

Fusion de données

Fusion intra et inter individus en imagerie médicale appliquée à la modélisation anatomique du cerveau humain

Inter- and Intra-Individual Data Fusion in Medical Imaging Applied to the Anatomical Modeling of the Human Brain

par C. BARILLOT, J.C. GEE, L. LE BRIQUER, G. LE GOUALHER

Laboratoire SIM, Faculté de Médecine
Université de Rennes I
F-35043 Rennes cedex

Résumé

Beaucoup d'efforts de recherche en imagerie 3D médicale ont été dirigés vers la définition d'outils de traitement et de visualisation efficaces et rapides. Des résultats très encourageants sont disponibles aujourd'hui pour améliorer l'accès et l'utilisation médicale du contenu des images. Notre objectif dans ce papier est d'étendre le champ d'utilisation des méthodes de fusion de données à des fins d'applications précises (radiothérapie, chirurgie de l'épilepsie, neurochirurgie conventionnelle, etc.). L'amélioration de l'utilisation des données 3D passe par un effort de recherche plus poussé dans le domaine de la fusion de données. Cela concerne notamment la comparaison d'informations multi-capteurs (fusion multi-modalités, fusion d'informations anatomo-fonctionnelles, ...), la fusion d'informations multi-patients ou venant de connaissances a priori (modèles) et enfin la reconnaissance de structures anatomiques complexes et leur identification symbolique, lorsqu'elles ne sont pas explicitement décrites par le contenu des images.

Le problème de la fusion de données peut se traduire sous la forme i) d'une fusion de données multi-capteurs d'informations anatomiques et/ou fonctionnelles et ii) d'une fusion de données multi-individus qui, circonscrits au domaine cérébral, passe par l'utilisation de modèles d'anamorphose. Ces deux aspects mis bout à bout forment la trame méthodologique nécessaire à la modélisation anatomique des structures cérébrales. C'est dans ce cadre que se situent les travaux présentés dans ce papier.

Le problème de fusion de données est abordé à la fois sous l'angle de la combinaison d'images et/ou de données génériques : problème de recalage multi-modalités et de la mise en correspondance de données entre individus (modèles de déformation appliqués au cerveau humain), sous l'angle de l'identification de structures anatomiques présentes sur les images (segmentation et étiquetage sémantique) et enfin sous l'angle de la visualisation 3D des différentes informations. Des perspectives seront données pour ce qui concerne le lien entre ces procédures de fusion numériques et leurs compléments symboliques (bases de données et de connaissances).

Mots clés : Fusion de Données, Imagerie Médicale, Imagerie Multi-modalités, Modèles Déformables, Segmentation d'Images, Visualisation 3D.

Abstract

Many research efforts in 3D medical imaging have been directed towards the definition of efficient and fast display and processing tools. Some very promising results are already available allowing a better access and a better use of the contents of medical images. The objective of this paper is to extend the use of existing data fusion methods toward their application in medicine (radiation therapy, epilepsy surgery, conventional neurosurgery, etc.). Data fusion facilitates a better use of 3D image data by providing methods for the fusion of data from multiple modalities e.g., multimodal registration and fusion between anatomical and functional data, the fusion of data from different patients or with a priori knowledge (models and/or atlases) and the recognition of complex anatomical structures and their symbolic identifications, when they are not explicitly described by the image contents.

Three aspects of data fusion are considered in this paper with a particular emphasis on brain imaging. The first one concerns the combination of images and/or generic data; specifically, methods for multimodality registration and matching of data from different individuals by means of warping models. The second aspect concerns the identification of anatomical structures. Finally, the paper presents a state of the art 3D display technique to render the combined data. Perspectives are presented concerning the links between these numerical fusion procedures and their complementary symbolic procedures (data bases and knowledge representation systems).

Key words : Data Fusion, Medical Imaging, Multimodality Imagery, Deformation Models, Image Segmentation, 3D Display.

1. Introduction

Dans les vingt dernières années, presque tous les processus de la physique ont été utilisés pour « visualiser » l'anatomie humaine. L'introduction de nouvelles sources comme le Scanner X, l'IRM, l'angiographie numérique, le PET ou le SPECT, en dehors de leurs contributions, ont amené les médecins à être confrontés à un nombre très important d'images de modalités différentes. Ainsi, la manière traditionnelle dont le médecin utilise les données contenues dans ces images est trop souvent sous optimale et un nombre important d'informations complémentaires se trouve alors exclu du processus de décision clinique. En effet, le mécanisme de compréhension des images reste très complexe et porte non seulement sur une comparaison entre ces images mais également sur la connaissance des organes qui y sont représentés et de leurs interactions (anatomiques et fonctionnelles). Il est aujourd'hui convenu qu'en dehors de l'arrivée de nouvelles modalités (MEG, Morphomètre 3D,...), c'est en particulier l'apparition de techniques permettant l'utilisation conjointe de toutes les informations, qui fera avancer la qualité de prise en charge du patient.

Dans ce contexte, les progrès accomplis depuis plus de dix ans dans le domaine de l'infographie, rejoignent les avancées de l'imagerie médicale pour toujours améliorer la représentation, la compréhension et enfin, la médecine elle-même. La plupart des efforts de recherche en imagerie 3D médicale, ont été dirigés vers la définition d'outils de visualisation efficaces et rapides. Des résultats très encourageants sont disponibles aujourd'hui pour améliorer l'accès et l'utilisation médicale du contenu des images. Au delà de l'utilisation actuelle des techniques de représentation 3D qui se bornent souvent à une simple observation des données, notre objectif est d'étendre leur champ d'utilisation à des fins d'applications précises (radiothérapie, chirurgie de l'épilepsie, neurochirurgie conventionnelle, etc.). L'amélioration de l'utilisation des données 3D passe par un effort de recherche plus poussé dans le domaine de la fusion de données. Cela concerne notamment la comparaison d'informations multi-capteurs (fusion multi-modalités, fusion d'informations anatomo-fonctionnelles,...), la fusion d'informations multi-patients ou venant de connaissances a priori (modèles) et enfin la reconnaissance de structures anatomiques complexes qui ne sont pas explicitement décrites par le contenu des images.

Le problème de la fusion de données peut se traduire sous la forme [Barillot et al. 1993] i) d'une fusion de données multi-capteurs d'informations anatomiques et/ou fonctionnelles (Figure 1) et ii) d'une fusion de données multi-individus. Circonscrite au domaine cérébral, la fusion de données multi-sujets passe par l'utilisation de modèles d'anamorphose. Ces deux aspects mis bout à bout forment notamment la trame méthodologique nécessaire à la modélisation anatomique des structures cérébrales (Figure 2).

La fusion de données est abordée ici, à la fois sous l'angle de la combinaison d'images et/ou de données génériques (recalage

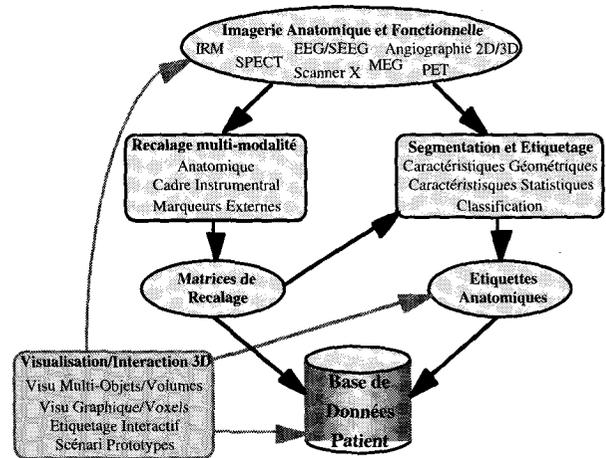


Figure 1. – Fusion intra-individu : étapes méthodologiques pour la constitution et la représentation d'une base de données relative à un patient à partir de données multi-modalités anatomiques et fonctionnelles.

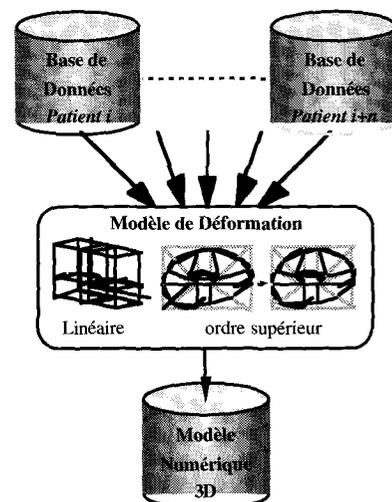


Figure 2. – Fusion inter-individu : étapes méthodologiques pour la constitution d'un modèle morphologique numérique par la fusion de données provenant de sujets différents.

multi-modalités et mise en correspondance de données entre sujets), sous l'angle de l'identification de structures anatomiques présentes sur les images (segmentation et étiquetage sémantique) et enfin sous l'angle de la visualisation 3D des différentes informations.

2. Contexte

Durant ces dernières années, certains groupes de recherche ont reconnu le besoin de combiner les images provenant de modalités différentes et ont développé des systèmes pour atteindre ce but.

Les principales applications traitées tournent autour de la combinaison d'imageries fonctionnelles (PET, SPECT) avec des représentations anatomiques (Scanner, IRM voire Atlas), ou encore de la combinaison d'images anatomiques entre elles, à des fins d'interprétation d'images et de planning thérapeutique assisté par ordinateur. Dans ce domaine, des solutions existent et fournissent des réponses qualitativement satisfaisantes lorsqu'elles utilisent un cadre de stéréotaxie ou dans une moindre mesure, des marqueurs externes ou des repères anatomiques [Chiron 1989; Pelizzari et al. 1989; Evans et al. 1991; Lemoine et al. 1991; Jiang et al. 1992; Hill et al. 1993; Collignon et al. 1993; Van den Elsen et al. 1993; Woods et al. 1993; Lemoine et al. 1994]. La précision de ces méthodes varie alors de quelques dixièmes de millimètre pour les cadres de stéréotaxie, à plusieurs millimètres pour les marqueurs externes en passant par la précision du voxel pour les méthodes basées sur la mise en correspondance de structures anatomiques homologues, comme par exemple entre le Scanner X et l'IRM (les déformations liées aux imageurs étant supposées corrigées).

En revanche, les possibilités de combiner des données provenant de patients différents restent très embryonnaires [Colchester et Hawkes 1991, Robb 1992]. Dans ce domaine, des structures anatomiques telles que CA-CP ont été utilisées il y a 30 ans par Pr. J. Talairach [Talairach et Tournoux 1988] pour apporter une solution à ce problème. Cette approche est toujours d'actualité pour fusionner des bases de données cérébrales par des procédures informatiques [Fox et al. 1985; Friston et al. 1989; Evans et al. 1992; Lemoine et al. 1991; Lemoine 1991]. Bookstein utilise également des points caractéristiques pour calculer son modèle de déformation (Thin Plate Splines) [Bookstein 1989; Bookstein 1991]. Les « Thin Plate Splines » sont également utilisées après une sélection automatique des points de contrôle et cela dans un processus multi-résolutions [Collins et al. 1992]. D'autres, dans une autre approche, utilisent les caractéristiques-image puis une transformation affine globale pour effectuer le recalage élastique [Bajcsy et Kovacic 1989; Dann et al. 1989; Gee et al. 1993]. Nous présentons dans ce papier l'état d'avancement de nos travaux dans ce domaine.

Les méthodes de fusion d'images, qu'elles soient rigides ou élastiques, nécessitent également d'aborder le problème de l'identification d'objets dans les images. Les méthodes de segmentation d'images que l'on rencontre généralement dans le domaine général du traitement d'images sont souvent basées sur l'existence de caractéristiques-image telles que l'intensité, les dérivées partielles d'ordre n (gradient, laplacien, courbures,...) ou encore les textures (variance, fractal, cooccurrence,...). Ces caractéristiques sont utilisées pour regrouper des pixels en 2D, ou des voxels en 3D, en des sous-ensembles délimitant des régions [Duda et Hart 1973]. Cependant, les contraintes spécifiques de l'imagerie médicale nécessitent de considérer le traitement d'image sous un angle particulier, une structure anatomique ne se lisant pas comme un simple objet géométrique dans une image. Ainsi le problème n'est pas seulement d'extraire des caractéristiques-image (contours, régions, textures,...) mais d'identifier des objets délimitant

des régions anatomiques, les nommer (affectation d'étiquettes) tout en tenant compte du fait que ces objets ne sont que très rarement décrits de manière unique dans une seule image (en 2D comme en 3D) [Robb 1992]. En ce qui concerne l'IRM cérébral, le simple seuillage d'une image donne le plus souvent une séparation inadéquate entre les différents types de tissus [Lachmann 1992]. Pour cette raison l'utilisation de séquences multi-échos a été employée pour effectuer une classification multi-spectrale [Vannier et al. 1988; Lim et Pfefferbaum 1989; Amamoto et al. 1990; Kapouleas 1990; Kubler et al. 1990; Gerig et al. 1991]. La détection de contours, la recherche de composantes connexes ainsi que la morphologie mathématique sont utilisées pour la segmentation d'images afin d'imposer une connexion entre les voxels segmentés [Marr et Hildreth 1980; Rosenfeld et Kak 1983; Barillot et al. 1985; Barillot et al. 1991; Höhne et Hanson 1992; Lachmann 1992]. Nous présentons dans ce papier une méthode qui permet la reconnaissance et la classification des tissus de la sphère cérébrale pouvant, dans un cadre de coopération d'algorithmes, aider les processus de fusion, rigides et élastiques.

Enfin, un autre problème de fusion d'images concerne la visualisation de données multiples et l'expression de l'information composite sous forme d'images 2D/3D. La visualisation d'images combinées représentant différents paramètres, comme par exemple l'anatomie et la fonction, doit se faire de telle manière qu'elle garantisse la perception sous forme d'entités différentes, des informations sous-jacentes.

3. Méthodes

3.1. FUSION D'IMAGES INTRA-PATIENT

La connaissance neuro-anatomique d'un patient est une donnée qui, dans le domaine neurologique, joue un rôle primordial, tant pour la compréhension des processus pathologiques mis en jeu, que pour l'élaboration de stratégies de traitement adaptées. L'apparition de nouvelles sources d'imagerie comme la tomodensitométrie et l'imagerie par résonance magnétique, a largement contribué à enrichir cette connaissance. Il est cependant nécessaire de remarquer qu'aucune source d'imagerie, si précise soit-elle, ne peut mettre en évidence la totalité des structures anatomiques connues, répertoriées dans les atlas de neuro-anatomie, et qu'il est très important, pour le médecin, de localiser ces structures à partir des images extraites des différents examens. En effet, c'est à travers une synthèse précise de ces différents examens que le médecin peut aujourd'hui identifier correctement les structures anatomiques mises en jeu et définir une thérapeutique adaptée.

Basé sur ces remarques, notre travail s'est porté sur l'étude de méthodes de recalage, basées sur l'utilisation de repères anatomiques qui peuvent être des points, des surfaces ou des volumes. A l'intérieur de ce cadre, notre travail a tout d'abord

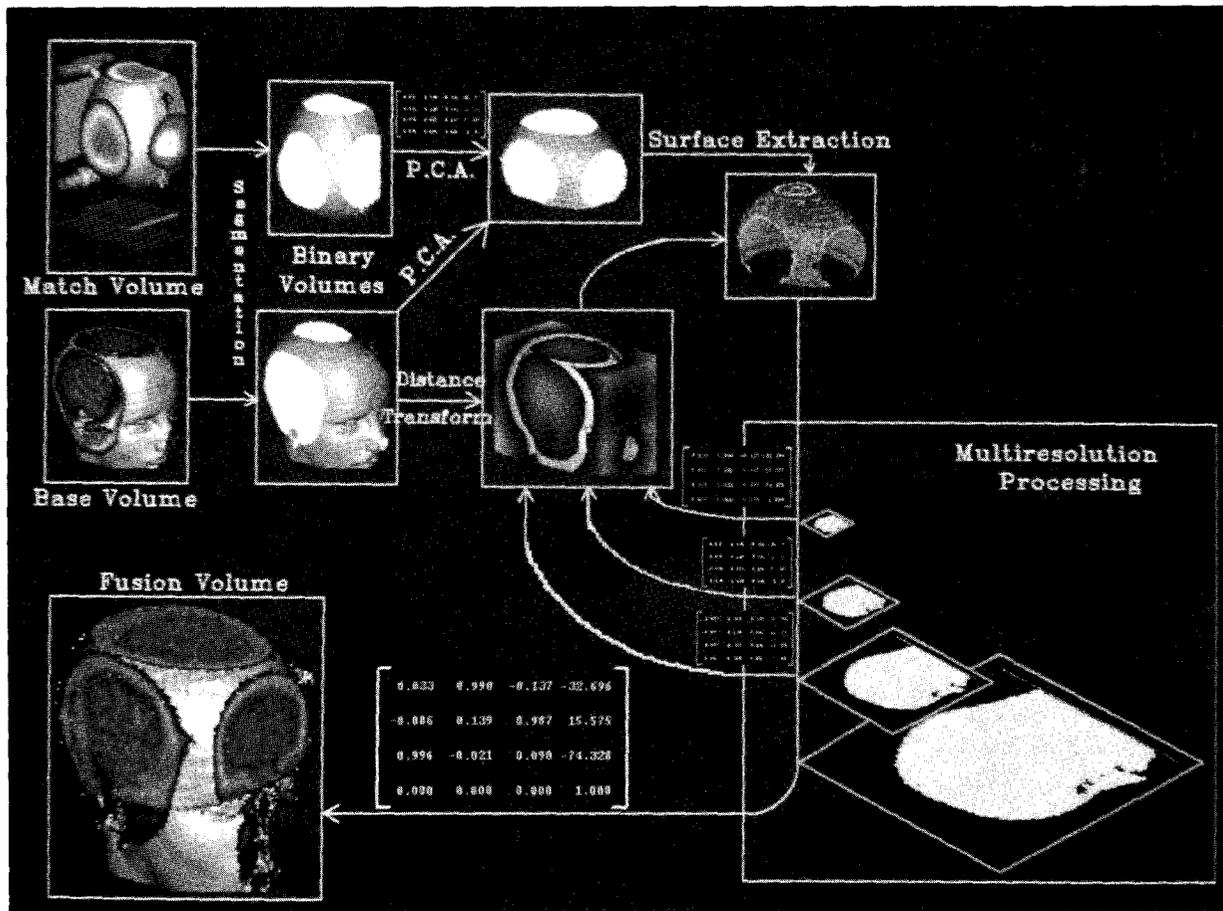


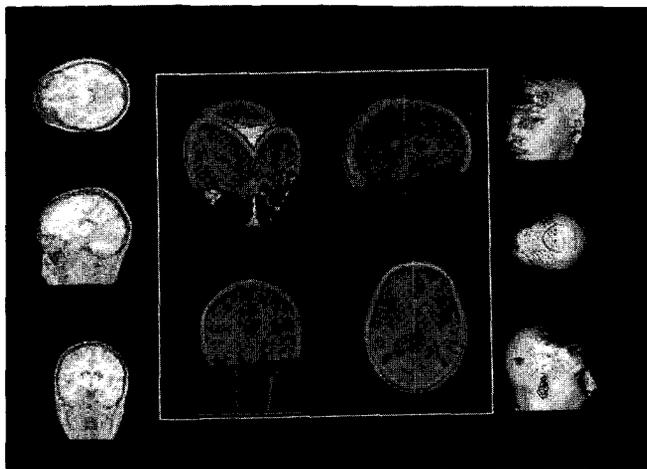
Figure 3. – Recalage multi-modalités utilisant une méthode globale sur les volumes à mettre en correspondance puis une phase multi-résolutions avec minimisation de la distance entre les surfaces des deux structures.

consisté en l'étude des approches possibles pour le recalage anatomique des différentes modalités d'examen (IRM, Scanner X, angiographie stéréotaxique) [Lemoine 1991; Lemoine et al. 1991]. Dans un deuxième temps, nous nous sommes intéressés à une méthode de recalage automatique basée, sur une phase de segmentation initiale, suivie d'un recalage global puis d'une phase itérative multi-résolutions. Les aspects pratiques de la confrontation entre ces différentes informations ont également été abordés. Enfin une validation et une évaluation quantitative ont été réalisées sur les différentes étapes des processus de recalage et de confrontation [Lemoine 1991].

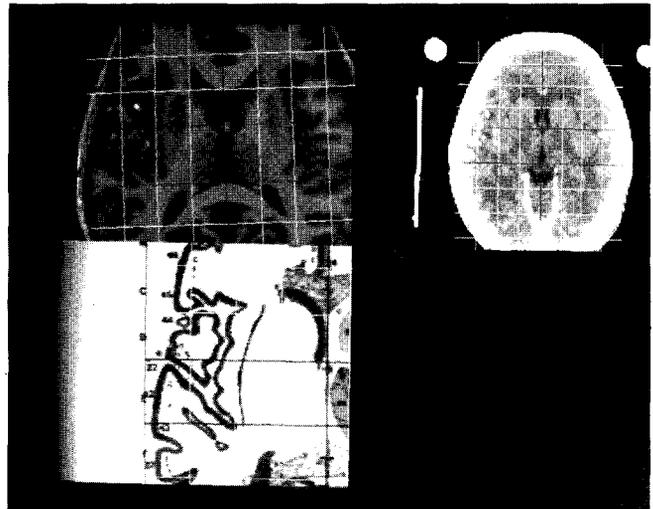
Procédure de Recalage Automatique

Comme le montre la figure 3, notre méthode est basée sur la segmentation préalable des structures homologues entre les modalités à mettre en correspondance. Dans le cas du recalage IRM — Scanner X (figure 4a), la structure homologue considérée est la peau, entre l'IRM et le TEP (Figure 7), la structure homologue est le cerveau. Cette segmentation est réalisée par des opérations morphologiques 3D simples (seuillage, érosion, dilatation, composantes connexes). Sur la base des volumes homogènes (au sens des niveaux de gris) ainsi générés, une

analyse en composante principale est effectuée afin d'extraire les valeurs initiales du processus de recalage : centres de gravités et axes principaux d'inertie des volumes étudiés. Cette opération préalable a l'avantage de procurer, comme valeurs initiales, une bonne approximation des 6 paramètres p_i recherchés de recalage rigide : 3 en translation et 3 en rotation (les facteurs d'échelle pouvant exister, sont directement extraits des données sources). Ensuite, une phase d'optimisation multi-résolutions est réalisée. Elle est basée sur le calcul dans un espace discret, de la distance Euclidienne entre tous les points du volume de base et la surface la plus proche de la structure à recalcer (appelée structure de base). Ce calcul de distance utilise la transformée en distance de Chamfer [Borgefors 1988]. Le meilleur recalage est trouvé lorsque pour $P(P = \{p_0, \dots, p_6\})$, l'ensemble de 6 paramètres considéré, la somme quadratique des distances entre points de la structure « recalable » et points de la structure de base atteint un minimum. Cette phase de minimisation est basée sur l'utilisation de l'algorithme de Powell [Powell 1964] qui permet de trouver les minima sur les p_n ($n = 6$), directions mutuellement conjuguées de l'ensemble de paramètre P . Les hypothèses faites sont que les 6 paramètres p_i sont tous linéairement indépendants, que la fonction de coût utilisée puisse être approximée par une fonction



(a)



(b)

Figure 4. – a) Fusion d'information IRM et scanner X après recalage multi-modalités basé sur la méthode des distances (§3.1); la visualisation 3D utilise le mode texture 3D (paramètre Scanner X sur IRM) décrite en §3.4.

b) Fusion de données multi-modalités : IRM (en haut à gauche) et Scanner X (en haut à droite) et multi-sujets; Atlas de Talairach (en bas) par l'utilisation du quadrillage proportionnel.

quadratique et que la valeur initiale ne soit pas trop éloignée du minimum recherché. Ce dernier point justifie l'initialisation par la recherche des composantes principales. Pour accélérer la convergence sans dégrader la qualité de l'initialisation, nous avons opté pour une procédure multi-résolutions ou le minimum est calculé à chaque étape et sert de contrainte (valeur initiale et espace de recherche réduit) pour la minimisation à la résolution immédiatement supérieure. La figure 4 montre un résultat réalisé par cette méthode entre des données Scanner X et IRM.

3.2. FUSION D'IMAGES MULTI-SUJETS

Recalage sur la Base du Quadrillage Proportionnel de Talairach

L'objectif de ce travail de fusion 3D multi-sujets est de définir une référence géométrique commune aux données relatives à un patient et aux données d'un atlas. Cette étude nous a conduits à retenir le choix du quadrillage proportionnel de Talairach [Lemoine et al. 1991; Talairach et Tournoux 1988]. Une fois définis les paramètres géométriques d'un patient (les coefficients d'anamorphose), le recalage d'une modalité d'examen consiste à pouvoir référencer chaque image dans un repère lié au quadrillage proportionnel. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) étant la seule modalité sur laquelle *CA* et *CP* sont facilement identifiables, c'est cet examen qui permet de définir le quadrillage proportionnel du patient et qui est recalé en premier. Le recalage des autres modalités d'examen s'appuie sur les données IRM. Ce recalage multi-modalités peut se faire, soit en utilisant la procédure décrite précédemment, soit par l'utilisation d'une méthode de mise en correspondance interactive entre des éléments

anatomiques visibles à la fois sur l'IRM et sur les autres modalités [Lemoine et al. 1991]. Ainsi pour l'angiographie les références utilisées sont l'estimation du plan inter-hémisphérique, la délimitation des contours de la tête, de l'artère péricalleuse et de l'ampoule de Galien.

Procédure de Fusion : Son rôle est de permettre la fusion visuelle des données mises en correspondance, images in-vivo ou images de l'atlas. L'atlas de Talairach a été numérisé; il apparaît sous forme de séries de planches anatomiques dans les trois directions privilégiées du quadrillage proportionnel : axiale, sagittale et vertico-frontale. La solution de fusion choisie consiste à désigner un point sur une image en entrée (in-vivo ou atlas), de calculer et d'afficher le point correspondant sur des images en sortie. L'application recherche la coupe la plus proche sur laquelle on peut afficher le point en sortie (Figure 4b).

Nous avons mis en œuvre une procédure de validation générale de l'application en évaluant plus particulièrement le degré de précision obtenu; en effet, il n'est pas suffisant de proposer au médecin un simple report de coordonnées, mais il faut être capable de définir un intervalle de confiance, relatif à ce report. Les résultats obtenus ont mis en évidence une erreur maximale allant de quelques millimètres pour le Scanner X au demi centimètre dans le cas de l'angiographie stéréotaxique (géométrie à 5 mètres) [Lemoine 1991].

Recalage Élastique Multi-résolutions

Il y a une intuition physique simple derrière le concept de fusion élastique. Supposons la tâche manuelle de déformer une balle en caoutchouc pour lui faire épouser la forme d'un objet quelconque. La modification de la forme de cette balle est réalisée par l'application de forces externes qui commencent par déformer

grossièrement la balle sur l'objet, pour ensuite affiner les déformations aux formes plus précises de l'objet. Ces deux procédures sont répétées jusqu'à ce que la forme de la balle ressemble suffisamment à celle de l'objet. Nous utilisons un algorithme analogue pour déformer un atlas anatomique 3D sur les structures anatomiques présentes sur des images cérébrales [Bajcsy et Kovacic 1989; Dann et al. 1989, Gee et al. 1993]. Le résultat est un atlas « individualisé » du cerveau d'un sujet sur lequel on pourra réaliser des analyses quantitatives.

En traitant cet atlas comme un objet élastique, le problème du recalage local est réduit à un problème d'élasticité, dès que sont spécifiées les forces externes appliquées, ainsi que les conditions de déplacement aux limites. L'équation de mouvement de Navier permet d'exprimer la déformation élastique linéaire et isotrope d'un corps homogène en terme de composantes de déplacement [Timoshenko et Goodier 1951] :

$$\mu \nabla^2 u_i + (\lambda + \mu) \frac{\partial \theta}{\partial x_i} + F_i = 0; \quad (i = 1, 2, 3)$$

avec

$$\theta = \frac{\partial u_i}{\partial x_i}; \quad (i = 1, 2, 3),$$

$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)^T$ étant un point de l'objet avant d'appliquer la déformation,

$\mathbf{F} = (F_1, F_2, F_3)^T$ étant les forces externes distribuées à travers le corps élastique,

$\mathbf{u} = (u_1, u_2, u_3)^T$ étant l'estimation du vecteur de déplacement, μ et λ étant des constantes élasticité.

Les conditions de déplacement aux limites peuvent être facilement déterminées sans être nécessairement reliées à la manière dont les forces externes sont calculées. Comme la tâche de fusion consiste à mettre des régions en correspondance, il est raisonnable de définir les forces externes comme une fonction liée aux similarités locales, S . Plus précisément, nous appliquons une force \mathbf{F} proportionnellement au vecteur gradient de S , où $S(\mathbf{u}, \mathbf{x})$ est définie de telle sorte qu'elle mesure la corrélation normalisée entre une région locale R , centrée en \mathbf{x} et la région correspondante R' , centrée en $(\mathbf{u} + \mathbf{x})$. Le recalage optimal de R est la région R' pour laquelle le vecteur de déplacement \mathbf{u} maximise S . La fonction de corrélation S des régions a et b de l'image est calculée en utilisant les projections A_i et B_i : de a et b .

$$S(a, b) = \frac{(a, b)}{(a, a)^{\frac{1}{2}}(b, b)^{\frac{1}{2}}} = \frac{\sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{A}_i \mathbf{B}_i}{[\sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{A}_i^2]^{\frac{1}{2}} [\sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{B}_i^2]^{\frac{1}{2}}}$$

avec

$$\mathbf{A}_i = (a, h_i) = \int_D a(x) h_i(x), \quad \mathbf{B}_i = (b, h_i) = \int_D b(x) h_i(x),$$

où h_i forme la base orthonormée sur le domaine de l'image D correspondant à la fonction de pondération $w(x) = e^{-x^2}$, fonction donnant un poids décroissant aux points éloignés. Seules les quatre premières projections de a et b sont utilisées pour le calcul de la

similarité, ce qui correspond respectivement à l'intensité moyenne pondérée par une Gaussienne de la région d'image considérée et à ses dérivées partielles dans les trois directions spatiales (x_i). In fine, cette méthode de recalage élastique est basée sur des informations de contours extraites à des résolutions différentes. Dans une étude plus récente, nous montrons comment une meilleure coopération entre cette méthode de recalage élastique et les méthodes d'analyse d'image décrites plus loin, peut rendre plus précis le processus de fusion inter-individus [Gee et al. 1994].

L'algorithme de recalage élastique décrit ici, est déficient sur deux aspects. Outre la complexité algorithmique de la méthode, celle-ci est basée uniquement sur des informations locales. En effet, la mesure de similarité ne peut être étendue pour couvrir des régions plus grandes. Dans ce cas la fonction de similarité n'aurait plus un seul maximum, et augmenterait ainsi la probabilité de mauvais recalage. Pour cette raison, des grandes différences entre objets ne peuvent être détectées. Ce constat justifie l'utilisation d'une procédure itérative de recherche des déformations, et la mise en place d'un processus multi-résolutions pour le recalage élastique (Figure 5). Dans une approche multi-résolutions, seules les disparités faibles (au regard de la résolution) ne sont corrigées à un niveau donné, de plus celles-ci peuvent être très vite lissées. Dans le même temps, le parcours de l'espace des résolutions permet la détection et la correction de fréquences de variation très variées.

3.3. MÉTHODES DE SEGMENTATION ET DE CLASSIFICATION POUR LA DÉTECTION DE STRUCTURES ANATOMIQUES

Au-delà des méthodes décrites ci-dessus qui permettent de combiner des objets 3D d'origines différentes, un autre problème consiste à définir sémantiquement et le plus exactement possible, une structure d'intérêt. Cet aspect est crucial pour rendre plus efficace les procédures de fusion présentées préalablement. C'est en effet dans un cadre de coopération étroit entre méthodes d'analyse d'images et méthodes de recalage, que le processus de fusion pourra être optimisé. Ainsi, l'amélioration des méthodes de fusion élastique passe aujourd'hui, plus par l'apport de contraintes nouvelles, par exemple dans le calcul des similarités inter-sujets (références anatomiques plus représentatives des données à fusionner), que par la définition d'un interpolant nouveau entre ces amers. Dans ce contexte, le problème de la reconnaissance 3D de structures anatomiques prend un relief particulier. Ainsi, nos travaux ont porté sur la détection et l'étiquetage de structures présentes au sein des images, et plus précisément, au sein des images IRM pour ce qui concerne la reconnaissance de structures cérébrales. Notre travail a consisté en la définition de méthodes permettant la reconnaissance de structures, par l'analyse des contours qu'elles présentent sur les images, ou encore par l'analyse des relations statistiques que partagent les voxels représentant ces structures. L'objectif commun est d'associer lorsque cela s'avère

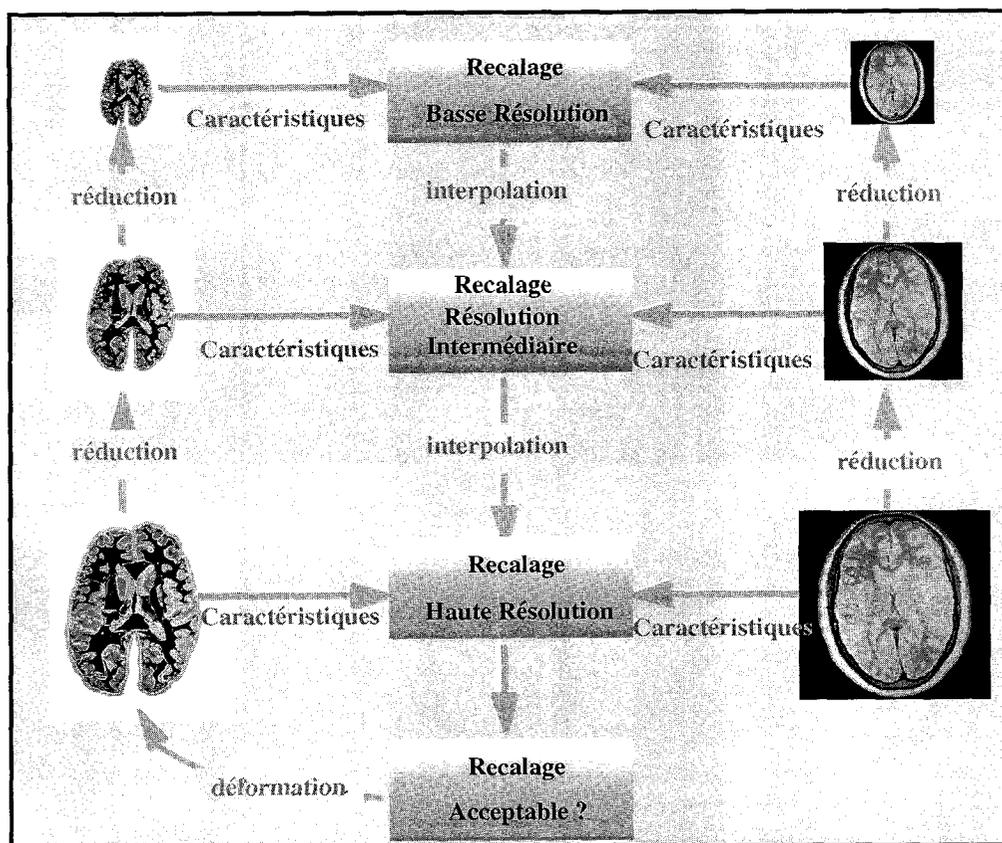


Figure 5. – Processus de déformation multi-résolutions. Trois images de résolution progressivement réduite sont créées à partir d'un volume original. Les caractéristiques images (voxels et leurs attributs) présentes dans la pyramide multi-résolutions pour l'atlas (à gauche) et pour le cerveau sujet (à droite) sont utilisées par le système de fusion élastique. La mise en correspondance commence à la résolution la plus faible. Le déplacement calculé est ensuite interpolé pour initialiser la résolution supérieure. L'atlas est déformé en utilisant les déplacements à partir du recalage à la résolution la plus fine. Le processus de déformation est répété et l'atlas est déformé jusqu'à ce qu'un recalage satisfaisant soit obtenu.

nécessaire, une appartenance floue à chaque point détecté. Cet étiquetage flou permet de conserver tout au long de la chaîne de traitement/visualisation les incertitudes de décision.

En ce qui concerne les méthodes basées sur l'analyse des contours, nous avons réalisé une procédure de segmentation, capable de traiter directement un volume isotrope sur la base d'un opérateur de détection 3D de contours. L'approche développée est guidée par une connaissance a priori de la structure à extraire (par ex. région centrale de la base de données, connexité 3D, relative convexité,...). A partir des moyens algorithmiques permettant d'analyser les frontières des régions présentes sur l'image, nous avons cherché à nous affranchir des problèmes de décision sur les bords des structures. Ceci nous a conduit à développer une approche originale utilisant la théorie des ensembles flous ce qui permet de retrouver en fin de chaîne de traitement, toute l'information associée à la structure d'intérêt et d'autre part d'assigner en chacun des voxels retenus, un coefficient d'appartenance à cette structure [Barillot et al. 1991; Lachmann 1992].

Pour compléter l'interprétation des données, ces techniques d'analyse de contours doivent être associées à des fonctions exploitant le contenu statistique des régions de l'image. Dans ce

contexte nous avons développé des techniques algorithmiques permettant la reconnaissance de macro-structures et notamment de structures cérébrales visibles à l'IRM. Une telle reconnaissance se traduit par l'étiquetage sémantique d'un ensemble de structures prédéfinies et différenciables, soit par leurs représentations (textures, contours...), soit par leurs localisations sur l'image IRM. Ainsi, nous avons développé une méthode de discrimination basée sur la mise en œuvre conjointe et séquentielle d'un algorithme d'analyse de textures (approche statistique), et d'un algorithme de classification de données de type « Classifieur Bayésien ». Nous recherchons donc une fonction permettant d'associer aux pixels des images, une probabilité d'appartenance à des structures majeures visibles à l'IRM (peau, os- LCR, cerveau (substance grise, substance blanche, système ventriculaire)). Le processus de classification permettant cette association, nécessite la connaissance d'informations multiples sur les données à traiter. Nous calculons donc un vecteur d'attributs caractéristiques en chaque voxel de la base IRM originale. Un des moyens efficaces pour obtenir ces paramètres est l'analyse de textures. Un regroupement initial, non supervisé, de ces vecteurs voxels est effectué par un processus itératif de régression vers le nombre d'étiquettes recherché. La procédure de classification permet ensuite la définition de

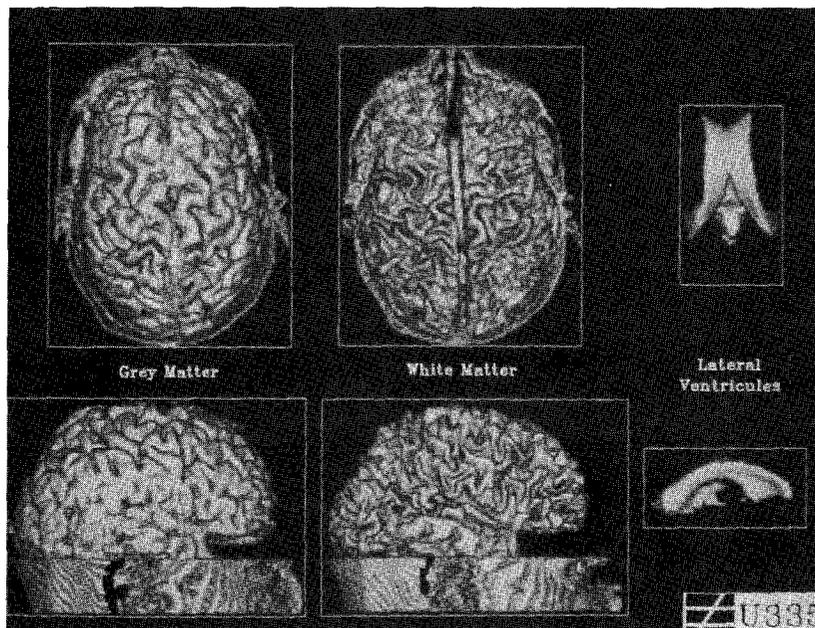


Figure 6. – Rendu de volume des volumes de probabilité d'appartenance aux matières grises et blanches et au système ventriculaire; ces résultats sont obtenus en utilisant la procédure de classification bayésienne sur une base de données IRM isotrope.

volumes de probabilité d'appartenance aux macro-structures de la sphère cérébrale (Figure 6). Un tel outil de discrimination peut notamment répondre aux besoins en matière d'étiquetage anatomique nécessaire par exemple dans le cas de la modélisation de la propagation intra et extra cérébrale des champs électriques et/ou magnétiques [Lachmann et Barillot 1992]. Plus récemment, cette approche a également montré son intérêt dans le cadre d'une coopération d'algorithmes de segmentation et de fusion élastique en 2D [Gee et al. 94].

3.4. VISUALISATION 3D

En matière de méthodes de visualisation 3D de données médicales, les différentes approches peuvent être rassemblées sous deux familles reconnues sous les noms de représentation de *surfaces* et de *représentation de volumes* [Barillot 1993]. L'apparition de nouvelles stations de travail autorise aujourd'hui l'élaboration de méthodes relevant du domaine de la modélisation volumétrique. Disposant à tout instant des données volumiques, ce type de représentation permet la visualisation simultanée ou non, d'informations surfaciques ou de données intrinsèques au volume d'origine, comme les niveaux de gris par exemple. La solution que nous avons développée est basée sur le principe du *Lancer de Rayons Actif*. Ce travail fait en collaboration avec le Pr. R.A. Robb de la Mayo Clinic a permis l'insertion de cette application dans l'environnement logiciel du système de traitement et d'analyse d'images biomédicales appelé *ANALYZETM* [Robb et Barillot 1989].

L'algorithme développé consiste à visualiser une fonction de l'intersection de chaque rayon avec le volume. En utilisant une implantation spéciale pour le calcul de cette intersection, l'algorithme est optimisé pour être rapide (autorisant une bonne interactivité) sans compromettre la fidélité. La fonction d'intersection implantée permet aussi de définir plusieurs types de segmentations pendant le lancer d'un rayon : une segmentation spatiale définissant, pour chaque objet, un volume englobant et une segmentation active relative aux niveaux de gris de chaque voxel.

La segmentation spatiale consiste à définir une structure d'objet dont les bords vont délimiter le volume 3-D, là où les rayons vont être calculés. Elle permet également de réaliser de manière aisée une « dissection numérique » d'un volume de données, opération importante pour une meilleure interprétation de la base de données. Une autre tâche de la segmentation spatiale consiste à permettre la visualisation d'objets multiples à partir d'un même volume. Après une phase de segmentation réalisée préalablement, les masques des objets sont ensuite utilisés pour définir dans la phase de visualisation à quel objet un voxel appartient et par là même, de définir les paramètres de visualisation de chaque voxel (couleur, opacité, degré d'appartenance,...). De façon similaire, une texture 3D peut être affectée au volume d'intérêt ou à un objet afin de permettre la superposition d'une information paramétrique aux données originales [Barillot 1993]. Cette fonction est importante pour permettre la visualisation 3D du résultat de fusion de données multi-modalités et/ou multi-paramétriques (Figure 7), comme cela s'avère nécessaire dans nombre d'applications médicales (par exemple en radiothérapie, en médecine nucléaire ou en imagerie neurophysiologique comme l'EEG ou la MagnétoEncéphalographie).

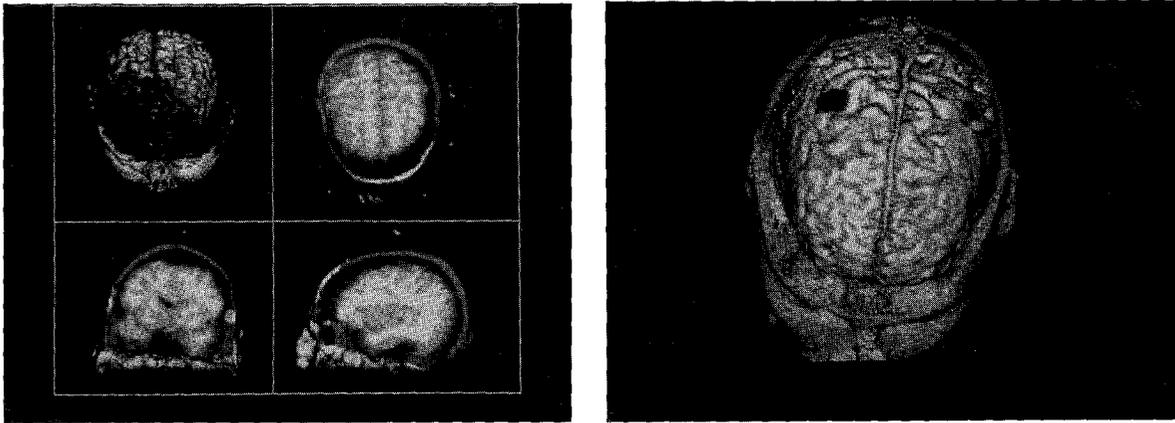


Figure 7. – Rendu de volume 3D de données fusionnées PET-IRM (gauche) et MEG-IRM (droite) et MEG-IRM (droite) par plaquage de texture 3D entre données fonctionnelles (PET ou MEG) et données morphologiques (IRM).

4. Discussion et conclusion

Un des problèmes majeurs pour améliorer l'utilisation médicale des images, et améliorer ainsi la prise en charge du patient, concerne la compréhension mutuelle des données présentes : images in-vivo comme connaissances a priori. Cela doit prendre en compte la fusion des données relatives, non pas à un seul et même patient, mais plutôt à un grand nombre, données qui peuvent être rassemblées sous la forme de bases de données multi-sujets. Ce problème rejoint les aspects de fusion numérique/symbolique pour la constitution de modèles numériques et symboliques, ce que nous pouvons également appeler « atlas numérique » [Montabard *et al.* 1993]. Cet article ne prétend pas apporter une solution définitive au problème difficile de la fusion d'image en médecine, il indique les directions possibles pour atteindre ce but. Manifestement, des recherches plus poussées devront permettre une meilleure intégration des différents éléments de traitement de l'information, dont plusieurs illustrations ont pu être présentées ici. Cela devra prendre en compte une coopération certaine entre des processus de traitement « bas niveaux » comme ceux décrits dans ce papier et des représentations plus génériques des informations présentes dans les images. Nous avons pu montrer dans des travaux récents comment cette coopération pourrait prendre forme et quelles en sont les composantes essentielles [Barillot *et al.* 1994]. De la même manière, la connaissance a priori présente sous la forme de règles de production, de classification hiérarchique ou de relations spatiales, doit être utilisée pour étiqueter des structures anatomiques plus complexes [Sokolowska et Newell 1986; Delepiane *et al.* 1988; Bajcsy et Kovacic 1989; Kennedy *et al.* 1989; Niggemann 1990; Raya 1990; Collins *et al.* 1992; Clément et Thonnat 1993; Robinson *et al.* 1993]. L'absence relative de mouvement de l'anatomie cérébrale comparée par exemple, à celle du thorax ou de l'abdomen, conduit à ce que la segmentation d'images cérébrales est bien adaptée à l'utilisation de modèles a priori sur les structures locales. Ces travaux en matière de fusion d'images seront poursuivis en associant aux méthodes existantes d'analyse et de fusion d'images, des infor-

mations multiples, servant à décrire les structures d'intérêts (base de données multi-modalités et multi-sujets, modèles de connaissance,...). Ainsi, le besoin d'associer aux procédures de fusion élastique des méthodes performantes de segmentation d'images, se ressent de plus en plus, aussi bien pour la phase de sélection des références anatomiques [Le Briquer *et al.* 1993] que pour la phase de mise en correspondance entre ces références. L'identification par exemple, de structures anatomiques complexes comme les gyri corticaux (forte variabilité inter-sujets, description incomplète sur les images,...) est en attente d'avancées nouvelles en matière de fusion d'images et de connaissances.

À moyen et long terme, des systèmes ambitieux verront le jour et permettront l'accès à des données provenant d'un grand nombre de sujets différents. Des projets de grande envergure voient déjà le jour pour tenter d'approcher cet objectif [Mazziotta *et al.* 1993]. La définition d'atlas (modèles) sophistiqués prenant en compte les résultats de fusion multi-patients est un passage obligé pour le développement de systèmes avancés en matière d'applications thérapeutiques utilisant l'image. De plus, de tels systèmes seront autant d'outils pour avancer plus encore vers une meilleure compréhension du cerveau humain sain ou pathologique. Enfin, des composants génériques d'un atlas numérique et symbolique du cerveau (modèles déformables, segmentation d'images basés sur des modèles, systèmes de base de connaissance,...) sont réutilisables. C'est particulièrement le cas pour ce qui concerne le développement de systèmes intelligents, relatifs à d'autres organes que le cerveau, et cela dans des processus applicatifs concernant le diagnostic, la thérapeutique ou même l'éducation (maladies cardio-vasculaire, radiothérapie, orthopédie, chirurgie maxillo-faciale,...).

Les méthodes de représentation 3D doivent également suivre ces avancées pour apporter le plus nécessaire au médecin, afin qu'il comprenne et synthétise mieux l'ensemble des informations qui lui arrive. C'est pourquoi des études doivent être menées pour augmenter la quantité des informations présentées (de la surface au volume, d'une entité à plusieurs) tout en garantissant au médecin une représentation non confuse. Ce thème de recherche

est encore trop souvent absent dans la littérature du domaine [Höhne 1990; Höhne *et al.* 1992].

Remerciements

Nous remercions le conseil régional de Bretagne pour le support qu'il a accordé à ces recherches. Nous remercions également le Pr. J.M. Scarabin et le service de radiologie du CHR de Rennes pour nous avoir fourni les bases de données IRM ainsi que MM. B. Gibaud, D. Lemoine et F. Lachmann sans qui ces travaux n'auraient pu être réalisés.

BIBLIOGRAPHIE

- [Amamoto 1990] D.Y. Amamoto, R. Kasturi, A. Mamourian, « Tissue-type Discrimination in Magnetic Resonance Images », *Proc. of 10th International Conference on Pattern Recognition*, 1990, p. 603-607.
- [Bajcsy 1989] R. Bajcsy, S. Kovacic, « Multiresolution Elastic Matching », *CVGIP*, vol. 46, 1989, p. 1-21.
- [Barillot 1985] C. Barillot, B. Gibaud, LM. Luo, JM. Scarabin, « 3D Representation of Anatomic Structures from CT Examinations », *Proc. SPIE Biostereometrics '85*, vol. 302, 1985, p. 307-314.
- [Barillot 1991] C. Barillot, F. Lachmann, B. Gibaud, J.M. Scarabin, « 3D Display of MRI Data in Neurosurgery : Segmentation and Rendering Aspects », *Proc. SPIE Medical Imaging V*, vol. 1445, 1991, p. 54-65.
- [Barillot 1993] C. Barillot, « Basic Principles of Surface and Volume Rendering Techniques to Display 3D Medical Data », *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, March 1993, p. 111-119.
- [Barillot *et al.* 1993] C. Barillot, D. Lemoine, L. Le Briquer, F. Lachmann, B. Gibaud, « Data Fusion in Medical Imaging : Merging Multimodal and Multipatient Images, Identification of Structures and 3D Display Aspects », *European Journal of Radiology*, vol. 17, n°1, 1993, p. 22-27.
- [Barillot 1994] C. Barillot, B. Gibaud, E. Montabard, S. Garlatti, I. Kanellos, « An Information System to Manage Anatomical Knowledge and Image Data about Brain », *SPIE Visualization in Biomedical Computing*, Vol. 2359, 1994, p. 424-434.
- [Bookstein 1989] F.L. Bookstein, « Principal Warps : Thin-Plate Splines And The Decomposition Of Deformations », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-11, n°6, 1989, p. 567-585.
- [Bookstein 1991] F.L. Bookstein, « Thin-Plate Splines And The Atlas Problem For Biomedical Images », *Lecture Notes in Computer Sciences, Information Processing in Medical Imaging*, A.C.F. Colchester & D.J. Hawkes Eds., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Vol. 511, 1991, p. 326-342.
- [Borgefors 1988] G. Borgefors, « An Improved Version of the Chamfer Matching Algorithm. », *Proc. of the 7th Int. Conf. of Pattern Recog.*, Vol. 10, n°6, 1988, p. 849-865.
- [Chiron 1989] P. Chiron, « Mise en Correspondance et Critères de Similitude en Imagerie Médicale », Thèse de Doctorat d'Université, (ENSM) Université de Nantes, 1989.
- [Clément 1993] V. Clément, M. Thonnat, « A Knowledge-based Approach to Integration of Image Processing Procedures », *CVGIP : Image Understanding*, vol. 57, n°2, 1987, p. 166-184.
- [Colchester 1991] A.C.F. Colchester, D.J. Hawkes, « Information Processing in Medical Imaging », *Lecture Notes in Computer Sciences, Information Processing in Medical Imaging*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, vol. 511, 1991.
- [Collignon 1993] A. Collignon, D. Vandermeulen, P. Suetens, G. Marchal, A. Baert, A. Oosterlinck, « Surface based registration of 3D medical images », *Proc. SPIE Medical Imaging : Image Processing*, Vol. 1898, 1993, p. 32-42.
- [Collins 1992] D.L. Collins, T.M. Peters, W. Dai, A.C. Evans, « Model Based Segmentation Of Individual Brain Structures From Mri Data », *SPIE Visualization in Biomedical Computing*, vol. 1808, 1992, p. 10-23.
- [Dann 1989] R. Dann, J. Hoford, S. Kovacic, M. Reivich, R. Bajcsy, « Evaluation of elastic matching system for anatomic (CT, MR) and functional (PET) cerebral images. », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 13, 1989, p. 603-11.
- [Dellepiane 1988] S. Dellepiane, C. Regazzoni, S.B. Serpico, G. Vernazza, « Extension of IBIS for 3D Organ Recognition in NMR Multislices », *Pattern Recognition Letters*, vol. 8, 1988, p. 65-72.
- [Duda 1973] R.O. Duda, P.E. Hart, « *Pattern Classification and Scene Analysis* », by John Wiley & Sons, Inc, 1973.
- [Evans 1991] A.C. Evans, T.S. Marrett, J. Torrescorzo, S. Ku, D.L. COLLINS, « MRI-PET Correlative Analysis Using A Volume Of Interest (Voi) Atlas », *J. of Cerebral Blood Flow and Metabolism*, vol. 11, n°2, 1991, p. A69-A78.
- [Evans 1992] A.C. Evans, D.L. Collins, B. Milner, « An MRI-based stereotactic atlas from 250 young normal subjects », *Soc. Neurosci. Abstr.*, vol. 18, 1992, p. 408.
- [Fox 1985] P.T. Fox, J.S. Perlmutter, M.E. Raichle, « A Stereotactic Method of Anatomical Localization for Positron Emission Tomography. », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 9, n°1, 1985, p. 141-153.
- [Friston 1989] K.J. Friston, R.E. Passingham, J.G. Nutt, *et al.*, « Localization in PET images : Direct Fitting of the Intercommissural (AC-PC) Line », *J. of Cerebral Blood Flow and Metabolism.*, vol. 9, n°1, 1989, p. 141-153.
- [Gee 1993] J.C. Gee, M. Reivich, R. Bajcsy, « Elastically Deforming A Three-Dimensional Atlas To Match Anatomical Brain Images », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 17, n°2, 1993, p. 225-236.
- [Gee 1994] J.C. Gee, C. Barillot, L. Le Briquer, D.R. Haynor, R. Bajcsy, « Matching Structural Images of the Human Brain using Statistical and Geometrical Image Features », *SPIE Visualization in Biomedical Computing*, Vol. 2359, 1994, p. 191-204.
- [Gerig 1991] G. Gerig, J. Martin, R. Kikinis, O. Kübler, M. Shenton, F.A. Jolesz, « Automating Segmentation of Dual-Echo MR Head Data », *Lecture Notes in Computer Sciences, Information Processing in Medical Imaging*, A.C.F. Colchester & D.J. Hawkes Eds., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, vol. 511, 1991.
- [Hill 1993] D.L.G. Hill, D.J. Hawkes, N.A. Harrison, C.F. Ruff, « A strategy for automated multimodality image registration incorporating anatomical knowledge and imager characteristics », *Lecture Notes in Comp. Science : Information Processing in Medical Imaging*, HH Barrett, AF Gmitro Eds; Springer-Verlag; Vol. 687, 1993, p. 182-195.
- [Höhne 1990] K.H. Höhne, « 3D Imaging in Medicine », *NATO ASI Series*, Vol. F60, Edited by K.H. Höhne, H. Fuchs, S.M. Pizer, Springer-Verlag Berlin, 1990.
- [Höhne 1992] K.H. Höhne, M. Bomans, M. Riemer, R. Schubert, U. Tiede, W. Lierse, « A volume based anatomical atlas », *IEEE Comp. Graphics & Appl.*, vol. 12, n°9, 1992, p. 72-78.
- [Höhne *et Hanson* 1992] K.H. Höhne, W.A. Hanson, « Interactive 3D Segmentation of MRI and CT Volumes using Morphological Operations », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 16, n°2, 1992, p. 285-294.
- [Jiang 1992] H. Jiang, K. Holton, R. Robb, « A new approach to 3-D registration of multimodality medical images by surface matching », *Proc. SPIE : Visualization in Biomedical Computing*, vol. 1808, 1992, p. 196-213.
- [Kapouleas 1990] I. Kapouleas, « Segmentation and Feature Extraction for Magnetic Resonance Brain Image Analysis », *Proc. Xth Int. Conf. on Pattern Recognition*, 1990, p. 583-590.
- [Kennedy 1989] D.N. Kennedy, P.A. Filipek, V.S. Caviness, « Anatomic Segmentation and Volumetric Calculations in Nuclear Magnetic Resonance Imaging », *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. TMI-8, n°1, 1989, p.1-7.
- [Kubler 1990] O. Kübler, G. Gerig, « Segmentation and Analysis of Multidimensional Data-Sets in Medicine », *NATO ASI Series*, Vol. F60, Edited by K.H. Höhne, H. Fuchs, S.M. Pizer, Springer-Verlag Berlin, 1990, p. 63-79.
- [Lachmann 1992] F. Lachmann, « Méthodes d'Analyse d'Images Médicales pour la Reconnaissance de Structures Cérébrales », Thèse de Doctorat d'Université, Université de Tours, 1992.
- [Lachmann *et al.* 1992] F. Lachmann, C. Barillot, « Brain tissue classification from MRI data by means of texture analysis », *SPIE Medical Imaging VI : Image Processing*, vol. 1652, 1992, p. 72-83.

- [Le Briquer 1993] L. Le Briquer, F. Lachmann, C. Barillot, « Using Local Extremum Curvatures to Extract Anatomical Landmarks From Medical Images », *SPIE Medical Imaging : Image Processing*, vol. 1898, 1993, p. 549-558.
- [Lemoine 1991] D. Lemoine, « La Modélisation Anatomique Tri-Dimensionnelle et son Utilisation pour l'Interprétation de Données In-Vivo Multi-modalités : Application à la Neurochirurgie », Thèse de Doctorat d'Université, Université de Rennes I, 1991.
- [Lemoine et al. 1991] D. Lemoine, C. Barillot, B. Gibaud, E. Pasqualini, « An Anatomical-Based 3D Registration System Of Multimodality And Atlas Data In Neurosurgery », *Lecture Notes in Computer Sciences, Information Processing in Medical Imaging*, A.C.F. Colchester & D.J. Hawkes Eds., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, vol. 511, 1991, p. 154-164.
- [Lemoine 1994] D. Lemoine, E. Lussot, D. Liegeard, C. Barillot, « Multimodal Registration system for the fusion of MRI, CT, MEG and 3D or stereotactic angiographic Data », *SPIE Medical Imaging : Image Capture, Formatting, and Display*, vol. 2164, 1994, p. 46-57.
- [Lim 1989] K.O. Lim, A. Pfefferbaum, « Segmentation of MR Brain Images into Cerebrospinal Fluid Spaces, White and Gray Matter », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 13, n°4, 1989, p. 588-593.
- [Marr 1980] D. Marr, E. Hildreth, « Theory of Edge Detection », *Proc. R. Soc. London*, vol. B 207, 1980, p. 187-217.
- [Mazziotta 1993] J.C. Mazziotta, A.W. Toga, A.C. Evans, P. Fox, « A Probabilistic Reference System for the Human Brain », *Application to the Human Brain Project : Phase I*, June 1993.
- [Montabard 1993] E. Montabard, B. Gibaud, C. Barillot et al., « An Hypermedia System To Manage Anatomical Knowledge About Brain », in : Lemke H.U., Inamura K., Jaffe C.C., Felix R. Eds., *Computer Assisted Radiology*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1993, p. 414-419.
- [Niggemann 1990] J. Niggemann, « Analysis and Representation of Anatomical Knowledge », *Applied Art. Intell.*, vol. 4, 1990, p. 309-336.
- [Pelizzari 1989] C. Pelizzari, G. Chen, D. Sperling, R. Weichselbaum, C.T. Chen, « Accurate Three-Dimensional Registration of CT, PET, and/or MRI Images of the Brain », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 13, 1989, p. 20-26.
- [Powell 1964] M.J.D. Powell, « An Efficient Method for Finding the Minimum of a Function of Several Variables without Calculating Derivatives », *Comp. J.*, vol. 7, 1964, p. 155-162.
- [Raya 1990] S.P. Raya, « Low-Level Segmentation of 3D Magnetic Resonance Brain Images — A Rule-Based System », *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. TMI-9, n°3, 1990, p. 327-337.
- [Robb 1989] R.A. Robb, C. Barillot, « Interactive Display and Analysis of 3D Medical Images », *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. TMI-8, n°3, 1989, p. 217-226.
- [Robb 1992] R. A. Robb, « Visualization in Biomedical Computing », R. A. Robb Ed., *SPIE*, vol. 1808, 1992.
- [Robinson 1993] G.P. Robinson, A.C.F. Colchester, L.D. Griffin, « Model-Based Recognition of Anatomical Objects from Medical Images », *Lecture Notes in Comp. Science : Information Proc. in Med. Imag.*, H.H. Barrett, A.F. Gmitro Eds; Springer-Verlag, vol. 687, 1993, p. 197-211.
- [Rosenfeld 1983] A. Rosenfeld, A.C. Kak, « Digital Image Processing », 2nd ed. New-York; Academic Press, 1983.
- [Sokolowska 1986] E. Sokolowska, J.A. Newell, « Multi-Layered Image Representation : Structure and Application in Recognition of Parts of Brain Anatomy », *Pattern Recognition Letters*, vol. 4, 1986, p. 223-230.
- [Talairach 1988] J. Talairach, P. Tournoux, « Co-Planar Stereotactic Atlas Of The Human Brain », Georg Thieme Verlag, Stuttgart, 1988.
- [Timoshenko 1951] S. Timoshenko, J.N. Goodier, « Theory of elasticity », New York : McGraw-Hill, 1951.
- [Van Den Elsen 1993] P. Van Den Elsen, E.J.D. Pal, M.A. Viergever, « Medical Image Matching — A Review With Classification », *IEEE Eng. in Medicine and Biology Magazine*, vol. 12, n°1, 1993, p. 26-39.

- [Vannier 1988] M.W. Vannier, C.M. Speidel, D.L. Rickman, L.D. Schertz, L.R. Baker, C.F. Hildebolt, C.J. Offutt, J.A. Balko, R.L. Butterfield, M.H. Gado, « Validation of MRI Multispectral Tissue Classification », *Proc. of 9th Conf. on Pattern Recognition*, 1988, p. 1182-1186.
- [Woods 1993] R.P. Woods, J.C. Mazziotta, S.R. Cherry, « MRI-PET Registration with Automated Algorithm », *J. of Computer Assisted Tomography*, vol. 17, n°4, 1993, p. 536-546.

LES AUTEURS

Christian BARILLOT



Christian Barillot est né en 1959, il est titulaire d'une thèse en Traitement du Signal de l'Université de Rennes I depuis 1984, il a été recruté comme chargé de Recherche CNRS en 1986. En 1987 et 1988, puis en 1991, il a été chercheur associé au Biodynamic Research Unit de la Mayo Clinic, Rochester, MN, ou il a développé le module de visualisation 3D du logiciel de traitement et d'analyse d'image ANALYZETM. Depuis 1984, il est chercheur au Laboratoire SIM de l'université de Rennes I ou son activité de recherche concerne les aspects de visualisation 3D, de segmentation d'images et de fusion de données en imagerie cérébrale.

James C. GEE



James C. Gee est né en 1964, il est Doctorant au département d'informatique et de traitement de l'information et au centre de recherche cérébro-vasculaire à l'université de Pennsylvanie à Philadelphie sous la supervision des Pr. R. Bajcsy et M. Reivich. Son domaine de recherche concerne les aspects d'analyse des reconstructions tomographiques du cerveau humain à l'aide d'atlas numériques du cerveau. Depuis 1994, il est chercheur associé au Laboratoire SIM de l'université de Rennes I ou il continue sa recherche sur les problèmes méthodologiques liés à la constitution d'un atlas cérébral humain.

Lionel LE BRIQUER



Lionel Le Briquer est né en 1967, il a obtenu le diplôme d'ingénieur en Électronique et Automatique de l'École Nationale Supérieure d'Électronique et de Radioélectricité de Bordeaux en 1991, et un DEA en Traitement du Signal et de l'Image de l'Université de Rennes I en 1992. Il prépare actuellement un doctorat sur la fusion de données multi-patients en imagerie cérébrale par l'utilisation de méthodes d'analyse d'images IRM et de modèles déformables.

Georges LE GOUALHER



Georges Le Goualher est né en 1968, il a obtenu en 1991 une maîtrise d'Électronique d'Electrotechnique et d'Automatique et en 1992 un DEA en Traitement du Signal et de l'Image de l'Université de Rennes I. Il prépare actuellement un doctorat sur la fusion de données symboliques et numériques pour l'identification de structures corticales du cerveau humain par l'utilisation de méthodes d'analyse d'images IRM et de modèles déformables.

Manuscrit reçu le 2 juin 1994.