

## Segmentation d'images angiographiques 3D

Benoît Naegel, Nicolas Passat, Christian Ronse

► **To cite this version:**

Benoît Naegel, Nicolas Passat, Christian Ronse. Segmentation d'images angiographiques 3D. Morphologie mathématique Tome 2 : estimation, choix et mise en œuvre, pp.199-206, 2010. hal-01694516

**HAL Id: hal-01694516**

**<https://hal.univ-reims.fr/hal-01694516>**

Submitted on 28 Feb 2018

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

## Chapitre 17

# Segmentation d'images angiographiques 3D

### 17.1. Problématique

Les images médicales fournissent, en chaque point de l'espace visualisé, une information relative à certaines propriétés physiques des tissus. Que l'information liée aux structures d'intérêt soit amplifiée ou non par le recours à des marqueurs (produits contrastants), l'identification de ces structures (*i.e.*, leur segmentation) est une tâche qui, bien que fondamentale, reste extrêmement difficile à accomplir de manière fiable et automatique. En particulier, la variabilité du signal et le bruit induits par les systèmes d'acquisition rendent l'utilisation locale de l'information photométrique largement insuffisante.

Le but de la segmentation étant d'assister l'expert médical en permettant une détection aisée des structures d'intérêt, les méthodes développées doivent mettre en œuvre des stratégies efficaces d'extraction des structures anatomiques, pathologiques ou fonctionnelles, notamment en sachant ce qu'il faut rechercher, mais également où et comment il faut le rechercher. Il ne s'agit donc plus seulement de travailler sur la forme (le signal) des images, mais également sur leur fond.

Dans le cadre de l'étude de structures anatomiques qui présentent un degré de complexité élevé, la prise en compte d'aspects sémantiques s'articule autour de notions fondamentales telles que la forme, la position, la taille ou l'orientation, notions interprétables en termes morphologiques (opérations à base ensembliste utilisant des éléments structurants) et géométriques (longueur, courbure, diamètre, etc.). Dans ce

qui suit sont décrites quelques pistes qui visent, en suivant cette philosophie, à proposer des solutions de segmentation reposant sur des outils de morphologie mathématique guidés par des éléments de connaissance de haut niveau. En s'appuyant sur le cas de l'imagerie angiographique (*i.e.* l'imagerie des structures vasculaires), ce chapitre illustre, non exhaustivement, la manière dont la connaissance anatomique peut être formalisée et prise en compte dans le cadre de la morphologie mathématique. En particulier, dans les deux sections suivantes, sont présentées deux concepts permettant de prendre en compte et formaliser la connaissance anatomique : les modèles de connaissance anatomique et la transformée en tout-ou-rien. Deux exemples de méthodes de segmentation s'appuyant sur ces concepts mettent enfin en évidence la pertinence de l'approche proposée [?].

## 17.2. Modèles de connaissance anatomique

Afin de traiter l'information spatiale contenue dans des images médicales, l'utilisation d'hypothèses anatomiques robustes est primordiale. Il est notamment nécessaire de pouvoir modéliser cette connaissance en exprimant tant les invariants anatomiques que la variabilité inter-individus. En effet, en morphologie mathématique, il est souhaitable de pouvoir adapter l'élément structurant utilisé au contenu présupposé de l'image au point considéré. Pour cela, l'élément structurant peut, par exemple, être choisi en fonction d'un modèle de l'objet recherché obtenu préalablement par apprentissage.

Une première approche peut consister en la création de modèles de forme, c'est-à-dire représentant la forme générale des structures d'intérêt. De tels modèles peuvent être conçus, par exemple, en effectuant la moyenne des données obtenues par segmentation d'une base d'images (base d'apprentissage), cette moyenne de fonctions binaires fournissant une fonction à valeurs dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Un exemple de ce type de modèle, construit à partir d'une base de 15 images segmentées de l'entrée de la veine porte dans le foie, est illustré dans la figure 17.1(a), et peut s'exprimer sous la forme :

$$\left| \begin{array}{l} \mathcal{M} : E \rightarrow [0, 1] \\ x \mapsto \mathcal{M}(x) \end{array} \right.$$

où  $E$  est l'espace sur lequel est définie la structure anatomique et  $\mathcal{M}(x)$  est le taux d'occupation moyen de la structure au point  $x$ , en regard de la base d'apprentissage. Les ensembles  $\mathcal{M}^{-1}(\{1\})$  et  $\mathcal{M}^{-1}([0, 1])$  constituant respectivement un sous-ensemble et un sur-ensemble de la structure anatomique considérée, un tel modèle peut, par exemple, aboutir à la génération d'éléments structurants permettant d'extraire cette dernière dans des images n'appartenant pas à la base d'apprentissage. Ces éléments sont notamment formés de cylindres et de cercles discrets concentriques verticaux et horizontaux [?].

Une seconde approche consiste à s'appuyer sur des hypothèses morphologiques plus simples (par exemple un modèle tubulaire dans le cas des vaisseaux) et à se focaliser sur des critères quantitatifs. Cette approche peut s'illustrer par la notion d'atlas statistique, qui vise à évaluer la valeur de paramètres par rapport à leur position dans une image. Les paramètres proposés dans l'atlas présenté ici, relatif au réseau vasculaire cérébral, portent sur la probabilité de présence d'un vaisseau, sa taille et son orientation. Un exemple d'atlas, obtenu à partir d'une base de 18 images [?], est illustré dans la figure 17.1(b), et peut s'exprimer sous la forme :

$$\left| \begin{array}{l} \mathcal{A} : E \rightarrow [0, 1] \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^+) \times \mathcal{P}([0, \pi] \times [0, \pi]) \\ x \mapsto (\mathcal{A}^d(x), \mathcal{A}^t(x), \mathcal{A}^o(x)) \end{array} \right.$$

où  $\mathcal{A}^d$ ,  $\mathcal{A}^t$  et  $\mathcal{A}^o$  représentent respectivement les champs de probabilité<sup>1</sup>, de taille et d'orientation des vaisseaux (ces deux dernières informations étant données sous forme d'intervalles modélisant la variabilité inter-individus). Un tel atlas n'a de sens que s'il est associé à un référentiel anatomique qui peut, par exemple, prendre la forme d'une image  $R : E \rightarrow \mathbb{Z}$  représentant les structures anatomiques auxquelles il se rapporte. Les informations fournies par  $\mathcal{A}(x)$  correspondent alors à la région anatomique visualisée en  $R(x)$ .

Les deux modèles de connaissance présentés ici illustrent la capacité à prendre en considération des informations morphologiques ou géométriques liées au vivant, et en conséquence non triviales. On remarquera que, par construction, ces modèles peuvent fournir des éléments d'information très fins, allant jusqu'au niveau de résolution des images dont la connaissance est extraite.

### 17.3. Transformée en tout-ou-rien

La transformée en tout-ou-rien est un opérateur permettant de détecter, au sein d'une image, certaines configurations de points satisfaisant des contraintes imposées par deux éléments structurants [SOI03]. Initialement créé pour les images binaires, cet opérateur a été étendu aux images à niveaux de gris sous diverses formes [RON96, SOI03, ?]. Au delà des variations existantes, la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris peut, de manière simplifiée, s'exprimer sous la forme de la composition  $V \circ D_{A,B}$  d'un opérateur de détection :

$$\left| \begin{array}{l} D_{A,B} : \mathbb{Z}^E \rightarrow \mathcal{P}(E \times \mathbb{Z}) \\ I \mapsto \{(p, t) \in E \times \mathbb{Z} \mid A_{p,t} \leq I \leq B_{p,t}\} \end{array} \right.$$

1. Il convient de remarquer que  $\mathcal{A}^d$  et  $\mathcal{M}$ , bien que tous deux exprimables en termes de champs de probabilité, n'ont pas la même signification, du fait de la nature des structures qu'ils modélisent (un segment de vaisseau vs. un réseau complet).

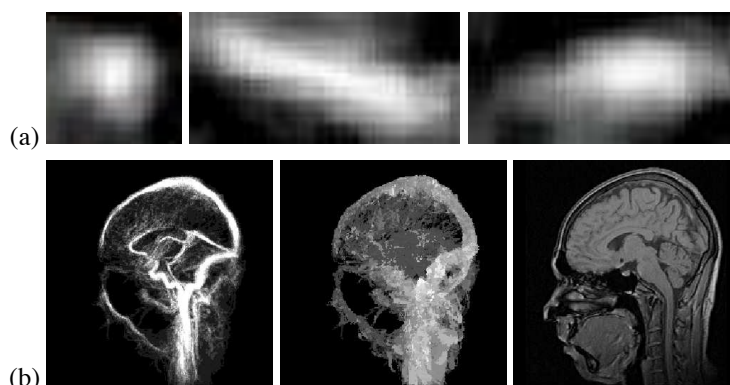


Figure 17.1 – Modèles de connaissance. (a) Modèle de forme de l'entrée de la veine porte dans le foie ( $\mathcal{M}$ ). De gauche à droite : trois coupes orthogonales (sagittale, coronale et axiale). (b) Atlas statistique ( $\mathcal{A}$ ) du réseau vasculaire cérébral. De gauche à droite : probabilité de présence de vaisseaux ( $\mathcal{A}^d$ ), taille moyenne (composant de  $\mathcal{A}^t$ ), référentiel anatomique ( $\mathcal{R}$ ).

et d'un opérateur de valuation  $V : \mathcal{P}(E \times \mathbb{Z}) \rightarrow \mathbb{Z}^E$ . Ici  $\leq$  est l'ordre ponctuel sur les fonctions  $E \rightarrow \mathbb{Z}$  et  $A, B : E \rightarrow \mathbb{Z}$  sont des fonctions structurantes [SER 82, SER 88]. En outre, comme  $A_{p,t} \leq I \leq B_{p,t} \Leftrightarrow I \oplus B_{p,t}^* \leq I \ominus A_{p,t}$  (où l'élément structurant  $B^*$  est défini par  $B^*(x) = -B(-x)$ ), le calcul du résultat de cet opérateur peut se réduire au calcul d'une érosion et d'une dilatation. Enfin, le but de l'opérateur de valuation  $V$  est d'associer à chaque point de l'image initiale détecté par  $D_{A,B}$  une valeur exprimant une certaine information ; celui-ci peut prendre trois formes : *suprémal* [RON 96], *intégral* [SOL 03] ou *binaire*. Une illustration de cet opérateur est donné à la figure 17.2

La transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris est un outil particulièrement intéressant dans le cadre de la segmentation d'images médicales dans la mesure où, par définition, il autorise la prise en compte d'information non seulement photométrique (les éléments structurants étant des fonctions à niveaux de gris), mais également morphologique et géométrique, par le biais du support de ces mêmes éléments, cette information pouvant porter sur les objets recherchés, mais aussi sur leur voisinage.

2. On entend, par fonction structurante, une fonction numérique représentant un élément structurant à niveaux de gris. Dans la pratique, les fonctions structurantes considérées sont souvent plates, c'est-à-dire valant une constante (souvent 0) sur leur support (noté *supp*) et  $-\infty$  en dehors.

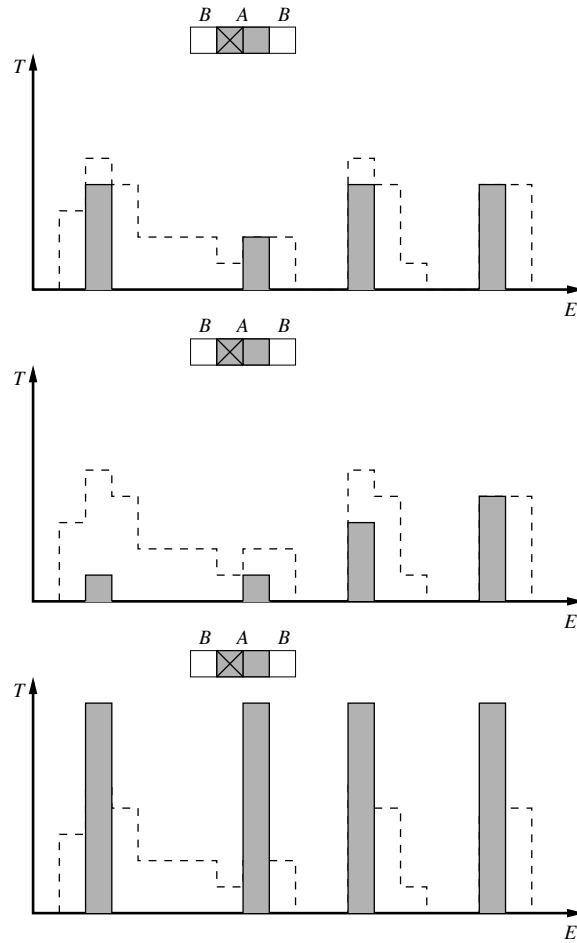


Figure 17.2 – Ici  $E = \mathbb{Z}$  et  $T = [0 \dots t_1] \subset \mathbb{N}$ . Nous utilisons deux éléments structurants plats  $A$  et  $B$  (où l'origine est le pixel pixel gauche de  $A$ ). De haut en bas, nous montrons les transformées en tout ou rien à niveau de gris avec les valuations suprémale, intégrale et binaire respectivement. La figure de départ est donnée en pointillés.

#### 17.4. Deux exemples d'application en segmentation angiographique

La segmentation des images angiographiques est un problème ardu en raison de la faible taille et de la structure complexe des vaisseaux, mais également de la nature et de la qualité des images (résolution et rapport signal sur bruit souvent faibles), qui

s'avèrent délicates à analyser, même pour les radiologues. L'utilisation de connaissance *a priori* peut permettre de surmonter ces difficultés, en tirant parti du maximum d'information disponible relative à une image et à son contenu. Deux exemples d'algorithmes de segmentation basés sur cette méthodologie, et portant sur des types d'images et d'organes différents sont décrits ci-après.

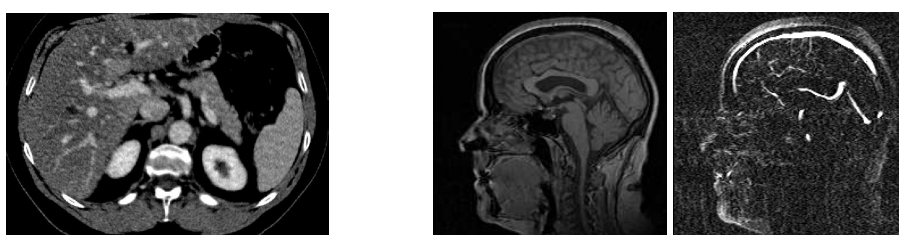


Figure 17.3 – Images angiographiques. À gauche : coupe axiale d'une image d'angiographie par rayons X, visualisant (sur la gauche de l'image) les structures hépatiques et les branches du réseau porte. À droite : coupes sagittales d'une ARM par contraste de phase (images module et de phase).

#### 17.4.1. Segmentation du réseau hépatique en tomographie par rayons X

Le foie est composé de deux réseaux vasculaires principaux : le réseau porte et le réseau sus-hépatique. La segmentation du réseau porte à partir d'images obtenues en tomographie par rayons X telles que celle illustrée en figure 17.3 (gauche), est d'une importance particulière puisque c'est sur celle-ci que se fonde la délimitation anatomique du foie en segments indépendants, délimitation fondamentale en chirurgie hépatique.

Une méthode de segmentation du réseau porte, proposée dans [?], utilise un algorithme à base de croissance de région s'appuyant sur la transformée en tout-ou-rien. Elle prend en entrée une image angiographique par rayons X,  $I : E \rightarrow \mathbb{Z}$  et un ensemble d'éléments structurants conçus à partir de la connaissance relative au réseau porte (notamment formalisée à l'aide de modèles de forme). Elle fournit en sortie une image binaire  $S : E \rightarrow \{0, 1\}$  des vaisseaux visualisés dans  $I$ .

Les algorithmes de croissance de région construisent une partition de l'image à partir d'une ou plusieurs graines en accumulant itérativement des points vérifiant certains critères *ad hoc*. L'approche adoptée ici consiste à utiliser comme graine l'entrée

3. De telles images binaires sont généralement assimilée, par abus de notation, à des ensembles  $S \in \mathcal{P}(E)$  correspondant en fait à  $S^{-1}(\{1\})$ .

de la veine porte dans le foie, qui constitue la racine de l'arbre vasculaire. Elle est détectée de manière automatique, en s'appuyant sur une combinaison d'opérateurs de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris dont les éléments structurants ont été définis par rapport à un modèle  $\mathcal{M}$  tel que celui décrit en section 17.2. À partir de l'ensemble  $G$  contenant les points de la graine, le processus de croissance de région se définit comme la construction d'une suite d'ensembles  $(S_k)_{k \in \mathbb{N}}$ , où  $S_k \subseteq E$  :

$$\begin{cases} S_0 & = G \\ S_{k+1} & = S_k \cup \{x\} \quad \text{si } \exists x \in \Gamma(S_k) \text{ tel que } C(I, S_k, x) = \text{vrai} \end{cases}$$

où  $\Gamma(S_k)$  représente l'ensemble des voisins des points de l'ensemble  $S_k$ , et  $C$  est le critère de croissance utilisé. Le résultat de la segmentation se définit alors comme  $S = \lim_k S_k = \bigcup_k S_k$ .

Le critère de croissance employé repose sur une analyse par transformée en tout-ou-rien de la configuration du voisinage du point  $x$  considéré, permettant de caractériser l'appartenance de ce point à une structure tubulaire. Il consiste à explorer, en  $x$ , le voisinage formé par trois cercles discrets orientés selon les directions principales. Le critère est vérifié si, pour au moins un cercle, l'intensité de tous ses points est inférieure à l'intensité du point  $x$  testé. Plus formellement :

$$C(I, S_k, x) = \begin{cases} \text{vrai} & \text{si } x \in \Gamma(S_k) \text{ et } \max_{i=1}^3 [V \circ D_{O, R_i}(I)](x) > 0 \\ \text{faux} & \text{sinon} \end{cases}$$

où  $O = i_{0,0}$  ( $i_{p,t}$  représentant la fonction impulsion d'intensité  $t$  au point  $p$ ),  $R_i$  ( $i = 1$  à 3) sont des fonctions structurantes plates dont le support est représenté par trois cercles discrets parallèles aux plans axial, coronal et sagittal, respectivement (dont le rayon et l'épaisseur du support, ainsi que l'intensité - positive - peuvent être paramétrés), et  $V$  est l'opérateur de valuation intégral défini par :

$$V(X)(x) = \text{card}\{t \in \mathbb{Z} \mid (x, t) \in X\}$$

Cette méthode permet d'aboutir à une représentation du réseau porte présentant des propriétés anatomiques pertinentes (l'obtention d'une structure arborescente et tubulaire est favorisée par le processus de croissance et l'utilisation d'éléments structurants cohérents), et permet éventuellement, en donnant à chaque point segmenté la valeur qui lui est associée par  $V$ , de disposer d'un indice de confiance relatif aux propriétés photométriques de l'image initiale. Cette méthode a été appliquée sur une base de 16 images, fournissant des résultats tels que celui illustré en figure 17.4 (gauche).

#### 17.4.2. Segmentation du réseau cérébral en IRM

Il existe plusieurs modalités d'IRM angiographiques (également appelées ARM) cérébrales. Parmi celles-ci, l'une des plus communes est l'ARM par contraste de



phase, qui présente la particularité de fournir une image bimodale (c'est-à-dire un couple d'images, chacune acquise suivant une modalité distincte), illustrée en figure [17.3](#) (droite), composée d'une image module visualisant les structures morphologiques du cerveau, et d'une image de phase mettant en évidence le flux sanguin.

Une méthode de segmentation proposée dans [?] consiste à segmenter les images de phase d'ARM en leur appliquant un filtrage par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris s'appuyant sur des éléments structurants adaptés à la nature tubulaire des vaisseaux. Ces éléments sont formés d'une sphère discrète, pour l'objet, et d'un cercle discret échantillonné concentrique à la sphère, pour le fond. Une telle définition aboutit à une famille d'éléments induite par les degrés de liberté (taille, orientation) du modèle. L'objectif de la méthode consiste à choisir les éléments à appliquer en fonction de la position dans l'image, afin d'obtenir des résultats similaires à ceux qui seraient obtenus par une recherche exhaustive, mais avec un coût algorithmique largement moindre. Le guidage de la méthode se fait en tirant parti d'un atlas et de l'information fournie par l'image module liée à l'image de phase à segmenter.

En entrée, la méthode prend une ARM composée d'une image module et d'une image de phase  $I_m, I_p : E \rightarrow \mathbb{Z}$ , un atlas  $\mathcal{A}$  tel que proposé dans la section [17.2](#), et son référentiel anatomique  $R$ . Elle fournit en sortie une image binaire  $S : E \rightarrow \{0, 1\}$  des vaisseaux visualisés dans  $I_p$ . Premièrement, la méthode applique un algorithme de recalage non rigide de  $R$  sur  $I_m$ , dont le but est d'obtenir un champ de déformation  $\mathcal{D} : E \rightarrow E$  mettant en correspondance les structures anatomiques dans  $I_p$  et  $R$ . Une fois ce champ obtenu, un nouvel atlas  $\mathcal{A}' = \mathcal{D} \circ \mathcal{A}$  adapté aux structures anatomiques de  $I$  peut être déduit. En chaque point  $x \in E$ , un ensemble  $ES_x$  d'éléments structurant est alors défini comme :

$$ES_x = \begin{cases} \{(A, B) \mid r_A, r_B, r_\theta, r_\phi \text{ cohérents avec } \mathcal{A}'^t(x), \mathcal{A}'^o(x)\} & \text{si } \mathcal{A}'^d(x) > 0 \\ \emptyset & \text{sinon} \end{cases}$$

où  $supp(A)$  est une sphère discrète de rayon  $r_A$ , et  $supp(B)$  est un cercle discret concentrique échantillonné de rayon  $r_B$  et d'orientation  $(r_\theta, r_\phi)$ . Les éléments  $A$  et  $B$  étant, ici, des fonctions à valeurs constantes  $a$  et  $b$ , on pose  $a - b = 1$  afin de donner à l'information géométrique un rôle prépondérant par rapport à l'information photométrique, peu fiable dans ce type d'images. Finalement, pour tout  $x \in E$  et tout  $(A, B) \in ES_x$ , une transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris est appliquée afin de déterminer si  $x$  correspond à un vaisseau en regard de la connaissance anatomique en ce point. Si  $x$  est évalué comme vasculaire, son dilaté par l'élément  $A$  ayant permis sa détection est ajouté à l'image résultat  $S$ . Plus concrètement, on définit  $S$  comme :

$$S = \bigcup \{A \oplus \{x\} \mid \exists (A, B) \in ES_x, [V \circ D_{A,B}(I_p)](x) > 0\}$$

où  $V$  est défini comme en section [17.4.1](#). Cette méthode a été appliquée sur une base de 15 images, fournissant des résultats tels que celui illustré en figure [17.4](#) (droite).

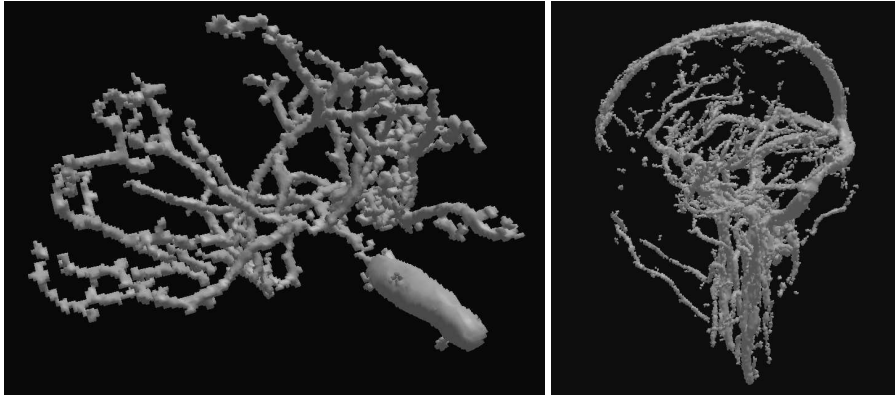


Figure 17.4 – Résultats de segmentation. À gauche : méthode décrite en section [17.4.1](#) (réseau hépatique). À droite : méthode décrite en section [17.4.2](#) (réseau cérébral).

### 17.5. Conclusion

L'intégration de connaissance de haut niveau dans les processus de segmentation, et plus généralement de traitement d'images médicales, constitue une voie récente et extrêmement prometteuse dans l'optique d'aboutir à des outils d'aide à la radiologie réellement exploitables en routine clinique. Dans ce contexte, la morphologie mathématique propose un cadre méthodologique tout à fait adapté, par sa capacité à prendre en considération des propriétés géométriques et morphologiques qui formalisent naturellement de nombreux éléments de connaissance anatomiques.

Ce chapitre a tenté d'illustrer cette assertion en présentant quelques concepts et méthodes (ayant prouvé leur pertinence lors de validations par des experts médicaux) que nous espérons suffisamment représentatifs pour convaincre le lecteur. De nombreuses contributions peuvent venir étendre et compléter ce chapitre. En particulier, outre l'utilisation de connaissance morphologique et géométrique [?, ?], des travaux portant sur l'intégration de connaissance topologique [?, ?], relationnelle [?], voire la prise en compte d'information temporelle [?] (voir également le chapitre précédent du présent ouvrage) pour la segmentation d'images médicales, ont été entrepris depuis quelques années et ont d'ores et déjà abouti à des résultats particulièrement intéressants.