lebrun, and Nicholas Ayache. *Improved EM-Based Tissue Segmentation and Partial Volume Effect Quantification in Multi-Sequence Brain MRI*. In *Proc. of MICCAI'04, Lecture Notes in Computer Science*, Saint-Malo, France, September 2004. Springer.
11. Céline Fouard, Grégoire Malandain, Stefen Prohaska, Malte Westerhoff, Francis Cassot, Christophe Mazel, Didier Asselot, and Jean-Pierre Marc-Vergnes. *Skeletonization by blocks for large datasets: application to brain microcirculation*. In *International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro (ISBI'04)*, Arlington, VA, USA, April 2004. IEEE.
12. N. Savoie, G. Le Goualher, A. Perchant, F. Lacombe, G. Malandain, and N. Ayache. *Measuring Blood Cells Velocity In Microvessels From a Single Image: Application To In Vivo and In Situ Confocal Microscopy*. In *ISBI'04, Arlington (USA)*, April 2004.
13. R. Stefanescu, O. Commowick, G. Malandain, P.-Y. Bondiau, N. Ayache, and X. Pennec. *Non-Rigid Atlas to Subject Registration with Pathologies for Conformal Brain Radiotherapy*. In C. Barillot, D.R. Haynor, and P. Hellier, editors, *Proc. of the 7th Int. Conf on*

- Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2004, volume 3216 of LNCS, Saint-Malo, France, pages 704-711, September 2004. Springer Verlag.
14. Jonathan Stoeckel, Nicholas Ayache, Grégoire Malandain, Pierre M. Koulibaly, Klaus P. Ebmeier, and Jacques Darcourt. *Automatic Classification of SPECT Images of Alzheimer's Disease Patients and Control Subjects*. In Christian Barillot, David Haynor, and Pierre Hellier, editors, Proc. of MICCAI'04, volume 3217 of LNCS, Saint-Malo, France, pages 654-662, September 2004. Springer Verlag.
 15. C. Blondel, G. Malandain, R. Vaillant, F. Devernay, È. Coste-Manière, and N. Ayache. *4D Tomographic Representation of Coronary Arteries From One Rotational X-ray Sequence*. In Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 2003), LNCS, Montréal, Canada, 2003. Springer.
 16. C. Blondel, R. Vaillant, G. Malandain, and N. Ayache. *3D tomographic reconstruction of coronary arteries using a precomputed 4D motion field*. In Yves Bizais, editor, Proceedings of the VIIth International Conference on Fully 3D Reconstruction In Radiology and Nuclear Medicine, Saint-Malo, France, July 2003.
 17. Céline Fouard and Grégoire Malandain. *Systematized calculation of optimal coefficients of 3-D chamfer norms*. In Ingela Nyström, Gabriella Sanniti di Baja, and Stina Svensson, editors, Proc. of DGCI'03, 2886, Napoly, Italy, pages 214-223, November 2003. LNCS 2886.
 18. C. Kenwright, E. Bardinnet, S.A. Hojjat, G. Malandain, N. Ayache, and A.C.F. Colchester. *2D to 3D Refinement of Post Mortem Optical and MRI Co-Registration*. In Randy E. Ellis and Terry M. Peters, editors, Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 2003), volume 2879 of LNCS, Montreal, Canada, pages 935-944, November 2003. Springer Verlag.
 19. G. Malandain and E. Bardinnet. *Fusion of autoradiographies with an MR volume using 2-D and 3-D linear transformations*. In Chris Taylor and Alison Noble, editors, Proceedings of Information Processing in Medical Imaging (IPMI'03), volume 2732 of LNCS, pages 487-498, 2003. Springer.
 20. Grégoire Malandain and Eric Bardinnet. *Intensity compensation within series of images*. In Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 2003), LNCS, Montréal, Canada, 2003. Springer.
 21. A. Pitiot, G. Malandain, E. Bardinnet, and P. Thompson. *Piecewise Affine Registration of Biological Images*. In Second International Workshop on Biomedical Image Registration WBIR'03, 2003.
 22. Eric Bardinnet, Sébastien Ourselin, Didier Dormont, Grégoire Malandain, Dominique Tandé, Karine Parain, Nicholas Ayache, and Jérôme Yelnik. *Co-registration of histological, optical and MR data of the human brain*. In Takeyoshi Dohi and Ron Kikinis, editors, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'02), volume 2488 of LNCS, Tokyo, pages 548-555, September 2002. Springer.
 23. Eric Bardinnet, Sébastien Ourselin, Grégoire Malandain, Dominique Tandé, Karine Parain, Nicholas Ayache, and Jérôme Yelnik. *Three dimensional functional cartography of the human basal ganglia by registration of optical and histological serial sections*. In IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, Washington, USA, pages 329-332, 2002.
 24. Guillaume Flandin, Ferath Kherif, Xavier Pennec, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, and Jean-Baptiste Poline. *Improved Detection Sensitivity in Functional MRI Data using*

- a Brain Parcelling Technique*. In Takeyoshi Dohi and Ron Kikinis, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'02)*, volume 2488 of LNCS, Tokyo, pages 467–474, September 2002. Springer.
25. Grégoire Malandain and Jean-Daniel Boissonnat. *Computing the Diameter of a Point Set*. In A. Braquelaire, J.-O. Lachaud, and A. Vialard, editors, *Discrete Geometry for Computer Imagery (DGCI 2002)*, volume 2301 of LNCS, Bordeaux, France, 2002. Springer.
 26. P. Hellier, C. Barillot, I. Corouge, B. Giraud, G. Le Goualher, L. Collins, A. Evans, G. Malandain, and N. Ayache. *Retrospective Evaluation of Inter-subject Brain registration*. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of LNCS, Utrecht, The Netherlands, pages 258–265, October 2001.
 27. F. Mourgues, F. Devernay, G. Malandain, and E. Coste-Manière. *3D+t Modeling of Coronary Artery Tree from Standard Non Simultaneous Angiograms*. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of LNCS, Utrecht, The Netherlands, pages 1320–1322, October 2001.
 28. S. Ourselin, E. Bardinet, D. Dormont, G. Malandain, A. Roche, N. Ayache, D. Tande, K. Parain, and J. Yelnik. *Fusion of histological sections and MR images: towards the construction of an atlas of the human basal ganglia*. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of LNCS, Utrecht, The Netherlands, pages 743–751, October 2001.
 29. David Rey, Jonathan Stoeckel, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *A Spatio-temporal Model-based Statistical Approach to Detect Evolving Multiple Sclerosis Lesions*. In *IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis, MMBIA'01*, Kauai, Hawaii, USA, December 2001.
 30. D. Rey, J. Stoeckel, G. Malandain, and N. Ayache. *Using SPM to Detect Evolving MS Lesions*. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of LNCS, Utrecht, The Netherlands, pages 1232–1234, October 2001.
 31. J. Stoeckel, G. Malandain, O. Migneco, P.M. Koulibaly, P. Robert, N. Ayache, and J. Darcourt. *Classification of SPECT Images of Normal Subjects versus Images of Alzheimer's Disease Patients*. In W.J. Niessen and M.A. Viergever, editors, *4th Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01)*, volume 2208 of LNCS, Utrecht, The Netherlands, pages 666–674, October 2001.
 32. S. Fernández-Vidal, E. Bardinet, G. Malandain, S. Damas, and N.P. de la Blanca Capilla. *Object Representation and Comparison Inferred from Its Medial Axis*. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2000)*, Barcelone, Espagne, pages Vol I: 712–715, septembre 2000.
 33. A. Roche, X. Pennec, M. Rudolph, D. P. Auer, G. Malandain, S. Ourselin, L. M. Auer, and N. Ayache. *Generalized Correlation Ratio for Rigid Registration of 3D Ultrasound with MR Images*. In A.M. DiGioia and S. Delp, editors, *Proc. of the 3rd Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'00)*, volume 1935 of LNCS, Pittsburgh, Pennsylvanie, USA, pages 567–577, October 11-14 2000.
 34. J. Montagnat, H. Delingette, and G. Malandain. *Cylindrical Echocardiographic Images Seg-*

- mentation based on 3D Deformable Models*. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'99), volume 1679 of Lectures Notes in Computer Science, Cambridge, UK, pages 168–175, September 1999. Springer.
35. A. Roche, G. Malandain, N. Ayache, and S. Prima. *Towards a Better Comprehension of Similarity Measures used in Medical Image Registration*. In C. Taylor and A. Colchester, editors, Proc. of 2nd Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'99), number 1679 of LNCS, Cambridge, UK, pages 555-566, September 1999. Springer Verlag.
 36. K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussel. *Model-Based Multiscale Detection of 3D Vessels*. In B. Vemuri, editor, Proc. of Workshop on Biomedical Image Analysis WBIA'98, Santa Barbara, pages 202-208, 1998.
 37. K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussel. *Model-Based Multiscale Detection of 3D Vessels*. In Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'98, Santa Barbara, pages 722-727, 1998.
 38. A. Roche, G. Malandain, X. Pennec, and N. Ayache. *The Correlation Ratio as a New Similarity Measure for Multimodal Image Registration*. In Proc. of First Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'98), volume 1496 of LNCS, Cambridge, USA, pages 1115–1124, October 1998. Springer Verlag.
 39. P.-Y. Bondiau and G. Malandain. *Eye Reconstruction and CT-Retinography Fusion for Proton Treatment Planning of Ocular Diseases*. In proceedings of CVRMed-MRCAS'97, Grenoble, France, pages 705–714, March 1997. Note: Springer, LNCS 1205.
 40. J. Feldmar, G. Malandain, N. Ayache, S. Fernández-Vidal, E. Maurincomme, and Y. Troussel. *Matching 3D MR Angiography Data and 2D X-ray Angiograms*. In CVRMed-MRCAS'97, Grenoble, France, pages 129–138, March 1997. Note: Springer, LNCS 1205.
 41. K. Krissian, G. Malandain, and N. Ayache. *Directional Anisotropic Diffusion Applied to Segmentation of Vessels in 3D Images*. In Scale-Space Theory in Computer Vision (Scale-Space'97), Utrecht, The Netherlands, pages 345–348, July 1997. Note: Springer, LNCS 1252.
 42. O. Migneco, J.-P. Thirion, M. Benoit, G. Malandain, P. Robert, N. Ayache, and J. Darcourt. *SPECT memory activation studies thanks to non-rigid automated 3D image registration*. In CVRMed-MRCAS'97, Grenoble, France, pages 487–490, March 1997. Note: Springer, LNCS 1205.
 43. L. Robert and G. Malandain. *Fast Binary Image Processing Using Binary Decision Diagrams*. In Computer Vision and Pattern Recognition, Puerto Rico, pages 97–102, June 1997. IEEE.
 44. J. Feldmar, G. Malandain, J. Declerck, and N. Ayache. *Extension of the ICP Algorithm to Non-Rigid Intensity-Based Registration of 3D Volumes*. In Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis, San Francisco, California, USA, June 21-22 1996.
 45. S. Fernández-Vidal and G. Malandain. *Digital euclidean skeleton in n-D*. In 9th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA'95), Uppsala, Sweden, pages 517–524, June 1995. IAPR.
 46. G. Malandain and S. Fernández-Vidal. *Topologically correct skeleton in n - D*. In 5th Discrete Geometry for Computer Imagery (DGCI'95), Clermont-Ferrand, France, pages 199–208, September 1995.

47. G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.-M. Rocchisani. *Improving Registration of 3-D Medical Images Using a Mechanical Based Method*. In 3rd European Conference on Computer Vision (ECCV'94), volume 801, Stockholm, Sweden, pages 131–136, May 2–6 1994. Note: LNCS.
48. G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.-M. Rocchisani. *Rigid Registration of 3-D Objects by Motion Analysis*. In 12th International Conference on Pattern Recognition, Jérusalem, Israël, pages 579–581, October 9–13 1994. IAPR.
49. G. Bertrand and G. Malandain. *A new topological segmentation of discrete surfaces*. In 2nd European Conference on Computer Vision (ECCV 92), pages 710–711, May 18–23 1992. Note: Santa Margherita, Ligure, Italy.
50. G. Malandain and G. Bertrand. *Fast characterization of 3D simple points*. In IAPR 11th International Conference on Pattern Recognition, The Hague, The Netherlands, August 30 – September 3 1992.
51. G. Malandain, G. Bertrand, and N. Ayache. *Topological classification in digital space*. In A.C.F. Colchester and D.J. Hawkes, editors, XIIth international conference on Information Processing in Medical Imaging (IPMI), Wye, Kent, England, pages 300–313, July 1991. Note: Lecture notes in Computer Science 511, Heidelberg, Springer Verlag.
52. G. Malandain, G. Bertrand, and N. Ayache. *Topological segmentation of discrete surfaces*. In Proceedings of the conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Lahaina, Maui, Hawaii, pages 444–449, June 3–6 1991. IEEE.
53. O. Monga, R. Deriche, G. Malandain, and J.P. Cocquerez. *3-D edge detection by recursive filtering and edge tracking*. In 10th International Conference on Pattern Recognition, Atlantic City, USA, June 17–21 1990.
54. O. Monga, R. Deriche, G. Malandain, and J.P. Cocquerez. *Recursive filtering and edge closing: two primary tools for 3-D edge detection*. In 1st European Conference on Computer Vision (ECCV'90), Nice, France, April 1990. Note: Lecture notes in computer science 427, Springer verlag.

Conférences nationales avec comité de lecture

1. Céline Fouard, Grégoire Malandain, Stefen Prohaska, Malte Westerhoff, Francis Cassot, Christophe Mazel, Didier Asselot, and Jean-Pierre Marc-Vergnes. *Squelettisation par blocs pour des grands volumes de données 3D: application à la microcirculation cérébrale*. In Proc. of RFIA'04, Toulouse, France, 2004.
2. L. Soler, G. Malandain, and H. Delingette. *Segmentation automatique: application aux angioscanners 3D du foie*. In Proceedings of Sixth Orasis conference (ORASIS'97), La Colle-sur-Loup, France, 1997.
3. S. Fernández-Vidal and G. Malandain. *Squelettes euclidiens d'objets n-dimensionnels*. In 10ème Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'96), Rennes, France, 16-18 janvier 1996. AFCET - AFIA.

Autres conférences

1. H. Hufnagel, X. Pennec, G. Malandain, H. Handels, and N. Ayache. *Non-Linear 2D and 3D Registration Using Block-Matching and B-Splines*. In Bildverarbeitung fuer die Medizin 2005, Heidelberg, Germany, March 2005. Deutsches Krebsforschungszentrum.

2. Mauricio A. Reyes, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, Jacques Darcourt, and Pierre M. Koulibaly. *Respiratory Motion Compensation within Emission Tomographic Reconstruction*. In 52nd Annual Meeting of the Society of Nuclear Medicine, Toronto, Canada, June 2005.
3. PY Bondiau, G Malandain, O Commowick, PY Marcy, S Chanalet, and N Ayache. *Atlas-based Automatic Segmentation of MR Images: Validation Study on the Brainstem in Radiotherapy Context*. In 90th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America (RSNA), Chicago, 2004.
4. Caroline Bensa, Grégoire Malandain, Stéphane Chanalet, Christelle Bertogliati, Octave Migneco, Marcel Chatel, and Christine Lebrun. *Multiple Sclerosis and Mild Cognitive Impairment*. In American Academy of Neurology, 56th Annual Meeting, San Francisco, California, April-May 2004.
5. PY Bondiau, G Malandain, O Commowick, PY Marcy, S Chanalet, and N Ayache. *Atlas-based Automatic Segmentation of MR Images: Validation Study on the Brainstem in Radiotherapy*. In 90th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America (RSNA), Chicago, 2004.
6. Guillaume Dugas-Phocion, Miguel Angel González Ballester, Christine Lebrun, Stéphane Chanalet, Caroline Bensa, and Grégoire Malandain. *Segmentation automatique des hypersignaux de la substance blanche (HSB) sur des IRM T2 FLAIR de patients atteints de forme rémittente de sclérose en plaques*. In Journées de Neurologie de Langue Française, Strasbourg, France, April 2004.
7. Christine Lebrun, Caroline Bensa, Grégoire Malandain, Christelle Bertogliati, Octave Migneco, and M.-N. Magnie. *Sclérose en plaque et troubles cognitifs mineurs*. In Journées de Neurologie de Langue Française, Strasbourg, France, April 2004.
8. C. Bensa, S. Chanalet, G. Malandain, C. Bertogliati, P. Bedoucha, M.N. Mauro, C. Chatel, and C. Lebrun. *Sclérose en plaques et troubles cognitifs mineurs*. In Journées de Neurologie de Langue Française, Nantes, avril 2003. Note: Revue Neurologique, tome 159, page 2S63
9. C. Bensa, S. Chanalet, G. Malandain, C. Bertogliatti, P. Bedoucha, M.N. Magnié, M. Chatel, and C. Lebrun. *Multiple sclerosis and mild cognitive impairment*. In 19th Congress of the European Committee for Treatment and Research in Multiple Sclerosis (ECTRIMS), Milan, Italy, September 2003. Note: Multiple Sclerosis, P545, pp S136.
10. C. Blondel, G. Malandain, R. Vaillant, and N. Ayache. *4D deformation field of coronary arteries from monoplane rotational X-ray angiography*. In Computer Assisted Radiology and Surgery 2003 Proceedings, volume 1256 of ICS, Londres, United Kingdom, June 2003. Elsevier.
11. C. Lebrun, D. Rey, S. Chanalet, N. Ayache, M. Chatel, and G. Malandain. *First validation experiments of a 3-D automatic algorithm based on a vector field analysis to detect and quantify volume variation of multiple sclerosis lesions*. In 19th Congress of the European Committee for Treatment and Research in Multiple Sclerosis (ECTRIMS), Milan, Italy, September 2003. Note: Multiple Sclerosis, P455, pp S112.
12. C. Lebrun, D. Rey, S. Chanalet, V. Bourg, M. Chatel, N. Ayache, and G. Malandain. *Intérêt du recalage automatique des IRM cérébrales dans le suivi et la décision thérapeutique : application à la sclérose en plaques*. In 10èmes Journées Jean-Denis-Degos Thérapeutique et Neurologie, December 2003. Société Française de Neurologie.

13. Jérôme Yelnik, Eric Bardinnet, Didier Dormont, Chantal François, Dominique Tandé, Carine Parain, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, Etienne Hirsch, and Yves Agid. *Delineation of the basal ganglia in MR images of patients by automatic registration of a multimodal atlas based on histological and MR data*. In NeuroImage (HBM'03), New York, USA, 2003.
14. Christophe Blondel, Régis Vaillant, Frédéric Devernay, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *Automatic trinocular 3D reconstruction of coronary artery centerlines from rotational X-ray angiography*. In Computer Assisted Radiology and Surgery 2002 Proceedings, Paris, June 2002. Springer Publishers, Heidelberg. Note: International Symposium on Cardiovascular Imaging - Invasive Coronary and Vascular Imaging.
15. Jean-Daniel Boissonnat, Raphaele Chaine, P. Frey, G. Malandain, F. Nicoud, S. Salmon, E. Saltel, and M. Thiriet. *From medical images to computational meshes*. In Marc Thiriet, editor, Conference on Modelling and Simulation for Computer-aided Medicine and Surgery (MS4CMS'02), volume 12 of ESAIM: PROC, pages 1–7, 2002. European Series in Applied and Industrial Mathematics.
16. P.-Y. Bondiau, G. Malandain, P.-Y. Marcy, F. Peyrade, M. Frenay, and J.-P. Gérard. *Contourage automatique de l'encéphale utilisant la fusion d'image avec atlas : résultats sur 3 patients*. In 13ème Congrès National de la Société Française de Radiothérapie Oncologique (SFRO), Bordeaux, November 2002.
17. Jérôme Yelnik, Eric Bardinnet, Didier Dormont, Chantal François, Dominique Tandé, Carine Parain, Sébastien Ourselin, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, and Etienne Hirsch. *Elaboration of a three-dimensional, functional and registrable atlas of the human basal ganglia*. In 3rd Forum of European Neuroscience, Paris, July 2002. The Federation of European Neuroscience Societies (FENS).
18. P.Y. Bondiau, O. Ostapiak, G. Malandain, T. Toubiana, K. Benezery, J.M. Hannoun-Levi, R.J. Bensadoun, A. Courdi, D. Leschi, P. Chauvel, and J.P. Gerard. *Fusion de la tomographie par émission de positons (TEP) fonctionnelle et du Scanner dosimétrique : Etude de faisabilité pour le traitement des tumeurs cérébrales*. In Proc. du premier atelier de radiothérapie assistée par l'image, Nice, 4 et 5 mai 2001. SFRO.
19. K. Bénézery, F. Perret, P.-Y. Bondiau, G. Malandain, and N. Ayache. *Recalage et Fusion d'images Scanner et IRM du pelvis : utilisation dans le traitement du cancer de la prostate*. In 12ème Congrès de la Société Française de Radiothérapie Oncologique (SFRO), Paris, 22-23 Novembre 2001.
20. Y. Chau, D. Rey, G. Malandain, C. Raffaelli, and B. Padovani. *Extraction automatique des structures arborescentes pulmonaires, semi-automatique des segments pulmonaires à partir de TDM thoraciques normales*. In Journées Françaises de Radiologie, JFR'2001, Paris, FRANCE, October 2001.
21. O. Migneco, G. Malandain, P.M. Koulibaly, Ph. Robert, N. Ayache, and J. Darcourt. *Evaluation of an automatic classifier for SPECT Alzheimer's disease diagnosis*. In European Association of Nuclear Medicine Meeting, Napoli, Italy, 2001. Note: European Journal of Nuclear Medicine 28(8):1056.
22. E. Bardinnet, S. Fernández-Vidal, S. Damas, G. Malandain, and N. Perez de la Blanca Capilla. *Structural Object Matching*. In Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS 2000), Baden-Baden, Allemagne, August 2000.
23. I. Dygai, J. Stoeckel, O. Migneco, Ph. Desvignes, G. Malandain, N. Ayache, M. Chatel,

- F. Fauchon, M. Frenay, J. Darcourt, and F. Bussière. *SPM Analysis Applied to MIBI-SPECT for the Diagnosis of Recurrent Oligodendrogliomas*. In European Association of Nuclear Medicine Meeting, Paris, France, August 2000. Note: European Journal of Nuclear Medicine 27(8):1144.
24. C. Lebrun-Fresnay, D. Rey, G. Malandain, S. Chanalet, N. Ayache, and M. Chatel. *Detection and quantification of MS lesions MRI variations by mathematical differential operators*. In 16th Congress of the European Committee for Treatment and Research in Multiple Sclerosis, volume 156 of Revue Neurologique (Supplement), Toulouse, France, pages 3S104, septembre 6-9 2000.
 25. O. Migneco, G. Malandain, A. Roche, I. Dygai, F. Bussière, N. Ayache, and J. Darcourt. *Absolute calibration of HMPAO SPECT using Xenon-133*. In European Association of Nuclear Medicine Meeting, Paris, France, August 2000. Note: European Journal of Nuclear Medicine 27(8):967.
 26. D. Rey, C. Lebrun-Fresnay, G. Malandain, S. Chanalet, N. Ayache, and M. Chatel. *A New Method to Detect and Quantify Evolving MS Lesions by Mathematical Operators*. In American Academy of Neurology, 52nd Annual Meeting, Neurology (Supplement) 54(7), San Diego, USA (Californie), pages 123, May 2000. Note: Supplement 3.
 27. L. Soler, J.-M. Clément, C. Koehl, H. Delingette, G. Malandain, N. Ayache, O. Dourthe, and J. Marescaux. *An Automatic Virtual Patient Reconstruction from CT-Scans for Hepatic Surgical Planning*. In Medicine Meets Virtual Reality (MMVR'2000), Studies in Health Technology and Informatic, Los Angeles, January 2000. IOS press.
 28. L. Soler, H. Delingette, G. Malandain, J. Montagnat, N. Ayache, J.-M. Clément, C. Koehl, O. Dourthe, D. Mutter, and J. Marescaux. *A Fully Automatic Anatomical, Pathological and Fonctionnal Segmentation from CT-scans for Hepatic Surgery*. In Medical Imaging 2000, SPIE proceedings, San Diego, pages 246–255, February 2000. SPIE.
 29. L. Soler, O. Dourthe, G. Malandain, J. Montagnat, H. Delingette, and N. Ayache. *A new 3D segmentation of liver neoplasm, portal venous system and parenchymal contours*. In European Congress of Radiology, Vienne (Autriche), mars 2000.
 30. L. Soler, C. Koehl, H. Delingette, G. Malandain, N. Ayache, D. Mutter, J. Leroy, B. Mallassagne, and J. Marescaux. *Planification Chirurgicale Hépatique Assistée par Ordinateur*. In 11ème Journées de printemps de l'ACHBT, Paris (France), Juin 2000.
 31. P.Y. Bondiau, G. Malandain, K. Benezery, A. Roche, R. Ferrand, D. Pontvert, J.L. Habrand, and J.N. Bruneton. *Fusion Scanner / IRM entièrement automatique: perspective d'utilisation pour la radiothérapie*. In Proc. du XIX Forum de Cancérologie, Paris, 31 mai-2 juin 1999.
 32. P.Y. Bondiau, G. Malandain, K. Benezery, A. Roche, R. Ferrand, D. Ponvert, J. L. Habrand, and J. N. Bruneton. *Full Automatic CT Scan and MRI Matching: Use for Brain Tumor Radiotherapy*. In Proc of RSNA'99, Chicago, 27 nov au 3 déc. 1999.
 33. L. Soler, J.-M. Clément, C. Koehl, H. Delingette, G. Malandain, N. Ayache, O. Dourthe, D. Mutter, and J. Marescaux. *Planification Chirurgicale Hépatique Assistée par Ordinateur*. In Journées de la société française de Chirurgie Digestive, Paris, December 1999.
 34. M. Thiriet and G. Malandain. *Modélisation numérique de l'écoulement dans les anévrismes cérébraux*. In XXIIIème congrès de la société de Biomécanique, Lyon, France, 17-18 septembre 1998.

35. M. Thiriet, S. Piperno, G. Malandain, P. Frey, J. Bittoun, and A. Gaston. *Computational models of flow in cerebral aneurisms*. In 11th Conference of the European Society of Biomechanics, Toulouse, France, pages 20, 8-11 juillet 1998.
36. P.-Y. Bondiau, G. Malandain, N. Ayache, C. Zur, P. Chauvel, and P. Gastaud. *L'œil virtuel*. In 103^{ème} Congrès de la société française d'ophtalmologie, Paris, France, May 1997.
37. P.-Y. Bondiau, G. Malandain, P. Chauvel, F. Peyrade, and J.N. Bruneton. *Automatic eye reconstruction for radiotherapy*. In 1st Joint Annual Conference of the International Society for Computer Aided Surgery, Berlin, Germany, June 1997.
38. O. Migneco, M. Benoit, G. Malandain, J.-P. Thirion, Ph. Robert, N. Ayache, F. Bussière, and J. Darcourt. *SPECT memory activation thanks to non-rigid coregistration*. In European Association of Nuclear Medicine Meeting, Glasgow, Scotland, August 1997.
39. O. Migneco, J. Darcourt, M. Benoit, G. Malandain, J.-P. Thirion, Ph. Robert, R. Vidal, Ph. Desvignes, J. Benoliel, N. Ayache, and F. Bussière. *Activation mnésique en TEMP*. In 36^{ème} Colloque de médecine nucléaire 1997, Rennes, France, October 1997.
40. L. Soler, G. Malandain, J. Montagnat, H. Delingette, N. Ayache, J.M. Clément, C. Roy, Y. Russier, V. Tasseti, and J. Marescaux. *Automatic Segmentation of Portal Vein in CT-Scans of the Liver*. In Proceedings of World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, number 2, Nice, France, pages 788, 1997.
41. P.-Y. Bondiau, G. Malandain, and P. Chauvel. *Projet de reconstruction tridimensionnelle de l'œil à partir des images scanneurs, IRM et de fundographie. Utilisation pour la protonthérapie des tumeurs oculaires*. In 35^{ème} Congrès de la société française des physiciens d'hôpital, Toulouse, France, 6-8 juin 1996.
42. P. Chauvel, W. Sauerwein, N. Bornfeld, W. Friedrichs, N. Brassart, A. Courdi, J. Héroult, J.-P. Pignol, P.-Y. Bondiau, and G. Malandain. *Clinical and Technical Requirements for Proton Treatment Planning of Ocular Diseases*. In First International Symposium on Special Aspects of Radiotherapy, Berlin (Germany), May 3-6 1996.
43. O. Migneco, J.-P. Thirion, M. Benoit, G. Malandain, P. Robert, N. Ayache, and J. Darcourt. *Une étude TEMP d'activation mnésique réalisée grâce à des recalages d'images 3D*. In Actes du congrès sur la Méthodologie en imagerie fonctionnelle cérébrale, Lyon, France, December 1996.
44. J. West, J.M. Fitzpatrick, M.Y. Wang, B.M. Dawant, C.R. Maurer, Jr., R.M. Kessler, R.J. Maciunas, C. Barillot, D. Lemoine, A. Collignon, F. Maes, P. Suetens, D. Vandermeulen, P.A. van den Elsen, P.F. Hemler, S. Napel, T.S. Sumanaweera, B. Harkness, D.L.G. Hill, C. Studholme, G. Malandain, X. Pennec, M.E. Noz, G.Q. Maguire, Jr., M. Pollack, C.A. Pelizzari, R.A. Robb, D. Hanson, and R.P. Woods. *Comparison and evaluation of retrospective intermodality image registration techniques*. In Medical Imaging 1996: Image Processing, volume 2710 of SPIE proceedings series, Newport Beach, California, USA, February 10-15 1996.
45. N. Ayache, J. Feldmar, G. Malandain, E. Maurincomme, C. Picard, and Y. Troussel. *Recalage sans cadre stéréotaxique d'images volumiques et projectives en radiologie interventionnelle*. In Mini colloque INSERM de radiologie interventionnelle, Paris, June 1995.
46. M. Goris, G. Malandain, and I. Marque. *Automatic registration of Myocardial Perfusion study using a Potential Based Rigid Transformation*. In 2nd International Conference of

- Nuclear Cardiology, Cannes France, April 1995. Note: Also in *Journal of Nuclear Cardiology* 1995; 2: S82.
47. G. Malandain and J.-M. Rocchisani. *3D superimposition of CT and SPECT images of the brain by a mechanical based method*. In European Association of Nuclear Medicine Congress, August 1992. Note: Lisbon, Portugal. Also in *European Journal of Nuclear Medicine*, vol 19, number 8, page 624.
 48. G. Malandain and J.-M. Rocchisani. *Registration of 3D medical images using a mechanical based method*. In IEEE EMBS satellite symposium on 3D advanced image processing in medicine, November 2–4 1992. Note: Rennes, France.

Rapports de recherche

1. Céline Fouard, Grégoire Malandain, Steffen Prohaska, and Malte Westerhoff. *Blockwise processing applied to brain micro-vascular network study*. Research Report 5581, INRIA, 2005.
2. Grégoire Malandain and Céline Fouard. *On optimal chamfer masks and coefficients*. Research Report 5566, INRIA, 2005.
3. Christophe Blondel, Grégoire Malandain, Régis Vaillant, and Nicholas Ayache. *Reconstruction of Coronary Arteries from One Rotational X-Ray Projection Sequence*. Research report 5214, INRIA, May 2004.
4. Olivier Clatz, Pierre-Yves Bondiau, Hervé Delingette, Maxime Sermesant, Simon K. Warfield, Grégoire Malandain, and Nicholas Ayache. *Brain Tumor Growth Simulation*. Research report 5187, INRIA, 2004.
5. Mauricio Reyes Aguirre, Grégoire Malandain, and Jacques Darcourt. *Respiratory Movement Correction in Emission Tomography*. Research report 5279, INRIA, July 2004.
6. E. Bardinnet and G. Malandain. *Fusion of autoradiographies with an MR volume using 2-D and 3-D linear transformations*. Research report 4791, INRIA, 2003.
7. Alain Pitiot, Eric Bardinnet, P. Thompson, and G. Malandain. *Automated Piecewise Affine Registration of Biological Images*. Research report RR-4866, INRIA, July 2003.
8. P. Kornprobst, R. Peeters, T. Vieville, G. Malandain, S. Mierisova, S. Sunaert, O. Faugeras, and P. Van Hecke. *Superresolution in MRI and its influence in statistical analysis*. Research report RR-4513, INRIA, July 2002.
9. Grégoire Malandain and Jean-Daniel Boissonnat. *Computing the Diameter of a Point Set*. Research report RR-4233, INRIA, Sophia-Antipolis, July 2001.
10. S. Ourselin, X. Pennec, R. Stefanescu, G. Malandain, and N. Ayache. *Robust Registration of Multi-Modal Medical Images: Towards Real-Time Clinical Applications*. Research report 4333, INRIA, 2001.
11. A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, N. Ayache, and S. Ourselin. *Generalized Correlation Ratio for Rigid Registration of 3D Ultrasound with MR Images*. Research Report RR-3980, INRIA, July 2000.
12. K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussset. *Model Based Detection of Tubular Structures in 3D Images*. Research report 3736, INRIA, July 1999.
13. A. Roche, G. Malandain, and N. Ayache. *Unifying Maximum Likelihood Approaches in Medical Image Registration*. Research Report RR-3741, INRIA, July 1999.

14. Marie-Laure Tabary, Nicholas Ayache, Jacques Darcourt, and Grégoire Malandain. *Analyse statistique d'images médicales : étude et utilisation du logiciel SPM*. Rapport de recherche RR-3802, INRIA, November 1999.
15. K. Krissian, G. Malandain, and N. Ayache. *Model Based Multiscale Detection and Reconstruction of 3D Vessels*. Research report RR-3442, INRIA, March 1998.
16. A. Roche, G. Malandain, X. Pennec, and N. Ayache. *Multimodal Image Registration by Maximization of the Correlation Ratio*. Research Report RR-3378, INRIA, August 1998.
17. Luc Soler, G. Malandain, and H. Delingette. *Segmentation automatique des réseaux vasculaires dans les images d'angiographie 3D*. Rapport de recherche 3496, INRIA, 1998.
18. S. Fernández-Vidal and G. Malandain. *Squelettes euclidiens d'objets discrets n-dimensionnels*. Rapport de recherche RR-2771, INRIA, 2004 route des Lucioles BP 93, 06902 Sophia Antipolis Cedex, France, janvier 1996.
19. K. Krissian, G. Malandain, and N. Ayache. *Directional Anisotropic Diffusion applied to segmentation of vessels in 3D images*. Research report RR-3064, Inria Sophia Antipolis, 2004 route des Lucioles BP 93 06902 Sophia Antipolis Cedex (France), December 1996.
20. L. Robert and G. Malandain. *Fast Binary Image Processing Using Binary Decision Diagrams*. Research report RR-3001, INRIA, 2004 route des Lucioles BP 93, 06902 Sophia Antipolis Cedex, France, octobre 1996.
21. G. Malandain, S. Fernández-Vidal, and J.M. Rocchisani. *Physically Based Rigid Registration of 3-D Free-Form Objects: Application to Medical Imaging*. Research report 2453, INRIA, January 1995.
22. Grégoire Malandain. *On topology in multidimensional discrete spaces*. Technical report 2098, INRIA, 2004 route des Lucioles BP 93, 06902 Sophia Antipolis Cedex, France, November 1993.
23. G. Malandain and J.M. Rocchisani. *Matching of 3-D medical images with a potential based method*. Research report RR-1890, INRIA, March 1993.
24. G. Bertrand and G. Malandain. *A New Characterization of three-dimensional Simple Points*. Internal report, ESIEE, 1992.
25. Grégoire Malandain, G. Bertrand, and Nicholas Ayache. *Segmentation topologique des surfaces discrètes*. Rapport de recherche RR-1357, INRIA, décembre 1990.
26. Olivier Monga, Rachid Deriche, G. Malandain, and J.P. Cocquerez. *Recursive filtering and edge closing: two primary tools for 3D edge detection*. Research report RR-1103, INRIA, October 1989.

Publications annexées

1. Grégoire Malandain, Eric Bardinet, Koen Nelissen, and Wim Vanduffel. *Fusion of auto-radiographs with an MR volume using 2-D and 3-D linear transformations*. NeuroImage, 23(1):111-127, 2004.
2. K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, and Y. Troussel. *Model-Based Detection of Tubular Structures in 3D Images*. Computer Vision and Image Understanding, 80(2):130–171, 2000.
3. Christophe Blondel, Grégoire Malandain, Régis Vaillant, and Nicholas Ayache. *Reconstruction of Coronary Arteries from a Single Rotational X-Ray Projection Sequence*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006. Note: In press.
4. Grégoire Malandain and Céline Fouard. *On optimal chamfer masks and coefficients*. Research Report 5566, INRIA, 2005. Note: submitted to Computer Vision and Image Understanding.