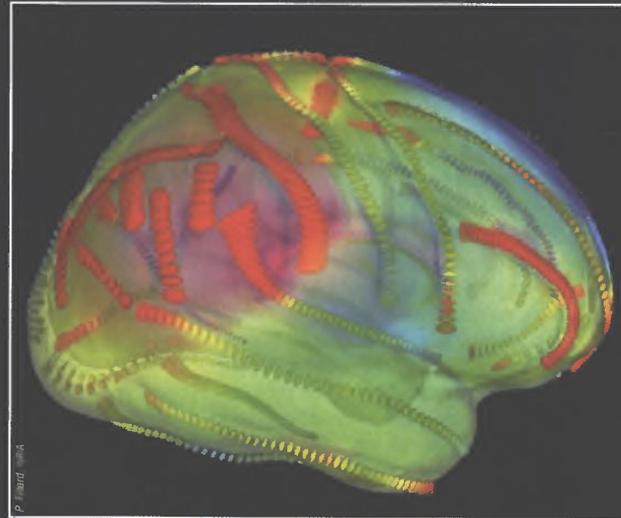




Les images médicales prises avec des appareils différents, à des instants différents, voire sur des patients différents, paraissent incohérentes entre elles. Pour tirer parti de toute l'information qu'elles apportent et les rendre comparables, les chercheurs ont recours à des techniques mathématiques variées.



Recaler pour mieux soigner

Un patient doit subir une délicate intervention neurochirurgicale. Pour planifier l'opération en minimisant les risques pour le patient, le neurochirurgien va cartographier les zones sur lesquelles il s'apprête à intervenir. Un scanner fait apparaître en détail les os du crâne, tandis qu'une

image par résonance magnétique (IRM) le renseigne sur les tissus mous. Pour plus de sûreté, le médecin localise les principaux vaisseaux sanguins grâce à une angiographie, ainsi que les aires cérébrales associées à diverses fonctions proches de la tumeur à l'aide d'une IRM fonctionnelle. Comment rassembler les renseignements issus de ces différentes images ? La géométrie de chacune d'entre elles est définie par rapport au référentiel relatif à l'appareil d'acquisition, et le cerveau du patient n'est jamais positionné exactement de la même façon lors des divers examens. Un même point dans deux images différentes renvoie *a priori* à deux zones physiquement distinctes dans l'organisme du patient. Dès lors, le chirurgien ne peut se reposer de façon automatique sur les images recueillies. Comment les fusionner de façon cohérente et rendre compatibles les informations qu'elles délivrent ? C'est le problème du recalage des images.

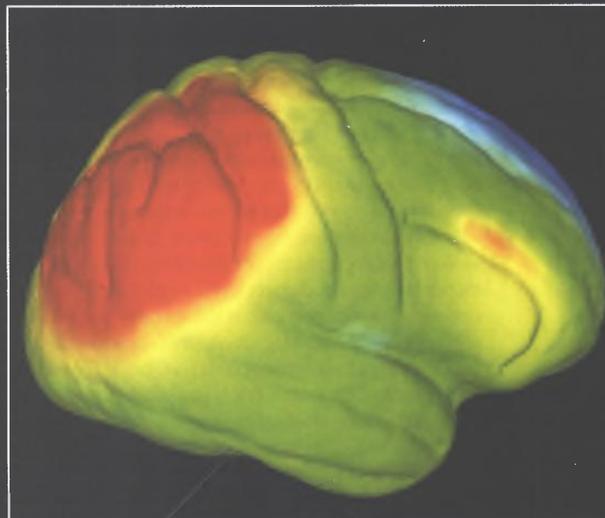
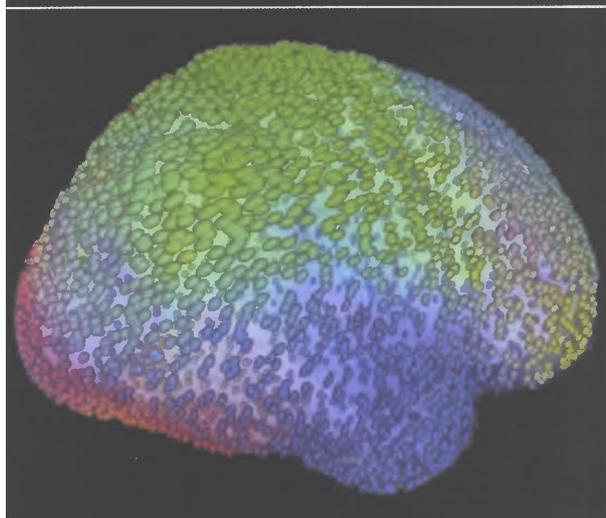
Après avoir illustré quelques applications du recalage, notamment l'assistance par l'image des interventions chirurgicales, nous détaillerons les stratégies employées pour recalage les images en fonction des mouvements et des déformations de l'organe imagé. Nous évoquerons pour finir les spécificités du recalage d'images de sujets différents.

Une image médicale peut être vue comme un tableau des intensités d'une grandeur physique mesurée par différentes techniques. Un scanner à rayons X mesure par exemple la densité d'absorption des rayons par les tissus. Chaque pixel

de l'image représente l'intensité de l'absorption en un point de l'objet. La géométrie de l'image spécifie la position de chacun des pixels (en deux dimensions) ou voxels (en trois dimensions) dans un repère lié à l'appareil d'imagerie. Dans une image reconstruite sur une grille rectangulaire, le pas de la grille suffit pour mesurer des propriétés métriques, telles que la taille d'un organe, le volume d'une tumeur ou encore sa distance à des points de repère anatomiques, ce qui permet au chirurgien de se repérer lors de l'opération. Mais, dans de nombreux cas, une seule image est insuffisante, et il faut comparer ou fusionner des informations fournies par plusieurs images. La géométrie de chacune ne suffit plus : elle permet de remonter à un référentiel relatif à l'appareil d'acquisition, mais les repères des différentes images n'ont pas de raison d'être cohérents entre eux.

Organes et images sont superposés

Le recalage s'impose dans de nombreuses autres situations. Pour suivre dans le détail une pathologie comme la sclérose en plaques, il faut pouvoir fusionner les images IRM acquises chaque mois, alors que non seulement les conditions d'acquisition, notamment la position du patient, mais aussi l'état des tissus concernés, évoluent. Il faut donc d'abord recalage les images entre elles pour compenser les mouvements de rotation et de translation : on parle de recalage rigide. Ensuite, la nécrose et démyélinisation modifient les tissus et donc l'intensité des images à l'endroit des lésions. Parfois, un œdème entraîne une déformation supplémentaire. En pratique, un seul type d'images n'est pas suffisant pour différencier une déformation mécanique d'une modification de la nature des tissus. On cherche donc à utiliser plusieurs modalités d'images simultanément, ce qui complique le problème.



Xavier Pennec

1. La variabilité de la surface du cerveau a été mesurée en faisant correspondre les sillons corticaux repérés sur les images IRM de plus de 70 sujets. La variabilité le long de ces lignes (à gauche, le rouge traduit une grande variabilité) est étendue à l'ensemble du cerveau (au milieu, en bleu, un déplacement vertical, en vert, avant/arrière). Le déplacement en chaque point varie du millimètre (à droite, en bleu) au centimètre (en rouge).

Une autre classe d'applications du recalage d'images d'un même patient est l'assistance au geste thérapeutique. Il s'agit de replacer les informations géométriques issues d'une exploration préopératoire – cible, trajectoire prévue, zones à risque – dans le repère lié au patient lors de l'intervention, de façon à guider le praticien. Notre équipe a développé avec Stéphane Nicolau et Luc Soler, de l'Institut de recherche contre le cancer de l'appareil digestif (IRCAD), à Strasbourg, un système dit de réalité augmentée pour guider les ponctions du foie sous assistance radiologique, par exemple pour une biopsie, ou pour la destruction d'une tumeur par radiofréquence (thermo-ablation). Ce système superpose en temps réel sur des images stéréoscopiques la reconstruction tridimensionnelle des organes obtenue par scanner X et une image virtuelle de l'aiguille de ponction manipulée (voir la figure 2). Cette vue « augmentée » permet au praticien de visualiser la cible et les vaisseaux sur le trajet de l'aiguille et ainsi de corriger la trajectoire en temps réel comme s'il voyait à l'intérieur du corps. L'un des points clés est bien sûr de garantir la précision du guidage. Dans le cas d'une biopsie, l'analyse d'un échantillon prélevé par erreur à quelques centimètres de la tumeur supposée conclurait à une absence de tumeur !

La plupart des applications de guidage ont été développées pour la neurochirurgie ou la chirurgie orthopédique : les os constituent des points de référence fiables pour le recalage. Les travaux actuels s'intéressent maintenant aux tissus mous de l'abdomen, qui se déforment sous l'action de la respiration et des battements cardiaques. Le recalage intervient ainsi dans de nombreuses situations médicales. Mais quelle technique appliquer selon le problème rencontré ?

Il importe tout d'abord de déterminer la classe de transformations adéquates pour recalcr les images, de façon à

réduire la complexité du problème. Décrire le déplacement d'un voxel nécessite en effet trois paramètres (un pour chaque axe) alors que nous ne disposons que d'une seule mesure : l'intensité de l'image en ce point. On est ainsi forcé de réduire le nombre de degrés de liberté, soit explicitement, en considérant un groupe de transformations géométriques définies par un nombre limité de paramètres, soit en faisant ce que l'on nomme une régularisation de l'estimation. Détaillons ces deux approches.

Les transformations géométriques les plus simples combinent rotation et translation sous le nom de transformations rigides. Elles sont utilisées pour modéliser un mouvement en bloc de l'objet ou la différence de positionnement entre deux acquisitions. Six paramètres les caractérisent : trois pour la rotation et trois pour la translation. On utilise ces transformations depuis plusieurs années en clinique pour les opérations stéréotaxiques, où un cadre servant de repère est fixé à la boîte crânienne. De façon plus générale, la première étape d'un problème de recalage consiste à trouver la transformation rigide qui compense le mouvement global entre les images.

Toutefois, lorsque la déformation de l'organe entre deux acquisitions est importante, par exemple lorsque plusieurs mouvements sont combinés, voire lorsqu'on compare des objets différents mais similaires, comme le cerveau de deux sujets, on fait appel à un groupe de transformations plus large, les transformations affines, qui permet de normaliser globalement des images à des échelles différentes suivant les axes. Une transformation affine se décompose en une translation, une rotation, un changement d'échelle suivant chaque axe et un cisaillement qui fait basculer les axes entre eux. Chacune de ces opérations a trois paramètres, soit 12 au total pour une transformation affine.



Les transformations rigides et affines permettent en théorie de modéliser simplement les correspondances entre plusieurs images avec très peu de paramètres, et sont utilisées de façon courante en neurosciences. En pratique, cependant, certains appareils d'acquisition induisent des distorsions dans les images et il faut considérer des degrés de liberté supplémentaires pour en tenir compte. Si dans le cas d'images vidéo ou photographiques bidimensionnelles, on peut paramétrer la distorsion de façon précise grâce aux symétries des optiques utilisées, ce n'est pas le cas pour l'IRM, où les hétérogénéités du champ magnétique entraînent des distorsions qui dépendent de la forme et de la position de l'organe imagé dans l'aimant. De même, il n'existe pas de transformations standards pour modéliser de façon exacte l'effet des articulations sur les tissus mous environnants, ni les déformations causées par les mouvements respiratoires ou cardiaques. Les déformations à grande échelle provoquées par des pathologies évolutives comme les tumeurs échappent également à la modélisation par un groupe de transformations.

On recourt alors à des transformations plus générales, tels des fonctions affines par morceaux, des produits tensoriels de splines ou encore des champs de déformations denses. Une fonction affine par morceaux est un assemblage de transformations affines évoquées précédemment : à chaque zone de l'image, on applique une transformation affine différente. Le problème est de bien découper ces zones et de gérer les raccords, c'est-à-dire de garantir la continuité des déformations aux interfaces de ces domaines. De même, les splines décrivent la déformation par le biais d'un jeu de polynômes de degré donné, définis sur des petits domaines de l'image et raccordés en assurant la continuité. Comme les courbes que l'on trace avec les logiciels de dessin, les splines sont paramétrées par une grille de points de contrôle, que l'on déplace pour déformer l'espace localement autour de ces points. Enfin, un champ de déplacement

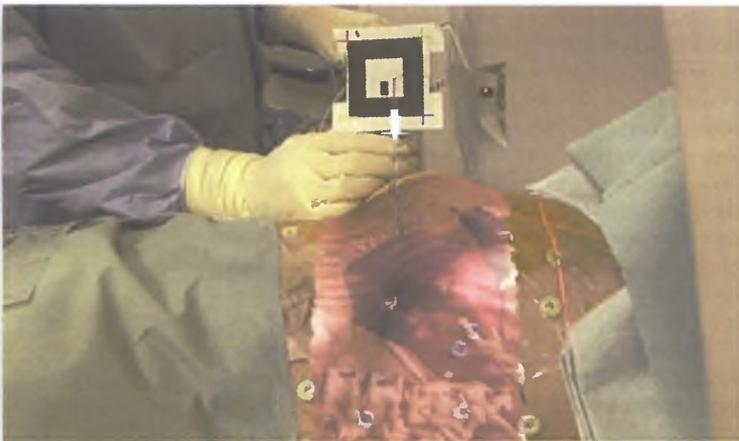
dense associe à chaque pixel son déplacement. C'est la méthode la plus précise, puisque le mouvement de chaque point est pris en compte, mais aussi la plus lourde : à raison de trois valeurs par voxel (le déplacement suivant chaque axe), 25 millions de paramètres sont nécessaires pour une image IRM typique de $256 \times 256 \times 128$ voxels. Ces transformations sont qualifiées de libres, car, en fonction de la résolution choisie, elles peuvent représenter toute déformation, aussi complexe soit-elle. On les utilise depuis plusieurs années en recherche dans des problèmes de recalage d'images, et ces méthodes commencent à diffuser dans le domaine clinique, comme nous le verrons.

Les transformations libres ont cependant trop de paramètres par rapport à l'information limitée délivrée par les images. Il faut donc ajouter des contraintes afin d'exclure les déformations incohérentes. Comme la plupart des algorithmes de recalage reposent sur l'optimisation d'un critère de similarité entre les images, il suffit d'ajouter un critère de régularisation qui défavorise les transformations peu probables. On utilise souvent des modèles de physique des matériaux, par exemple de milieux élastiques ou fluides.

Comment calibrer le recalage ?

Une fois choisi le type de transformation, comment déterminer ses paramètres optimaux ? Lorsqu'on recherche une transformation globale avec peu de paramètres (rigide ou affine), on peut se reposer seulement sur les correspondances de points caractéristiques, par exemple des marqueurs (billes, cylindres, etc.) placés sur ou dans les tissus du patient en chirurgie stéréotaxique ou orthopédique. Trois ou quatre points suffisent pour déterminer la transformation qui minimise l'erreur de superposition de ces points de repère. Bien sûr, plus on dispose de correspondances, plus la transformation est précisément caractérisée. L'implantation de marqueurs étant invasive, on a envisagé de les définir manuellement dans les images, mais cela se révèle long et imprécis. On a alors cherché à se reposer sur des points de repère pseudo-anatomiques extraits automatiquement des images. Nous avons ainsi développé dans notre équipe des méthodes fondées sur la reconnaissance d'arêtes (lignes de crête) et de coins (points extrémaux). Nous avons obtenu une précision inférieure à la taille du voxel pour le recalage rigide d'images de même modalité de la tête d'un même patient, dans le cas du suivi de la sclérose en plaques évoqué précédemment. En revanche, ces méthodes se généralisent mal à des déformations plus complexes où à des images de modalités différentes, car les structures remarquables dans les deux images ne représentent pas forcément le même point anatomique.

Des méthodes plus générales, dites iconiques, se sont imposées. À toute transformation (rigide ou libre), on associe une mesure de la similarité des images après recalage, fondée sur l'intensité en chaque point, puis on cherche à optimiser cette mesure en modifiant itérativement la transformation. L'intensité est la seule information dense (on dispose d'une valeur pour chaque point), qui permet d'obtenir des indications sur la déformation en chaque point sans devoir l'interpoler entre des points de mesure. Le critère de similarité le plus simple suppose que l'intensité



S. Michard, iMCA/Springer

2. Un patient transparent, c'est le résultat du dispositif de réalité augmentée développé à l'Institut de recherche contre les cancers de l'appareil digestif (IRCAD) de Strasbourg. Un modèle virtuel tridimensionnel du foie et de ses tumeurs est superposé à la vue réelle de l'abdomen du patient, pour guider le praticien. La respiration modifie la position et la forme du foie, compliquant le recalage des deux images. Pour pallier cette difficulté, l'électrode destinée à brûler les tumeurs est manipulée durant de brèves périodes où le volume pulmonaire est maintenu constant. Sur des patients respirant librement, la précision atteint déjà 6 à 12 millimètres ; elle sera améliorée par le contrôle respiratoire sous anesthésie générale.



Endoscopie sous assistance

Certains opérations neurochirurgicales sont effectuées au moyen d'un endoscope, un tube dans lequel on glisse une caméra et un instrument de chirurgie. Cette technique restreint au maximum l'ouverture du crâne et les risques de léser le cerveau pendant l'opération. Néanmoins, contrairement à une opération classique à cerveau ouvert, le chirurgien ne voit que par l'endoscope lui-même et a donc peu de repères pour guider la progression du tube, puis la résection tumorale.

Pour remédier à ce problème, nous avons mis au point, au sein du projet européen *Roboscope* engagé par le neurochirurgien autrichien Ludwig Auer, un système robotique de guidage assisté par l'image des opérations cérébrales endoscopiques. L'idée est d'apporter une information supplémentaire au chirurgien en visualisant une image IRM virtuelle correspondant en temps réel à la position et à l'orientation de l'endoscope dans le cerveau. De surcroît, l'endoscope est manipulé par l'intermédiaire d'un robot semi-passif qui atténue les microtremblements et empêche l'instrument de sortir d'une zone de sûreté définie en même temps que la planification de la trajectoire de l'outil à partir d'une l'IRM préopératoire.

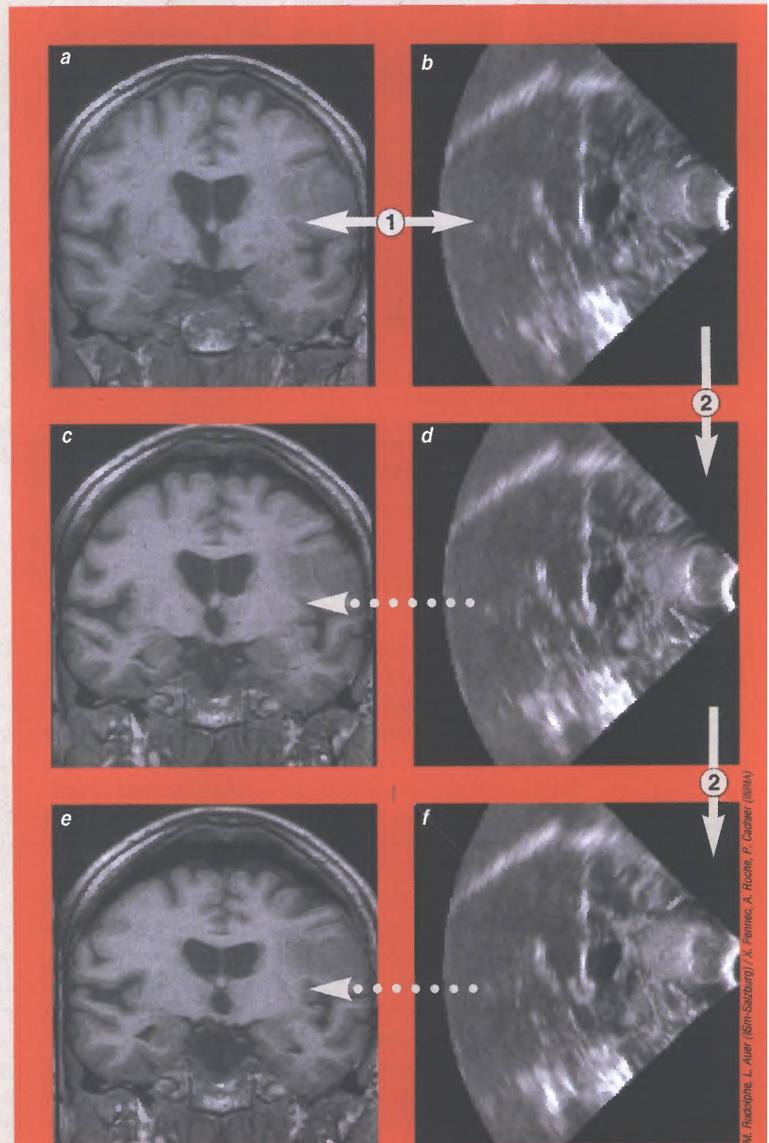
Cependant, le cerveau n'est pas immobile durant l'opération : sous l'influence de la pression artérielle, de la gravité et des fuites de liquide céphalo-rachidien dues à l'ouverture pratiquée dans le crâne, les tissus se déforment et le cerveau s'affaisse, parfois de plus d'un centimètre. L'insertion de l'endoscope et les résections entraînent des déformations encore plus grandes. Pour conserver une précision millimétrique tout au long de l'opération, il faut tenir compte de cette déformation en temps réel. Une solution est d'opérer le patient directement dans un appareil d'acquisition IRM prévu à cet effet, mais un tel dispositif coûte plusieurs millions d'euros.

La piste des ultrasons

Nous avons exploré une piste bien moins onéreuse – de l'ordre de 50 000 euros – et en plein développement : l'échographie tridimensionnelle. Les images échographiques sont acquises au rythme de plusieurs par seconde, et permettent de visualiser les modifications du cerveau jusqu'à une dizaine de centimètres de profondeur en temps réel. Elles sont cependant très difficiles à interpréter.

Nous avons donc développé un algorithme de recalage en deux étapes. Nous fusionnons d'abord l'IRM préopératoire avec une image échographique tridimensionnelle acquise avant l'ouverture de la dure-mère (la membrane qui enveloppe le cerveau). Comme il n'y a pas encore de fuite de liquide céphalo-rachidien, une simple transformation rigide suffit à recalculer les deux images. Les images IRM et échographiques étant de nature très différente, le critère de recalage est très spécifique et repose sur la physique d'acquisition de ces deux types d'images.

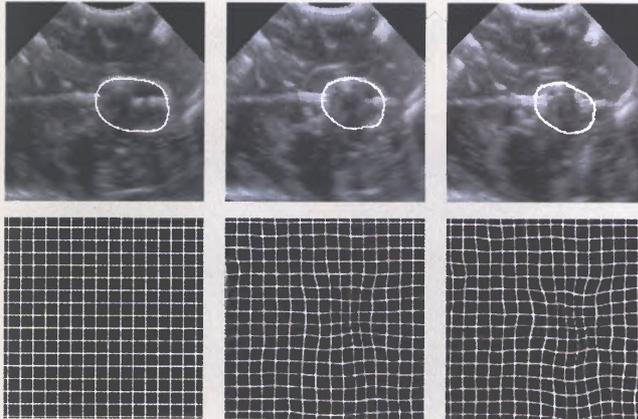
Dans un second temps, nous suivons les déformations du cerveau dans la séquence d'images ultrasonores tridimensionnelles. Cette fois, c'est une transformation libre qui est recherchée, mais les intensités semblables des images permettent d'utiliser une mesure de similarité simple, fondée sur la différence d'intensité des pixels d'une image à l'autre. Le bruit propre aux



Le recalage d'images IRM pour assister une endoscopie comporte deux étapes. On recalc d'abord [1] une image IRM préopératoire [a] avec une image échographique acquise au début de l'opération [b]. On mesure ensuite en temps réel l'affaissement du cerveau lors de l'opération par une série d'images échographiques [d et f], et on détermine la transformation qui modélise cette déformation [2]. En composant les deux transformations [en pointillés], on obtient des images IRM virtuelles du cerveau déformé en temps réel [c et e], la déformation a été accentuée.

images échographiques (le *speckle*) est paradoxalement très utile, car il produit des artefacts intenses et persistants qui servent de points de repères. En composant cette déformation temporelle et le recalage rigide, on calcule enfin des images IRM virtuelles montrant la déformation du cerveau, qui permettent au chirurgien d'identifier la position de l'endoscope en temps réel et au robot d'ajuster la zone de sécurité.

Nous avons démontré à la fin des années 1990 la faisabilité de ce procédé, et des études sur l'intégration de l'échographie en temps réel aux opérations neurochirurgicales sont aujourd'hui en cours, par exemple dans l'équipe de Christian Barillot à l'Institut de recherche en informatique et systèmes aléatoires, à Rennes.



3. Un ballon gonflé dans le cerveau d'un porc a permis d'évaluer un algorithme de recalage. Pour simuler le drainage d'un kyste, on a introduit un ballon (contour blanc, en haut) dans le cerveau d'un porc, puis on l'a dégonflé en contrôlant le volume de fluide expulsé et en prenant des images échographiques tridimensionnelles (en haut). L'algorithme a calculé d'après les échographies la déformation entraînée par le dégonflement (visualisée sur une grille, en bas). La précision est de l'ordre de dix pour cent, comme l'indique la comparaison des volumes réels avec ceux déduits de la transformation calculée.

V. Paul (IBMT, Fraunhofer Institute) / X. Pennec, P. Cachier (INRIA)

lumineuse totale est conservée d'une image à l'autre et l'optimisation consiste à minimiser la somme des carrés des différences d'intensité de chaque voxel dans les deux images. Ce critère est adapté à des images scanner X, où l'intensité est calibrée, mais dans les images IRM, on observe des biais locaux de l'intensité, ce qui conduit à utiliser des critères plus complexes. Alexis Rocha a ainsi développé, durant sa thèse dans notre équipe, un critère qui suppose que l'intensité en un point d'une image est l'image par une fonction – inconnue – de l'intensité de l'autre image au point correspondant. L'algorithme mis au point optimise à la fois la transformation géométrique et cette fonction inconnue. C'est une mesure de ce type que nous avons utilisée dans le projet *Roboscope* (voir l'encadré page 129) pour recalcr des images échographiques sur des images IRM.

Les mesures de similarité les plus générales et les mieux adaptées au recalage multimodal sont fondées sur la notion d'information. On considère l'intensité des deux images comme des variables aléatoires couplées par la transformation recherchée. Pour une transformation donnée, on regarde le couple d'intensités d'un point d'une image et du point correspondant dans l'autre, et ce pour tous les pixels. On dresse ainsi la distribution statistique de ces couples d'intensités, et on calcule l'information qu'elle contient. Par exemple, si tous les couples sont équiprobables, l'information portée par la distribution est faible et l'intensité des deux images n'est pas reliée; en revanche, un motif où les intensités sont concentrées dans peu de couples indique une relation forte entre les deux images. On cherche ensuite par modifications successives la transformation qui maximise cette information.

En choisissant un type de transformation qui modélise correctement le mouvement ou les déformations attendues, une mesure de similarité adaptée aux spécificités des images et une technique d'optimisation efficace, on obtient un algorithme de recalage performant. Il reste cependant une classe d'applications pour lesquelles ces choix sont peu évidents.

Jusqu'à présent, nous avons examiné le recalage comme la détermination et la correction de la déformation d'un même organe à partir de plusieurs images. Cette définition s'étend à la recherche de correspondances – des homologies – entre des objets différents, mais qui se ressemblent. Comment identifier une même zone cérébrale chez des sujets différents, compte tenu de la variabilité interindividuelle? Jusqu'à une certaine échelle, le cerveau humain possède une architecture générique. On retrouve toujours d'un individu à l'autre la même organisation en deux hémisphères séparés en lobes, puis, à l'échelle inférieure, seuls les principaux sillons corticaux (les replis à la surface du cortex) se correspondent, tandis qu'à plus petite échelle, on ne peut plus trouver de correspondance exacte. Enfin, les neurones ne se correspondent évidemment pas un à un. Dans les problèmes de recalage intersujet sur des images cérébrales, l'homologie est conceptuelle et non plus physique, c'est-à-dire fondée sur une notion de ressemblance des caractéristiques et de la disposition locale des tissus. Nous verrons comment modéliser mathématiquement et quantifier cette ressemblance.

D'un cerveau à l'autre

Les applications du recalage intersujet sont nombreuses. Lorsque l'on planifie par exemple une radiothérapie d'une tumeur cérébrale, il faut connaître non seulement la forme et la position de la tumeur, pour y délivrer une dose optimale de rayonnement, mais aussi celles des zones sensibles environnantes, pour en minimiser l'irradiation. Le système visuel, l'hypophyse ou le tronc cérébral (qui fait le lien entre le cerveau, le cervelet et la moelle épinière), notamment, sont très sensibles à l'irradiation. On cherche depuis plusieurs années à automatiser la délimitation des zones à risque. Cependant, comme les différentes structures sensibles ne se distinguent pas bien dans les images, on doit s'appuyer sur des connaissances anatomiques, bien connues des praticiens, mais difficiles à modéliser. Pour ce faire, nous avons étudié le recalage de l'image du cerveau d'un patient sur un atlas anatomique générique. En déterminant à quel voxel dans l'atlas correspond chaque voxel de l'image du patient, on identifie la structure cérébrale à laquelle ce dernier appartient. Cette méthode est aujourd'hui en cours d'évaluation clinique avec la Société *DosiSoft* et l'Institut Gustave Roussy pour la radiothérapie dans le cadre du projet européen MAESTRO.

Un principe similaire est à l'œuvre dans les études de groupe par IRM fonctionnelle en neurosciences: pour déterminer si l'activation cérébrale en un point donné est statistiquement significative, il faut connaître le point homologue dans les images de chaque sujet. Plus le recalage est précis, plus les mesures d'activation auront un sens pour une population. Toutefois, l'homologie en jeu dans ce contexte est fonctionnelle alors que le recalage s'appuie généralement sur des images anatomiques. L'hypothèse sous-jacente est qu'il existe une homologie anatomique entre les cerveaux de sujets différents et que la variabilité dans la localisation des fonctions cérébrales est faible par rapport à l'extension des aires étudiées. Cela impose de concevoir des protocoles expérimentaux très précis si l'on veut mettre en évidence des aires fonctionnelles restreintes. Le signal étant statistiquement plus significatif, les erreurs



sur la localisation sont minimisées. En diminuant le flou dû à la variabilité anatomique, l'amélioration des algorithmes de recalage intersujet permettra de mieux localiser les aires fonctionnelles, voire d'en découvrir de nouvelles. À l'inverse, une meilleure localisation des fonctions cérébrales permettra de modéliser plus précisément les transformations des images d'un patient en celles d'un autre.

D'un point de vue algorithmique, le recalage intersujet est beaucoup plus complexe que le recalage d'images d'un même sujet. D'une part, l'intensité des images fournit une information très insuffisante pour établir solidement les homologues. D'autre part, on ne dispose pas à l'heure actuelle de modèles mathématiques des transformations qui peuvent mettre en correspondance deux cerveaux différents. Par défaut, on suppose seulement que ces transformations ne présentent pas de discontinuité : à tout point d'un premier cerveau correspond un point du second de sorte que leurs voisinages se correspondent également. De telles transformations générales, nommées difféomorphismes, forment cependant un espace de dimension infinie, ce qui signifie qu'un nombre infini de paramètres est nécessaire pour les définir. En pratique, on utilise des transformations libres évoquées précédemment, mais, bien que fini, le nombre de leurs paramètres est encore trop élevé. On doit donc ajouter des critères de régularisation, mais, cette fois-ci, les modèles issus de la physique des matériaux ne sont plus pertinents.

Plutôt que de trouver un critère mathématique spécifique, nous avons eu l'idée de distinguer statistiquement les transformations probables des transformations improbables, pour éliminer ces dernières lors de l'optimisation. Dans cette optique, nous avons développé avec Pierre Fillard, Vincent Arsigny et Nicholas Ayache, de l'INRIA, et Paul Thompson, de l'Université de Californie à Los Angeles, une méthode de mesure de la variabilité du cerveau. Elle consiste à mettre en correspondance des lignes anatomiques précisément repérées par les anatomistes (la trace en surface des sillons corticaux) dans des images de différents sujets. Nous extrapolons ensuite la variabilité mesurée le long de ces lignes à l'ensemble de la surface corticale (voir la figure 1). Les premiers résultats sont compatibles avec ceux obtenus par d'autres méthodes. Le problème de la variabilité du cerveau reste néanmoins ouvert.

Stimulé par les applications cliniques ou en neurosciences, le recalage d'images, grand utilisateur de techniques mathématiques et informatiques, voit aujourd'hui de nouveaux thèmes de recherche se développer, comme les statistiques sur des espaces de transformations courbes ou la modélisation biomécanique des tissus.

Auteur & Bibliographie

Xavier PENNEC est chercheur au sein de l'équipe Epidaure/Asclepios de l'Institut national de recherche en informatique et automatique, à Sophia Antipolis.

X. PENNEC, A. ROCHE, P. CATHIER et N. AYACHE, *Non-rigid MR/US registration for tracking brain deformations*, in *Multi-sensor image fusion and its application*, R.S. Blum and Zh. Liu, editors, CRC press - Taylor and Francis group, 2005.

D. HILL, P. BATCHELOR, M. HOLDEN et D. HAWKES, *Medical image registration*, in *Phys. med. biol.*, n° 46, vol. 3, r1-r45, mars 2001.

I. BANKMAN [éditeur], *Handbook of medical imaging. Processing and analysing*. Academic press, 2000.