



Disponible en ligne sur
 ScienceDirect
www.sciencedirect.com

Elsevier Masson France
 EM|consulte
www.em-consulte.com



Revue générale

Outils de contournage, utilisation et construction d'atlas anatomiques : exemples des cancers de la tête et du cou

Automatic segmentation using atlases in head and neck cancers: Methodology

L. Ramus^{a,b,1}, J. Thariat^{c,*,d,e,1}, P.-Y. Marcy^{a,b,c}, Y. Pointreau^f, G. Bera^f, O. Commowick^b, G. Malandain^b

^a DOSIsoft, 45/47, avenue Carnot, 94230 Cachan, France

^b Inria Sophia Antipolis, Asclepios Research Project, 2004, route des Lucioles, BP 93, 06902 Sophia Antipolis cedex, France

^c Département de radiothérapie–oncologie, centre Antoine-Lacassagne, 33, avenue de Valombrose, 06189 Nice cedex 2, France

^d IBDC CNRS UMR 6543, 33, avenue de Valombrose, 06189 Nice cedex 2, France

^e Université Nice Sophia-Antipolis, 33, avenue de Valombrose, 06189 Nice cedex 2, France

^f Oncologie–radiothérapie, service Corad, pôle Henry-S.-Kaplan, CHU Bretonneau, 2, boulevard Tonnellé, 37044 Tours, France

INFO ARTICLE

Historique de l'article :

Reçu le 11 décembre 2009

Reçu sous la forme révisée

16 janvier 2010

Accepté le 21 janvier 2010

Disponible sur Internet le xxx

Mots clés :

Atlas

Recalage

Fusion d'images

Segmentation

Contournage

Techniques d'irradiation

Inter-variabilité

Qualité

Temps

Keywords:

Atlas

Image co-registration

Segmentation

Contouring

Techniques

Irradiation

Inter-variability

Quality

Time-consuming

RÉSUMÉ

L'évolution des techniques tend vers des plans de traitement plus conformés avec des gradients de dose abrupts. Cette évolution nécessite d'augmenter la précision et la reproductibilité des délimitations des volumes cibles et de mieux documenter les doses aux organes à risque afin d'améliorer la tolérance et observance à court terme, toxicité et qualité de vie à long terme. Les guides de prescription de la dose édités par l'ICRU contribuent largement à la qualité et l'homogénéisation des traitements. Plusieurs types d'outils de contournage sont en développement. En font partie, les atlas de segmentation automatique, dont la méthodologie est détaillée à propos d'exemples en cancers de la tête et du cou.

© 2010 Société française de radiothérapie oncologique (SFRO). Publié par Elsevier Masson SAS. Tous droits réservés.

ABSTRACT

Highly conformal irradiation techniques are associated with steep gradient doses. Accuracy and reproducibility of delineation are required to avoid geometric misses and to properly report dose–volume effects on organs at risk. Guidelines of the International Commission on radiation units have largely contributed to high quality treatments. The ICRU endeavors to collect and evaluate the latest data and information pertinent to the problems of radiation measurement and dosimetry. There remains a need for delineation guidelines and automatic segmentation tools in routine practice. Among these tools, atlas-based segmentation has been shown to provide promising results. The methodology used for head and neck cancer patients is illustrated.

© 2010 Société française de radiothérapie oncologique (SFRO). Published by Elsevier Masson SAS. All rights reserved.

* Auteur correspondant.

Adresses e-mail : Liliane.Ramus@sophia.inria.fr (L. Ramus), jthariat@hotmail.com (J. Thariat), pymarcy@hotmail.com (P.-Y. Marcy), pointr_y@yahoo.fr (Y. Pointreau).

¹ Ces auteurs ont contribué de façon égale à ce travail.

1. Introduction

L'évolution des techniques d'irradiation conformationnelle avec des gradients de dose abruptes s'associe, d'une part, à la nécessité d'augmenter la précision des délimitations des volumes cibles et d'autre part à la possibilité de mieux préserver les tissus sains. Une des exigences pour une qualité croissante des processus de planification de radiothérapie est de documenter les effets dose-volume au niveau des organes à risque. Or ces exigences augmentent considérablement le temps de préparation des traitements et en particulier du temps de contourage très consommateur de temps médecin. De plus, pour certaines localisations, des variations significatives de volume de la tumeur et des organes à risque peuvent être observés en cours de traitement. Cependant, l'implémentation de la radiothérapie adaptative en clinique se heurte à la nécessité de contourages itératifs parfois non réalisables en routine. Par ailleurs, il a été rapporté une inter-variabilité et une intra-variabilité des contourages d'un médecin à l'autre. Afin d'homogénéiser les pratiques et d'améliorer la reproductibilité et l'inter-comparaison des traitements via d'éventuelles bases de données partagées à large échelle, plusieurs démarches ont été initiées : d'une part, des méthodes d'apprentissage et autoapprentissage ont été proposées, des guides de délimitation ont été diffusés et, d'autre part, des outils de délimitation automatisés ou semi-automatisés ont été mis au point et sont en évaluation.

2. Traitement des images en radiothérapie

2.1. Principes de la segmentation

La segmentation d'une image consiste à contourer les structures d'intérêt sur cette image. Cette étape peut être vue comme un étiquetage des voxels de l'image, chaque voxel étant associé soit à une structure d'intérêt soit au fond de l'image. Dans le cas de la délimitation pour la radiothérapie, les structures d'intérêt doivent être les volumes cibles, mais aussi les organes à risques. Traditionnellement, l'étape de segmentation est faite manuellement par les médecins, mais cette procédure est fastidieuse et non reproductible du fait de la variabilité inter- et intra-expert. De ce fait, les outils de contourage automatique permettent de pallier ces problèmes. De très nombreuses méthodes de segmentation automatique ou semi-automatique ont été proposées. Il n'existe pas de méthode de segmentation générale, le choix de la méthode de segmentation automatique à utiliser dépend avant tout des images et des structures considérées. Parmi les méthodes de segmentation, certaines n'utilisent aucun a priori sur la structure à segmenter et sont entièrement basées sur les intensités des images (par exemple, et de façon non exhaustive, le seuillage, la ligne de partage des eaux ou encore la croissance de régions). Ces méthodes de bas niveau ont l'inconvénient majeur de ne pas être suffisamment robustes, et requièrent donc d'appliquer des post-traitements pour affiner les délimitations. Les modèles déformables introduisent quant à eux un a priori sur la forme de la structure à segmenter. Concrètement, la segmentation par modèle déformable consiste à déformer un contour initial sous l'action de forces externes (basées sur les intensités de l'image) et de forces internes (visant à assurer une certaine régularité du contour). Le principal inconvénient des méthodes par modèles déformables est qu'elles nécessitent une bonne initialisation du contour. Enfin, la segmentation par atlas consiste à déformer une anatomie déjà segmentée sur l'image du patient à contourer. Cette méthode introduit non seulement un a priori sur la forme des structures mais également un a priori sur leur localisation dans l'image. Elle nécessite cependant d'effectuer une étape de recalage pour mettre en correspondance l'image de l'atlas et l'image du patient.

2.2. Principes du recalage

Le recalage est le calcul d'une transformation permettant de mettre en correspondance deux ensembles de données : une image de référence et une image, dite flottante, à laquelle est appliquée la transformation. Les éléments clés définissant un algorithme de recalage sont : les mesures de comparaison des images qui guident le recalage, le type de transformation recherchée et l'algorithme d'optimisation.

2.2.1. Différentes approches de recalage

Les méthodes de recalage peuvent être classifiées en deux catégories : les méthodes géométriques et les méthodes iconiques. Les méthodes géométriques s'appuient sur l'extraction et l'appariement de primitives (ensemble de voxels ayant une configuration géométrique particulière) visibles et significatives dans les deux images à recaler. Ces primitives peuvent être des repères anatomiques, être de simples points, courbes ou surfaces, ou des marqueurs externes. L'extraction des primitives dans les images à recaler constitue la principale difficulté des méthodes géométriques. L'appariement des primitives est manuel dans certains cas, mais plus généralement automatique. Une fois les primitives définies, extraites et appariées, l'algorithme recherche la transformation spatiale qui explique « au mieux » les appariements, c'est-à-dire qui minimise la distance entre les primitives appariées des deux images.

Les méthodes iconiques exploitent l'intégralité de l'information contenue dans les images (c'est-à-dire les intensités de chaque voxel), sans étape préalable d'extraction de primitives. Les primitives considérées ici sont les primitives de plus bas niveau possible, c'est-à-dire les voxels de l'image. Plus précisément, la transformation est estimée itérativement en minimisant une mesure de similarité entre les intensités des voxels géométriquement correspondants entre les deux images. Le choix de la mesure de similarité utilisée dépend de la relation supposée entre les intensités des deux images. Par exemple, pour recaler deux images du même patient et de la même modalité d'imagerie, on peut supposer une conservation de l'intensité entre les deux images et utiliser comme mesure de similarité la somme des différences au carré entre les intensités des voxels des deux images. En revanche, pour du recalage monomodal inter-patients, l'utilisation du coefficient de corrélation est plus adaptée car cette mesure de similarité suppose une relation affine entre les intensités des images. Enfin, pour du recalage multimodal, la relation supposée entre les intensités des images est une relation statistique, et la mesure de similarité la plus adaptée est l'information mutuelle. Quelle que soit la mesure de similarité choisie, elle peut être calculée globalement sur toute l'image ou bien localement au voisinage de chaque voxel. Le calcul local des mesures de similarité permet de restreindre les relations supposées entre les intensités des deux images au niveau local et non global, ce qui est plus réaliste avec les images médicales, et donc plus robuste.

2.2.2. Type de transformation recherchée

Outre l'approche choisie pour le recalage (géométrique ou iconique), il convient aussi de fixer le type de la transformation recherchée. Il existe deux classes de transformations : les transformations linéaires et non linéaires ; le choix d'un type de transformation ou d'un autre dépend de l'application. Parmi les transformations linéaires, la transformation rigide est composée de trois rotations d'angles et d'une translation (soit six degrés de liberté). Elle consiste en fait à déplacer l'objet dans l'espace tridimensionnel sans le déformer. L'autre est la transformation affine qui permet de prendre également en compte le cisaillement et les facteurs d'échelle dans les trois dimensions en plus des rotations et translations (soit 12 degrés de liberté). Les transformations linéaires

permettent d'aligner des objets, mais ne permettent ni de compenser les non-linéarités introduites par les imageurs ni de compenser l'élasticité des objets, et en particulier les déformations dues aux mouvements physiologiques (respiration par exemple). Pour pallier ce problème, les transformations non linéaires permettent de récupérer les déformations locales. Les paramètres à estimer sont plus complexes que pour une transformation linéaire, mais offrent plus de degrés de liberté. Parmi les transformations non linéaires, les transformations dites paramétriques utilisent des points de contrôle ou d'ancrage positionnés sur l'image de référence, chacun de ces points étant associé à un jeu de paramètres. La transformation globale s'obtient ensuite par interpolation à partir des points d'ancrage. Les transformations dites non paramétriques reviennent, quant à elles, à considérer chaque voxel comme un point de contrôle, et donc à estimer un vecteur de déplacement en chaque voxel. L'estimation de ce dernier type de transformation est basée sur la minimisation de la somme de deux termes positifs appelés énergies : le premier est une mesure de similarité entre les deux ensembles (terme des données) et le second est une énergie de régularisation pour contraindre les déformations. En effet, estimer un vecteur déplacement en chaque voxel implique un nombre très élevé de degrés de liberté, ce qui peut conduire à des transformations incohérentes par rapport à l'anatomie sous-jacente. Le terme de régularisation permet de lisser le champ de déformation, ce qui assure en général une déformation cohérente du point de vue anatomique.

En pratique, pour estimer une transformation non linéaire entre deux images, il convient de procéder de façon hiérarchique, c'est-à-dire recalcr dans un premier temps les images avec une transformation linéaire, et se servir de cette transformation linéaire comme initialisation lors de la recherche de la transformation non linéaire. Cette approche permet d'être plus robuste au bruit dans les images.

2.2.3. Algorithmes d'optimisation

Une fois l'espace des caractéristiques et le type de transformation définis, il reste à estimer les paramètres de cette transformation. Généralement, le problème est non polynomial et nécessite le recours à des méthodes itératives pour approcher la solution. Différents algorithmes d'optimisation peuvent être utilisés pour estimer la transformation optimale. Parmi ces algorithmes, les méthodes de descente de gradient sont très utilisées. Étant donné un critère à minimiser (par exemple la somme des différences au carré entre les intensités des voxels des deux images), ces méthodes consistent à estimer le minimum en se dirigeant dans la direction opposée à celle du gradient du critère.

2.2.4. Validation des algorithmes de recalage

Parmi les critères de validation du recalage, l'exactitude définit le degré de justesse des paramètres calculés et donc implicitement la justesse de superposition des structures à recalcr. La fiabilité permet d'évaluer la précision et la reproductibilité des résultats. C'est la capacité à converger plusieurs fois vers les mêmes valeurs dans les mêmes conditions. Ce critère est nécessaire car certains systèmes intègrent des solutions d'optimisation basées sur des phénomènes aléatoires « tirage au sort » des configurations de recalage avec une convergence basée « essai-erreur ». De fait, la convergence peut différer d'une exécution à une autre. La robustesse permet d'évaluer les performances de la méthode dans des cas particuliers comme en condition pathologique ou de grande variabilité. Le principe est qu'en présence de conditions initiales différentes (utilisateurs, fenêtre de visualisation, taille des images, position du patient), le système converge toujours vers une solution unique (que l'on souhaite optimale). L'algorithme de recalage doit être capable de détecter les défauts, c'est-à-dire d'évaluer automatiquement et sans intervention extérieure ses paramètres pour signaler les cas

d'échecs. La complexité de la transformation doit être compatible pour la routine avec une certaine rapidité du temps de calcul nécessaire pour estimer les paramètres et le degré d'automatisation (manuelle, semi-automatique, automatique). Il est aussi possible de contrôler le résultat des recalages visuellement avec un niveau de confiance acceptable, c'est ce qui est fait en pratique.

3. Utilisation et construction d'atlas anatomiques

Pour homogénéiser les pratiques et aider le médecin à contourer les volumes cibles ou les organes à risque, plusieurs recommandations de délimitation ont été proposées. Ainsi, l'atlas des aires ganglionnaires de la tête et du cou établi à partir de données anatomiques chirurgicales et scanographiques de V. Grégoire [9] est devenu consensuel et est proposé sur le site du Radiation Therapy Oncology Group (RTOG) sous forme de coupes scanographiques étagées. D'autres atlas ou recommandations ont été depuis proposés. Plusieurs publications didactiques ont proposé des délimitations de volumes cibles cliniques en fonction de l'histoire clinique des extensions tumorales à partir d'un site tumoral primitif [13].

Des atlas de délimitation automatique ont, par ailleurs, été mis au point à partir d'IRM recalées avec le scanographe dosimétrique pour l'encéphale et d'autres sont en évaluation à partir de banques de scanographies et des niveaux ganglionnaires établis selon les travaux de V. Grégoire pour la sphère ORL [5,11]. Cette partie suivante présente les principes d'utilisation et de construction de ces atlas anatomiques.

3.1. Principe

Un atlas anatomique est une anatomie étiquetée représentée par un couple image/segmentation. La segmentation par atlas consiste dans un premier temps à rechercher une transformation permettant de mettre en correspondance l'image de l'atlas avec l'image du patient à segmenter (procédure dite de recalage exposée dans la partie précédente), puis ensuite à déformer la segmentation de l'atlas sur l'image du patient. Ce principe est schématisé sur la Fig. 1. Dans cette approche, les deux éléments fondamentaux sont le choix de l'atlas anatomique et la méthode de recalage utilisée pour mettre en correspondance les deux images.

3.2. Recalage non linéaire de l'atlas sur le patient

L'extraction automatique de primitives n'étant pas aisée, en particulier à cause des tumeurs dans les images, le recalage de l'atlas sur le patient se fait généralement en utilisant des méthodes iconiques locales. Afin d'être plus robuste, il est préférable d'adopter une approche hiérarchique lors du recalage : les deux images sont d'abord mises en correspondance globale par une transformation affine, puis un recalage non linéaire est ensuite effectué pour récupérer les déformations locales.

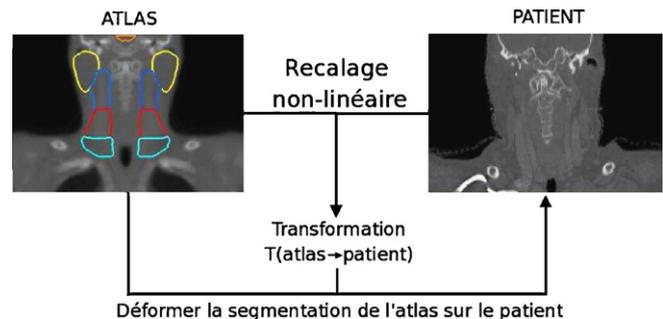


Fig. 1. Principe de la segmentation par atlas.

3.3. Choix de l'atlas anatomique

Le recalage de l'atlas sur l'image du patient fait l'objet d'un compromis entre similarité et régularité. En effet, il est toujours possible de trouver une transformation qui maximise la similarité des intensités des deux images recalées mais, il faut en plus que la déformation soit cohérente au niveau anatomique, et si possible inversible. Plus les deux images à recaler sont « similaires », plus l'optimisation simultanée des deux critères similarité/régularité sera aisée, et plus le recalage sera satisfaisant. Comme la qualité de la segmentation dépend directement de la qualité du recalage, l'atlas doit donc être choisi de façon à être le plus « similaire » possible du patient à segmenter.

Il existe différentes stratégies de sélection d'atlas. Nous allons détailler successivement ces différentes stratégies, et évoquer les avantages et inconvénients de chacune d'elles.

3.3.1. Utiliser un seul et même atlas pour tous les individus

La stratégie la plus simple consiste à utiliser un seul et même atlas pour segmenter tous les individus. Dans ce cas, l'atlas utilisé doit être le plus proche possible du maximum d'individus de la population étudiée.

Prendre comme atlas l'image d'un patient particulier déjà segmenté introduit un biais puisqu'un tel atlas correspond à une anatomie et à une segmentation bien particulières. L'atlas ainsi défini sera peut être très proche de certains individus, mais très éloigné d'autres individus. Pour résoudre ce problème, beaucoup d'études ont porté sur l'utilisation d'un atlas moyen (image moyenne et sa segmentation moyenne associée) ainsi que sur sa construction à partir d'une base d'images segmentées manuellement. Des méthodes ont été proposées pour construire l'image moyenne et la segmentation moyenne conjointement [8], mais dans la plupart des approches, ces deux étapes sont dissociées, et le schéma de construction d'atlas est alors celui illustré sur la Fig. 2.

3.3.1.1. Construction de l'image moyenne. Pour construire l'image moyenne, il faut, au préalable, mettre toutes les images de la base dans le même référentiel. Le choix du référentiel commun est d'une grande importance. Prendre comme référentiel commun une des images de la base prise au hasard introduit un biais. Pour s'affranchir de ce biais, certaines méthodes définissent le référentiel commun comme l'individu de la base le plus proche de tous les autres individus de la base [14]. Guimond et al. ont proposé d'estimer itérativement l'image moyenne de la façon suivante : à chaque itération, les images de la base sont recalées sur une image de référence, puis l'image de référence est mise à jour en moyennant les images recalées sur la référence [10]. Initialement, l'image de référence est une des images de la base, mais après convergence, cette méthode d'estimation de l'image moyenne est indépendante du choix initial de l'image de référence.

3.3.1.2. Construction de la segmentation moyenne. Une fois l'image moyenne construite, les segmentations manuelles de la base

peuvent être mises en correspondance dans le référentiel de l'image moyenne. Les différences résiduelles entre les différentes segmentations recalées sont dues à la variabilité anatomique résiduelle qui n'a pas pu être compensée par le recalage d'une part, et à la variabilité de contourage intra- et inter-experts, d'autre part. Ces différences résiduelles peuvent être plus ou moins importantes, selon la région anatomique étudiée. Calculer une segmentation moyenne à partir de plusieurs segmentations mises en correspondance permet a priori de compenser les erreurs de chacune des segmentations, et donc d'améliorer la qualité de l'atlas par rapport à un atlas basé sur un seul patient.

Il existe différentes approches pour moyenner des segmentations. Dans le cadre de la planification en radiothérapie, les segmentations sont dans la plupart des cas multilabels, c'est-à-dire qu'elles comportent plusieurs structures d'intérêt. Cela doit être pris en compte dans le calcul de la segmentation moyenne, notamment pour éviter les chevauchements de structures qui sont supposées disjointes. En général, l'estimation de la segmentation moyenne passe par le calcul de cartes de probabilités qui contiennent les probabilités d'appartenance de chaque voxel aux différentes structures considérées.

Pour gérer ces problèmes, l'algorithme Simultaneous Truth And Performance Level Estimation (STAPLE) fait une moyenne pondérée des segmentations-experts, chacune d'elles étant pondérée par des paramètres de qualité (sensibilité et spécificité) [20]. Plus précisément, cet algorithme procède de façon itérative et alterne entre estimation de la segmentation moyenne, et estimation des paramètres de qualité des segmentations-experts. Cet algorithme est beaucoup utilisé dans la littérature mais dans les régions à forte variabilité anatomique (comme les régions ORL par exemple), certains auteurs ont mis en évidence une sur-segmentation (c'est-à-dire des structures moyennes trop larges) en utilisant STAPLE [5].

3.3.1.3. Symétrisation. Enfin, l'atlas moyen peut être symétrisé si cela est pertinent anatomiquement. Commowick et al. utilisent la méthode proposée par Prima et al. pour symétriser l'image moyenne [5,16]. Ensuite, afin d'obtenir la segmentation moyenne symétrique, la transformation de symétrisation peut être appliquée à la segmentation moyenne ou encore aux cartes de probabilités directement pour être plus précis. Une autre façon d'obtenir un atlas symétrique est de symétriser la base d'images et de segmentations et de construire l'atlas en considérant le double de patients (les patients initiaux et leurs symétriques).

3.3.2. Sélectionner pour chaque individu l'atlas le plus adapté parmi une base d'atlas

Dans certains cas, par exemple dans la région ORL, la variabilité anatomique est trop grande pour pouvoir être représentée correctement en un seul et unique atlas. Pour dépasser cette limite, de nombreuses approches ont été proposées pour mettre en œuvre des atlas spécifiques à chaque patient. Concrètement, plutôt que de considérer un atlas unique et fixé pour tous les patients, le principe consiste à disposer d'une base d'atlas, et à sélectionner pour

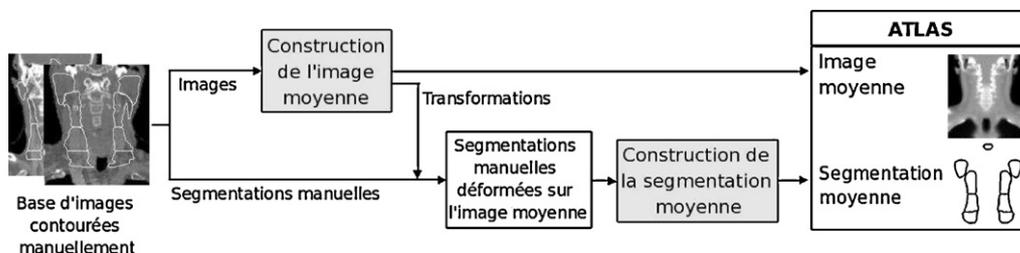


Fig. 2. Principe de construction d'un atlas moyen à partir d'une base d'images contourées manuellement.

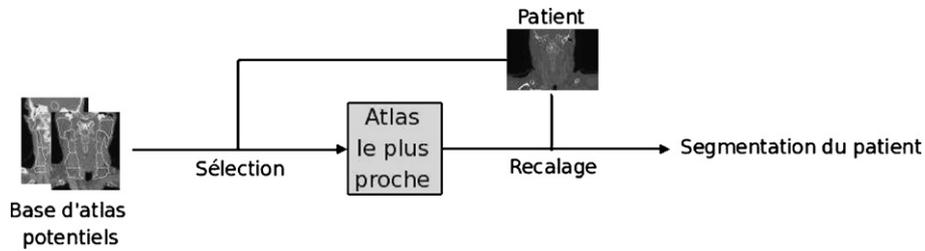


Fig. 3. Segmentation par atlas utilisant l'atlas le plus proche d'un patient donné parmi une base d'atlas potentiels.

chaque patient l'atlas le plus adapté. Ce principe est illustré sur la Fig. 3.

La base de données d'atlas peut être obtenue de deux façons. La première façon consiste à diviser la base d'images en sous-groupes homogènes et à construire un sous-atlas pour chaque sous-groupe. Les sous-groupes peuvent être déterminés sur la base de meta-informations comme l'âge ou n'importe quel critère relatif au diagnostic, mais ils peuvent également être déterminés automatiquement sur la base des intensités d'images comme le proposent Blezek et al. [3]. La seconde façon d'obtenir une base d'atlas est de considérer chaque patient de la base comme un atlas potentiel.

Quelle que soit la base d'atlas potentiels, le point clé est la méthode de sélection de l'atlas le plus approprié pour un patient donné. Cela implique de choisir un critère de similarité entre le patient à segmenter et les atlas potentiels. Comme précédemment, le critère de similarité peut être basé sur des meta-informations, mais cela n'est pas toujours possible ni pertinent. De nombreuses méthodes ont été proposées récemment pour définir des critères de similarité basés sur les informations images. Ces méthodes se divisent en deux classes. Les méthodes de la première classe utilisent comme critère de similarité la mesure de similarité entre les intensités des deux images (le patient à segmenter et l'atlas potentiel) après recalage [21]. Les méthodes de la seconde classe utilisent comme critère de similarité la quantité de déformation locale calculée lors du recalage non linéaire du patient à segmenter avec l'atlas potentiel [6]. Autrement dit, l'atlas le plus adapté est celui qui nécessite le moins de déformation pour se déformer sur le patient.

3.3.3. Sélectionner et combiner pour chaque individu les atlas les plus adaptés parmi une base d'atlas

Par extension, de nombreux auteurs ont proposé de sélectionner non pas l'atlas le plus proche mais les N atlas les plus proches, puis de combiner leurs segmentations pour contourner le patient de façon globale [1,2] ou locale [7]. Cette approche est connue sous le nom de segmentation multi-atlas, et résumée sur la Fig. 4.

La problématique de sélection des N atlas les plus proches est tout à fait similaire à la problématique de l'atlas le plus proche développé dans le paragraphe précédent. Les points clés de la segmentation multi-atlas sont le nombre d'atlas sélectionnés ainsi que

la méthode utilisée pour combiner les segmentations des atlas les plus proches. Des études récentes ont montré qu'augmenter le nombre d'atlas sélectionnés n'apportait un gain que jusqu'à une certaine limite [2]. Cette limite dépend des structures anatomiques considérées ainsi que de la base de données mais certains auteurs ont rapporté des résultats optimaux pour 15 à 25 atlas sélectionnés en moyenne pour les structures du cerveau [2]. Concernant la méthode de combinaison des segmentations, la problématique est la même que celle de la construction de la segmentation moyenne. Ici, comme les segmentations à combiner sont censées être plus cohérentes entre elles puisque résultant de la phase de sélection, beaucoup de méthodes utilisent une moyenne simple [2,17]. Cependant, d'autres méthodes plus sophistiquées ont été proposées. Par exemple, Isgum et al. ont présenté une méthode de combinaison des segmentations qui prend en compte localement la qualité du recalage de chaque atlas sur le patient [12].

3.4. Évaluation des résultats

Pour évaluer un processus de segmentation par atlas, la méthode standard est la méthode dite du «Leave-One-Out». On exclut successivement chaque patient de la base d'images, et on calcule sa segmentation automatique avec le processus de segmentation par atlas choisi. Cette segmentation automatique est ensuite comparée avec la segmentation manuelle au moyen de critères tels que l'indice de Dice, la spécificité ou la sensibilité qui permettent de quantifier le chevauchement relatif des deux segmentations. D'autres critères, comme la distance de Hausdorff permettent de quantifier l'erreur de segmentation en millimètres. Enfin, on calcule une valeur moyenne pour le critère choisi en moyennant les valeurs obtenues en excluant successivement chaque patient.

3.5. Exemple

La segmentation par atlas est largement utilisée pour segmenter les structures du cerveau. Dans cette partie, nous allons donner des exemples dans la région ORL, qui est plus rarement étudiée dans le cadre de la segmentation par atlas.

Nous utilisons rétrospectivement une base de 105 images CT de la zone ORL segmentées manuellement pour la planification

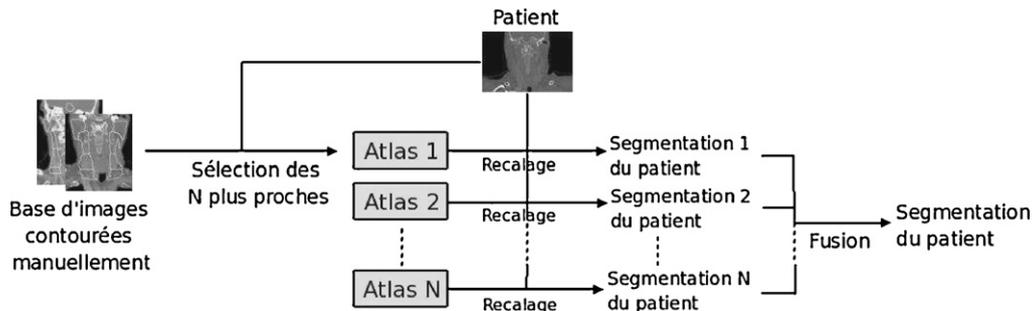


Fig. 4. Principe de la segmentation multi-atlas : sélection puis fusion des N atlas les plus proches du patient à segmenter.

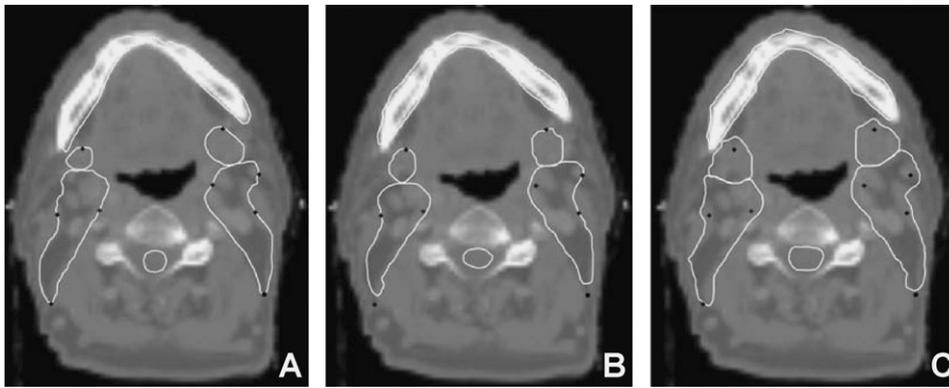


Fig. 5. Résultats qualitatifs de segmentation par atlas pour les aires ganglionnaires II et les sous-maxillaires. A. Contours manuels auxquels on a attaché des points de repère noirs pour comparer avec les contours automatiques. B. Contours automatiques obtenus avec l'atlas construit comme détaillé dans le texte. C. Contours automatiques obtenus avec l'atlas construit avec STAPLE.

en radiothérapie selon les règles consensus présentées dans [9]. Dans cette base, certains contourages sont manquants chez certains patients. Les structures considérées sont les organes à risque de cette zone (les glandes parotides et les glandes sous-maxillaires, la mandibule, le tronc cérébral, la moelle épinière) ainsi que les aires ganglionnaires II, III et IV.

Nous présentons ici l'utilisation et la construction d'un atlas moyen de la région tête et cou à partir de cette base de données. Nous utilisons la méthode de Guimond pour construire l'image moyenne [10]. Pour le calcul de la segmentation moyenne, Commowick et al. ont mis en évidence une sur-segmentation en utilisant l'algorithme STAPLE [5]. Cette sur-segmentation peut s'expliquer par la grande variabilité anatomique de cette zone, mais elle peut aussi être due à la façon dont les contourages manquants ont été gérés dans l'utilisation de STAPLE. Pour s'affranchir de ce problème, nous utilisons une adaptation de la moyenne standard de segmentation multilabels au cas de contourages manquants dans la base. Enfin, nous procédons comme Commowick et al. pour symétriser l'atlas [5]. La Fig. 5 montre des résultats quantitatifs de segmentation par atlas pour la région ORL. Cette figure met en évidence la sur-segmentation obtenue en utilisant l'atlas construit avec l'algorithme *Simultaneous truth and performance level estimation* (STAPLE), et montre des résultats plus satisfaisants en utilisant l'atlas construit avec notre méthode.

4. Apport des atlas actuels en clinique

L'objectif premier d'un atlas de segmentation automatique est un gain de temps, à une époque où la technicité de la radiothérapie de routine génère une inflation des délimitations, liées des exigences de conformation, précision et qualité. Un autre objectif est d'améliorer la reproductibilité et l'intercomparaison des traitements pour documenter les effets dose-volume sur les organes à risque. L'utilisation d'un atlas de segmentation automatique implique une vérification systématique et minutieuse par le clinicien des délimitations obtenues automatiquement. Cette vérification de cohérence par rapport aux contours anatomiques attendus est suivie de corrections éventuelles. Une segmentation automatique du canal médullaire (plutôt que du cordon médullaire) sur scanographie, des poumons et du contour externe est proposée par la quasi-totalité des logiciels de contourage/planification de radiothérapie. Il n'est pas rare d'avoir à corriger les contours mais ces outils sont désormais d'usage courant en routine par le gain de temps qu'ils permettent. Un atlas encéphalique, basé sur l'IRM, a été implémenté en clinique depuis 2005. Son utilisation en clinique est fiable avec comme limitation des difficultés de segmentation pour les organes de taille inférieure à 7 cm³ [11]. Des modules de segmentation automatique/Atlas ORL sont également proposés par

plusieurs constructeurs indépendants. Ils sont d'implémentation plus récente en clinique et pour l'instant encore en évaluation. Une validation externe de ces atlas est indispensable, permettant à la fois d'évaluer le gain de temps réel obtenu par un contourage automatique avec corrections manuelles par apport à une délimitation manuelle d'emblée (prenant en compte la fiabilité des atlas mais aussi indirectement l'efficacité des outils de correction de contours des divers logiciels).

La première évaluation du logiciel d'autosegmentation de l'encéphale a été conduite en 2005 par l'équipe niçoise de Bondiau et al. [4]. À partir de 11 patients, elle concluait à une bonne corrélation spatiale entre les volumes étudiés (yeux, nerfs optiques, chiasma, tige pituitaire, cerveau, cervelet). Elle insistait aussi sur le gain de temps de potentiel de l'outil. Un travail de l'institut Gustave-Roussy (IGR) nuancit ces conclusions notamment pour les petites structures (chiasma optique, nerfs optiques et hypophyse) [11].

L'algorithme de segmentation automatique de la sphère ORL n'a pas été l'objet de nombreuses études. Il est actuellement utilisable pour des tumeurs sans envahissement ganglionnaire. Un premier travail dirigé par une équipe de l'IGR dans le cadre du projet Maestro (méthodes et équipements de pointe pour la simulation et le traitement en radiothérapie) a conclu à des résultats encourageants pour la moelle, la mandibule et les glandes sous-mandibulaires avec un bon indice de corrélation. Plus récemment, un travail européen mené sur 13 patients, avec deux comités d'experts (franco-belge et britannique) a évalué les contours automatiques du tronc cérébral, de la mandibule et des parotides obtenus en utilisant un atlas moyen de la zone ORL [18]. La procédure prenait en moyenne sept minutes avec des résultats satisfaisants en termes de sensibilité et de spécificité. Toutefois, les volumes des parotides étaient surestimés dans la majorité des cas et le tronc cérébral plutôt sous-évalué, notamment dans les régions supérieures. Ces erreurs systématiques semblent avoir été corrigées dans les versions plus récentes de l'atlas, comme l'a souligné un travail présenté en communication orale au congrès de la Société française de radiothérapie oncologique (SFRO) de 2009 [15]. Les atlas d'autosegmentation de l'encéphale sont actuellement utilisés par quelques équipes. Une validation prospective semble encore souhaitable. Les atlas de segmentation anatomique en tête et cou en sont encore à leur étape de validation pour l'utilisation en pratique quotidienne, a fortiori pour certaines techniques comme la radiothérapie conformationnelle avec modulation d'intensité [19]. Les contours automatiques doivent impérativement être suivis d'une vérification et d'une correction du praticien radiothérapeute. Pour juger du gain de temps potentiel de ce type d'outil, un travail présenté oralement au congrès de la SFRO de 2009 a proposé un chronométrage du temps de corrections manuelles des structures autosegmentées comparé à la création manuelle complète de ces structures. Le temps pour

l'autosegmentation n'a pas été pris en compte, considéré comme un temps machine. Le temps de correction peut être lié à l'outil de correction qui est plus ou moins maniable d'un logiciel à l'autre et dont les caractéristiques doivent être prises en compte indépendamment du processus d'autosegmentation. Là encore, un biais éventuel est possible. Selon le degré d'aptitude du praticien, les temps de corrections et de création des volumes peuvent être très différents. Un moyen de limiter ces erreurs est de faire réaliser ces deux étapes par la même personne. L'utilisation des atlas pourrait cependant permettre de contourer de nombreux organes à risque, permettant une exploitation approfondie des histogrammes dose-volume et ainsi de documenter les doses critiques aux organes à risque, pour certains actuellement non délimités par manque de temps. Ces objectifs prennent tout leur sens avec l'apparition de techniques d'irradiation permettant une meilleure conformation des isodoses aux volumes cibles. D'autres atlas (pelvis, thorax, etc) sont à l'étude et devraient arriver en clinique dans les années à venir.

5. Conclusion

Les outils, et notamment des recommandations sur coupes scanographiques basées sur la littérature scientifique et des séries chirurgicales diffusées en ligne, permettent d'homogénéiser les pratiques de contournage et sont de diffusion de plus en plus large. L'apport des atlas de segmentation automatique pour la planification de radiothérapie est certain pour la phase initiale du traitement mais aussi pour la radiothérapie adaptative et devraient être d'utilisation large dans quelques années, une fois dépassées les quelques limitations techniques actuelles. Ces méthodes automatiques ne se substituent pas au travail du clinicien. Une vérification systématique des contours automatiques s'impose et ces atlas doivent être rigoureusement validés sur des séries de patients indépendantes. L'avenir de la radiothérapie s'ouvre aux atlas de segmentation automatique avec des perspectives et des intérêts incontestables. En gagnant en fiabilité, ces logiciels pourraient permettre un gain de temps réel pour le praticien. Ils pourraient aussi homogénéiser les pratiques de contournage et permettre de documenter les doses critiques pour de nombreux organes à risque pour lesquels les relations dose-effet sont actuellement incertaines. Un atlas dentaire, visant à fournir des données dosimétriques sur la dose aux racines dentaires, et ainsi à estimer le risque d'ostéoradionécrose et d'échec d'implant, est en phase d'évaluation (J Thariat, L Ramus).

Conflits d'intérêts

Aucun.

Références

- [1] Aljabar P, Heckemann RA, Hammers A, Hajnal JV, Rueckert D. Classifier selection strategies for label fusion using large atlas databases. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2007 Part 1*, 4791. Berlin/Heidelberg: Springer; 2007 [p. 523–31. Lecture Notes in Computer Science].
- [2] Aljabar P, Heckemann RA, Hammers A, Hajnal JV, Rueckert D. Multi-atlas based segmentation of brain images: atlas selection and its effect on accuracy. *Neuroimage* 2009;46:726–38.
- [3] Blezek DJ, Miller JV. Atlas stratification. *Med Image Anal* 2007;11:443–57.
- [4] Bondiau PY, Malandain G, Chanalet S, Marcy PY, Habrand JL, Fauchon F, et al. Atlas-based automatic segmentation of MR images: validation study on the brainstem in radiotherapy context. *Int J Radiat Oncol Biol Phys* 2005;61:289–98.
- [5] Commowick O, Gregoire V, Malandain G. Atlas-based delineation of lymph node levels in head and neck computed tomography images. *Radiother Oncol* 2008;87:281–9.
- [6] Commowick O, Malandain G. Efficient selection of the most similar image in a database for critical structures segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2007 Part 2*, 4792. Berlin/Heidelberg: Springer; 2007 [p. 203–10. Lecture Notes in Computer Science].
- [7] Commowick O, Warfield SK, Malandain G. Using Frankenstein's creature paradigm to build a patient specific atlas. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2009, Part II*, 5762. Berlin/Heidelberg: Springer; 2009 [p. 993–1000. Lecture Notes in Computer Science].
- [8] De Craene M, du Bois d'Aische A, Macq B, Warfield SK. Multi-subject registration for unbiased statistical atlas construction. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2004. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2004, 7th International Conference, Saint-Malo, France, September 26–29, 2004. Proceedings, Part I*, 3216. Berlin/Heidelberg: Springer; 2004 [p. 655–62. Lecture Notes in Computer Science].
- [9] Gregoire V, Levendag P, Ang KK, Bernier J, Braaksma M, Budach V, et al. CT-based delineation of lymph node levels and related CTVs in the node-negative neck: DAHANCA, EORTC, GORTEC, NCIC, RTOG consensus guidelines. *Radiother Oncol* 2003;69:227–36.
- [10] Guimond A, Meunier J, Thirion J-P. Average brain models: a convergence study. *Comput Vis Image Underst* 2000;77:192–210.
- [11] Isambert A, Dhermain F, Bidault F, Commowick O, Bondiau PY, Malandain G, et al. Evaluation of an atlas-based automatic segmentation software for the delineation of brain organs at risk in a radiation therapy clinical context. *Radiother Oncol* 2008;87:93–9.
- [12] Isgum I, Staring M, Rutten A, Prokop M, Viergever MA, van Ginneken B. Multi-atlas segmentation with local decision fusion—application to cardiac and aortic segmentation in CT scans. *IEEE Trans Med Imaging* 2009;28:1000–10.
- [13] Lapeyre M, Henrot P, Alfonsi M, Bardet E, Bensadoun RJ, Dolivet G, et al. Proposition de sélection et délimitation des volumes cibles microscopiques péri-tumoraux dans les cancers de la cavité buccale et de l'oropharynx (aires ganglionnaires exclues). *Cancer Radiother* 2005;9:261–70.
- [14] Park H, Bland PH, Hero AO, Meyer CR. Least biased target selection in probabilistic atlas construction. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2005*, 3750. Berlin/Heidelberg: Springer; 2005 [p. 419–26. Lecture Notes in Computer Science].
- [15] Pointreau Y, Bera G, Barillot I. Aide à la délimitation: quels outils pratiques? *Cancer Radiother* 2009;13:600–5.
- [16] Prima S, Ourselin S, Ayache N. Computation of the mid-sagittal plane in 3-D brain images. *IEEE Trans Med Imaging* 2002;21:122–38.
- [17] Rohlfing T, Brandt R, Menzel R, Maurer Jr CR. Evaluation of atlas selection strategies for atlas-based image segmentation with application to confocal microscopy images of bee brains. *Neuroimage* 2004;21:1428–42.
- [18] Sims R, Isambert A, Gregoire V, Bidault F, Fresco L, Sage J, et al. A pre-clinical assessment of an atlas-based automatic segmentation tool for the head and neck. *Radiother Oncol* 2009;93:474–8.
- [19] Valette PJ, Cotton F, Giammarile F. La délimitation des volumes cibles en radiothérapie: application des techniques d'imagerie. *Cancer Radiother* 2009;13:581–7.
- [20] Warfield SK, Zou KH, Wells WM. Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:903–21.
- [21] Wu M, Rosano C, Lopez-Garcia P, Carter CS, Aizenstein HJ. Optimum template selection for atlas-based segmentation. *Neuroimage* 2007;34:1612–8.