

Modélisation et segmentation 3D des nodules pulmonaires en imagerie TDM volumique

3D modeling and segmentation of pulmonary nodules in volumetric CT

C. I. Fetita

F. Prêteux

Unité de Projets ARTEMIS, GET/INT, Evry

9, rue Charles Fourier, 91011 Evry Cedex
catalin.fetita{francoise.preteux}@int-evry.fr

Résumé

Dans le contexte de l'aide au dépistage du cancer pulmonaire, cet article développe une méthode automatique de segmentation 3D de nodules en imagerie TDM volumique. L'approche proposée introduit un filtre morphologique fort - le coût de connexion sup-contraint - permettant, à travers un schéma récursif de segmentation, de détecter les masses pulmonaires de 2 mm à 20 mm de diamètre, qu'elles soient solitaires, juxta-vasculaires ou sous-pleurales.

Une modélisation des formes 3D et des densités des nodules dans un environnement pulmonaire réel, a été réalisée afin d'obtenir une base de données synthétiques pour une évaluation objective des performances de segmentation : sensibilité de 98% (resp. 90%) et spécificité de 97% (resp. 85%) pour les nodules solitaires et juxta-vasculaires (resp. sous-pleuraux).

La méthode proposée a été évaluée sur des données cliniques pathologiques par deux experts radiologues, le résultat obtenu démontrant une très bonne précision et robustesse de détection.

Mots Clef

Segmentation 3D, nodules pulmonaires, filtre morphologique fort, coût de connexion sup-contraint, synthèse de modèle, fonctions implicites.

Abstract

In the framework of computer-aided cancer screening, this paper addresses a fully-automatic method for 3D segmentation of pulmonary nodules in volumetric CT. The proposed approach defines a strong morphological filter - the upper-constrained connection cost - and implements it in a recursive segmentation procedure. With this scheme, lung nodules of diameter comprised between 2 mm and 20 mm are successfully detected,

irrespective to their spatial location (solitary, juxtavascular or subpleural).

A modeling of synthetic nodules in terms of 3D shape and associated density values within a real lung environment, made possible to build up a synthetic database for objective testing.

The proposed method was validated on both clinical pathological data and synthesized data, showing a very good accuracy and robustness of detection: a sensitivity of 98% (respectively of 90%) and a specificity of 97% (respectively of 85%) for solitary and juxtavascular (respectively subpleural) nodules.

Keywords

3D segmentation, pulmonary nodules, strong morphological filter, upper-constrained connection cost, model synthesis, implicit functions.

1 Introduction

Le dépistage précoce constitue l'enjeu majeur dans la lutte contre le cancer pulmonaire, maladie qui détient le triste record du taux de mortalité le plus élevé parmi les maladies cancéreuses. L'analyse des clichés radiographiques standard a longtemps joué un rôle important dans la détection des nodules pulmonaires, appuyée par des techniques de segmentation (semi-)automatiques développées pour l'aide au diagnostic [1]. Toutefois, les clichés radiographiques se sont révélés incapables de mettre en évidence les nodules de taille réduite, ce qui limite drastiquement la fiabilité du dépistage d'un cancer pulmonaire dans sa phase du début. L'apparition de la tomographie par rayons X (TDM) a permis la discrimination des petites structures, ouvrant ainsi des perspectives nouvelles à une détection efficace des nodules pulmonaires. En revanche, le nombre élevé d'images axiales produites pour chaque examen (allant de 300 à 600) rend difficile et fastidieuse

l'investigation clinique et représente une des causes d'erreur de diagnostic (omission des nodules). Pour éviter ou, du moins, diminuer ces effets, plusieurs techniques d'aide à la détection ont été proposées dans la littérature, mettant en oeuvre approches à base de règles [2] ou de connaissances *a priori* [3, 4], classification floue [5] ou *k-moyennes* [6], programmation dynamique [7], réseaux neuronaux [8], approches à base de modèle [9, 10], ou bien opérateurs morphologiques [11, 12]. Malgré ces nombreuses recherches, on ne dispose pas aujourd'hui d'une méthodologie de détection et de segmentation automatique suffisamment fiable pour une utilisation en routine clinique. Les difficultés majeures sont liées à la discrimination des nodules d'autres structures de densité similaire dans le poumon et auxquelles ils peuvent être connexes, notamment les vaisseaux sanguins, la cage thoracique ou le médiastin. Bien que parmi les techniques mentionnées les meilleurs résultats sont fournis par celles, peu nombreuses, qui utilisent des approches 3D, à notre connaissance, il n'y a pas de méthode générale permettant une segmentation des nodules se trouvant dans une configuration spatiale quelconque : solitaire, juxtavasculaire ou sous-pleurale.

Cet article s'attaque à ces verrous actuels en proposant une procédure 3D automatique de segmentation des nodules, reposant sur un filtre morphologique fort - le *coût de connexion sup-contraint* - que nous définissons dans le cas général, puis spécifions dans le contexte de la détection nodulaire (§2). Le paragraphe §3 présente et discute la méthodologie et la stratégie de segmentation 3D développées. Les résultats obtenus sur des données cliniques sont discutés dans le dernier paragraphe (§4), une validation objective étant proposée et mise en oeuvre via une modélisation par fonctions implicites des différents types de nodules.

2 Le coût de connexion sup-contraint et son application à la segmentation des nodules pulmonaires

A partir de l'opérateur du coût de connexion [13], nous avons dérivé un filtre fort (selon la définition de G. Matheron [14]) que nous allons introduire dans cette section à l'aide des notations et définitions suivantes.

2.1 Définitions

Déf. 1 On appelle fonction *L-connexe* une fonction $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ de support connexe et limitée supérieure-ment sur chaque sous-ensemble borné du support de f , noté $\text{supp}(f)$.

Déf. 2 Soient f une fonction L-connexe et $\lambda \in \mathbb{R}$ une valeur réelle. Le *seuil inférieur* (resp. *supérieur*) de f

au niveau λ est défini par :

$$X_{f,\lambda} = \{x \in \text{supp}(f), f(x) \leq \lambda\}, \quad (1)$$

(resp. par :

$$\tilde{X}_{f,\lambda} = \{x \in \text{supp}(f), f(x) \geq \lambda\}). \quad (2)$$

Déf. 3 Soient f et g deux fonctions L-connexes de même support, satisfaisant la relation d'ordre $f \leq g$. On appelle *plateau de connexion* de f par rapport à g , au point $x \in \text{supp}(f)$, l'ensemble :

$$P_f^g(x) = \{\lambda \in \mathbb{R}, \lambda \geq f(x) / \forall y \in X_{f,\lambda}, \delta_{f,\lambda}(x, y) < +\infty \implies \delta_{g,\lambda}(x, y) < +\infty\}, \quad (3)$$

où $\delta_{f,\lambda}$ et $\delta_{g,\lambda}$ désignent la distance géodésique par rapport à $X_{f,\lambda}$ et $\tilde{X}_{f,\lambda}$, respectivement. A noter que $P_f^g(x)$ peut aussi bien prendre une infinité de valeurs qu'être l'ensemble vide. FIG. 1(a) illustre ces différents cas. On remarque que $P_f^g(x_1) = \emptyset$ et $P_f^g(x_2) = \emptyset$ (la condition (3) n'étant pas remplie pour le point y_1 et y_2 , respectivement), tandis que $P_f^g(x_3)$ prend une infinité de valeurs entre $f(x_3)$ et h .

Déf. 4 Soient f et g deux fonctions L-connexes de même support, satisfaisant la relation d'ordre $f \leq g$. On appelle *plateau maximal de connexion* de f par rapport à g , au point $x \in \text{supp}(f)$, l'ensemble (FIG. 1(b)) :

$$M_f^g(x) = \begin{cases} \sup\{P_f^g(x)\} & \text{si } P_f^g(x) \neq \emptyset \\ f(x) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4)$$

Remarquons que M_f^g est équivalent à l'opérateur de nivellement supérieur (*upper-leveling*) de g par rapport à f , selon la définition de F. Meyer [15].

Déf. 5 Soit f une fonction L-connexe. Le *coût de connexion* de deux points $x, y \in \mathbb{R}^n$ par rapport à f est défini par :

$$\begin{aligned} \forall (x, y) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n, x \neq y, \\ C_f(x, y) = \inf\{\lambda \in \mathbb{R} / \delta_{f,\lambda}(x, y) < +\infty\}. \end{aligned} \quad (5)$$

Le coût de connexion d'un point $x \in \mathbb{R}^n$ à un sous-ensemble non-vide $Y \subset \mathbb{R}^n$ est défini de manière similaire par (FIG. 1(c)) :

$$\begin{aligned} \forall x \in \mathbb{R}^n, C_f(x, Y) = \\ = \begin{cases} \inf\{\lambda \in \mathbb{R} / \delta_{f,\lambda}(x, Y) < +\infty\} & \text{si } x \notin Y \\ -\infty & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

Déf. 6 Soient f et g deux fonctions L-connexes de même support, satisfaisant la relation d'ordre $f \leq g$. Le *coût de connexion sup-contraint* de deux points $x, y \in \text{supp}(f)$ par rapport à f et g est défini par :

$$\mathcal{RC}_f^g(x, y) = \begin{cases} \inf\{C_f(x, y), M_f^g(x)\} & \text{si } x \neq y \\ f(x) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (7)$$

Similairement, le coût de connexion sup-contraint d'un point $x \in \text{supp}(f)$ à un sous-ensemble $Y \subset \text{supp}(f)$ par rapport à f et g est défini par :

$$\mathcal{RC}_f^g(x, Y) = \begin{cases} \inf\{\mathcal{C}_f(x, Y), M_f^g(x)\} & \text{si } x \notin Y \\ f(x) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (8)$$

Les FIG. 1(c) et FIG. 1(d) illustrent les effets des opérateurs $\mathcal{C}_f(\cdot, Y)$ et $\mathcal{RC}_f^g(\cdot, Y)$ par rapport à un sous-ensemble $Y \subset \text{supp}(f)$.

Géométriquement, si on assimile f à un relief, $\mathcal{RC}_f^g(\cdot, Y)$ s'interprète comme le relief obtenu par l'inondation de f , en supposant que f est totalement "perméable" au niveau de Y et que la montée des eaux ne peut dépasser g .

L'implantation informatique de $\mathcal{RC}_f^g(\cdot, Y)$, de type récursif, est identique à celle du coût de connexion [13], sauf pour l'étape d'initialisation où $\forall x \in \text{supp}(f) \setminus Y$, $\mathcal{RC}_f^g(x, Y) = g(x)$ et $\forall x \in Y$, $\mathcal{RC}_f^g(x, Y) = f(x)$.

2.2 Propriétés de l'opérateur $\mathcal{RC}_f^g$

Soient f, g, h trois fonctions L-connexes de même support, $f \leq g, h \leq g$, et $Y \subset \text{supp}(f)$ un sous-ensemble non-vidé du support de f . Notons $\Psi(f) = \mathcal{RC}_f^g(\cdot, Y)$. A partir des définitions précédentes il est aisé de démontrer les propriétés suivantes :

1. Idempotence.

$$\Psi \circ \Psi = \mathcal{RC}_\Psi^g(\cdot, Y) = \Psi. \quad (9)$$

2. Croissance.

Il est également vérifié que, pour $f \leq h$,

$$\mathcal{RC}_f^g(\cdot, Y) \leq \mathcal{RC}_h^g(\cdot, Y). \quad (10)$$

$\mathcal{RC}_f^g$ est donc un filtre (cf. [14]).

3. $\wedge$ -filtre.

$$\Psi \circ (f \wedge \Psi(f)) = \Psi \circ f = \Psi. \quad (11)$$

4. $\vee$ -filtre.

$$\Psi \circ (f \vee \Psi(f)) = \Psi \circ \Psi(f) = \Psi. \quad (12)$$

En conclusion, $\mathcal{RC}_f^g$ est un filtre fort par rapport à f (cf. [14]).

2.3 Cas particulier : coût de connexion sous contrainte topographique

Un cas particulier du coût de connexion sup-contraint $\mathcal{RC}_f^g$ s'obtient lorsque g est définie à partir de f à travers un opérateur extensif $\mathcal{O}$, $g = \mathcal{O}f$. Considérons g donnée par [16] :

$$g = g_n = \min(f \oplus B_n, f \oplus \tilde{B}_n), \quad (13)$$

où $B_n \subset \text{supp}(f)$ désigne un élément structurant causal de taille n , $\tilde{B}_n$ son symétrique par rapport à l'origine et $\oplus$ l'addition de Minkowski. $\mathcal{RC}_f^{g_n}$ est appelé

coût de connexion sous contrainte topographique et on le désigne par la notation $\mathcal{RC}_f^n$. Les propriétés suivantes sont vérifiées :

$$\begin{aligned} \forall x \in \text{supp}(f), \quad \mathcal{RC}_f^0(x, y) &= f(x), \\ \forall x \in \text{supp}(f) \setminus \{y\}, \quad \mathcal{RC}_f^\infty(x, y) &= \mathcal{C}_f(x, y). \end{aligned} \quad (14)$$

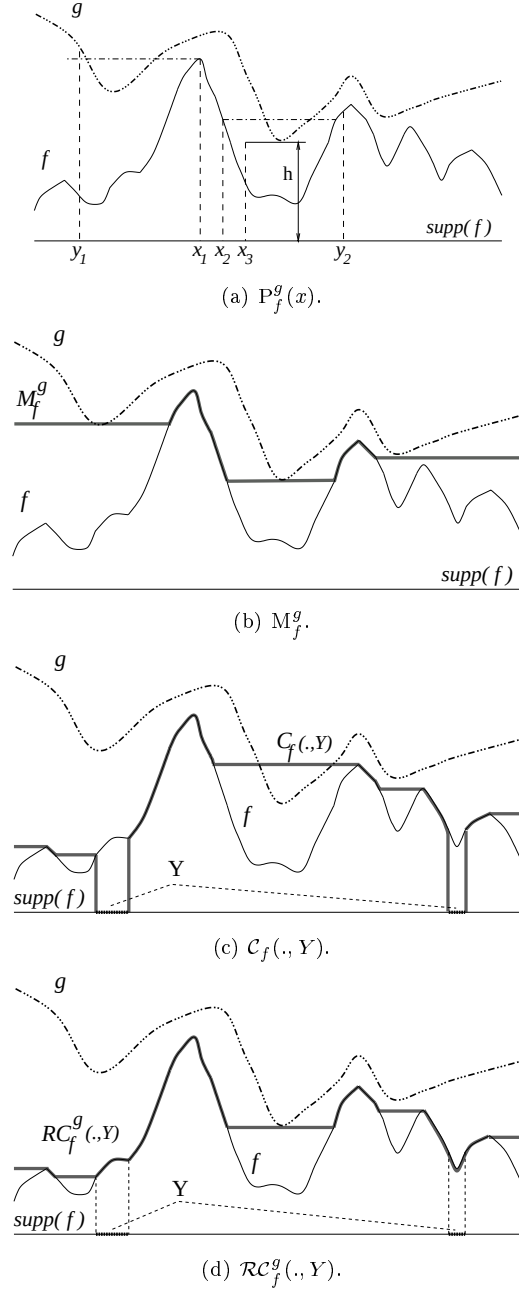
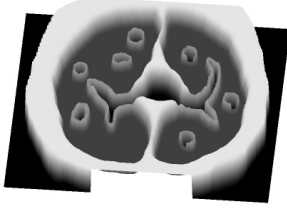


FIG. 1 – Construction de l'opérateur du coût de connexion sup-contraint.

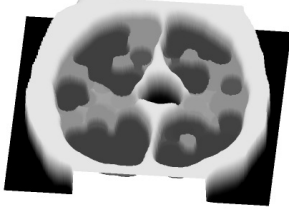
Déf. 7 Soient f une fonction L-connexe et $X, Y \subset \text{supp}(f)$ deux sous-ensembles non-vides. X est *topographiquement connexe* à Y s'il existe un chemin $\gamma \subset \text{supp}(f)$ reliant X à Y tel que $f(\gamma)$ soit décroissante.

Déf. 8 Soit f une fonction L-connexe. On entend par “vallée de taille n de f ” un ensemble $X \subset \text{supp}(f)$ tel que $\forall x \in X, (f \bullet S_n)(x) > f(x)$, où $\bullet$ désigne l’opérateur de fermeture morphologique et S_n un élément structurant isotrope de taille n .

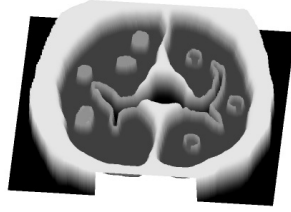
$\mathcal{RC}_f^n$ a pour effet le “remplissage” des “vallées” du relief f de taille inférieure à n , non-connexes topographiquement à des vallées de taille supérieure. Cette propriété confère la sélectivité du filtre $\mathcal{RC}_f^n$, illustrée FIG. 2 par rapport à une fermeture avec un élément structurant isotrope de même taille.



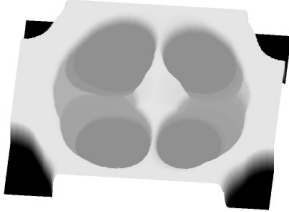
(a) Image de synthèse en niveaux de gris, f , illustrée sous forme de relief 3D.



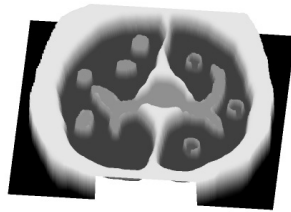
(b) Fermeture de f de taille 10, $f \bullet S_{10}$.



(c) $\mathcal{RC}_f^{10}(. , \varphi)$.



(d) Fermeture de f de taille 30, $f \bullet S_{30}$.



(e) $\mathcal{RC}_f^{30}(. , \varphi)$.

FIG. 2 – Sélectivité de l’opérateur $\mathcal{RC}_f^n$ pour différentes tailles n , par rapport à une fermeture avec un élément structurant isotrope S_n de même taille. Ici, φ désigne la frontière de f .

2.4 Schéma d’extraction de vallées régionales selon un critère de taille et de profondeur

Soient f une fonction L-connexe, $Y \subset \text{supp}(f)$ et $n, N, \lambda \in \mathbb{R}, n < N$. En tenant compte des propriétés du filtre $\mathcal{RC}_f^n$ précédemment mentionnées, nous avons construit un schéma capable de sélectionner les vallées de f de taille comprise entre n et N , de profondeur supérieure à λ et non-connexes topographiquement à

Y . Ce schéma comporte les opérations suivantes :

- Colmatage des vallées de f de taille inférieure à n :

$$v_f^n(., Y) = \mathcal{RC}_f^n(., Y). \quad (15)$$

- Colmatage des vallées de f de taille inférieure à N :

$$v_f^N(., Y) = \mathcal{RC}_f^N(., Y) = \mathcal{RC}_{v_f^n}^N(., Y). \quad (16)$$

- Seuillage de la différence:

$$V_{f,\lambda}^{n,N}(., Y) = \tilde{X}_{(v_f^N - v_f^n), \lambda}. \quad (17)$$

Cet ensemble d’opérations est synthétisé par le bloc de la FIG. 3. A titre d’exemple, si l’on considère l’image f de la FIG. 2(a), l’opérateur $V_{f,\lambda}^{10,30}(. , \varphi)$ permet de segmenter la vallée centrale de l’image (il revient à effectuer un seuillage de l’image différence FIG. 2(e) - FIG. 2(c)).

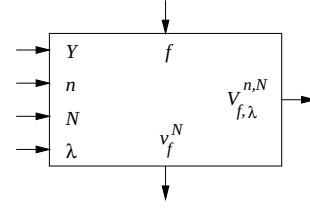


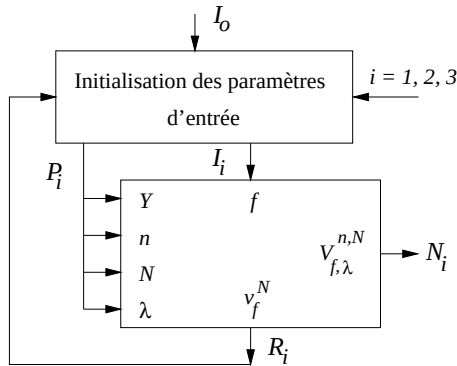
FIG. 3 – Schéma bloc de l’opérateur $V_{f,\lambda}^{n,N}(. , Y)$.

3 Segmentation 3D automatique des nodules pulmonaires

La base de test utilisée dans cette étude a été acquise dans le Service de Radiologie Centrale de l’Hôpital Pitié Salpêtrière, à Paris. Elle consiste en dix examens du thorax en TDM volumique concernant des patients avec des carcinomes pulmonaires à différents degrés de sévérité. Le scanner utilisé est le LightSpeed de General Electric (multicoupe, 8 barrettes). Le protocole d’acquisition renvoie à une collimation de 1.25 mm, un pas de reconstruction des images axiales de 0.6 mm et filtre de type LUNG. Les séries d’images obtenues pour chaque patient sont converties en niveaux de gris - fenêtrage “poumon”, entre -1000 UH et 200 UH (Unités Hounsfield).

Sur ces images, les nodules se présentent sous forme de masses denses de formes et tailles variées, montrant des niveaux de gris élevés et non-uniformes, contrastant fortement avec le tissu environnant (le parenchyme pulmonaire). En fonction de leur localisation spatiale relative à d’autres structures dans le poumon, les nodules se divisent en : (1) solitaires, (2) juxta-vasculaires (en connexion avec la structure vasculaire) et

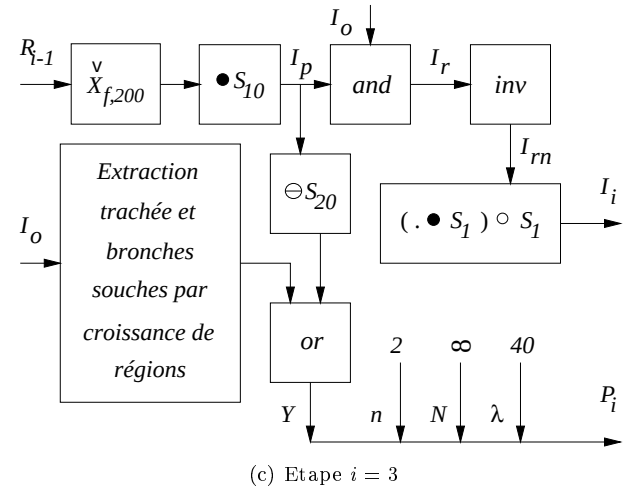
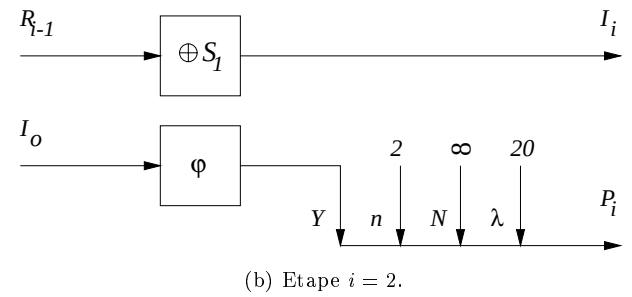
Afin de discriminer les trois catégories de nodules des autres structures anatomiques denses du poumon (vaisseaux, cage thoracique, médiastin, ...), nous proposons un algorithme de segmentation 3D automatique en trois étapes illustré FIG. 4 et dont le coeur est constitué de l'opérateur $V_{f,\lambda}^{n,N}(\cdot, Y)$ introduit précédemment (cf. §2.4). A chaque étape, $V_{f,\lambda}^{n,N}$ est réinitialisé à partir d'un résidu de l'étape précédente, $R_{i-1} = v_{I_{i-1}}^N$, et des données originales I_o , selon un schéma détaillé FIG. 5.



Pour illustrer le fonctionnement de l'algorithme de segmentation proposé, nous avons créé une image de synthèse simulant la répartition des structures anatomiques dans l'espace 3D (FIG. 6(a)). Remarquons les deux poumons, avec le parenchyme de faible niveau de gris, légèrement bruité, la cage thoracique les entourant, reliée au médiastin d'où se ramifient les vaisseaux sanguins (niveaux de gris élevés), et deux sections bronchiques centrales (très faible niveau de gris). A ce relief viennent s'ajouter les nodules, dont 9 solitaires, 3 juxtavasculaires et 7 périphériques.

La première étape de l'algorithme consiste à segmenter les nodules solitaires. Pour l'initialisation du schéma de reconstruction (FIG. 5(a)), remarquons que, sur les données en niveaux de gris inversés, les nodules solitaires sont des vallées non-connexes topographiquement aux vallées correspondant aux vaisseaux, au médiastin et à la cage thoracique (FIG. 6(b)). Ces dernières seront rendues connexes à la frontière du relief à travers un filtrage du bruit extérieur au parenchyme. Le filtrage s'effectue par propagation d'un élément structurant sphérique S_n de taille $n = 2$ sur les régions de faible niveau de gris (inférieur à 150), à partir de la frontière φ . Il a comme effet l'annulation des valeurs de gris se trouvant dans son rayon, à

(a) Etape $i = 1$.



La deuxième étape de l'algorithme ($i = 2$) permet d'extraire les nodules juxta-vasculaires. Elle initialise le bloc $V_{f,\lambda}^{n,N}$ de manière à assurer l'isolement de ces nodules à travers une dilatation morphologique (FIG. 5(b) et FIG. 6(f)). Les nodules juxta-vasculaires segmentés N_2 et le relief résiduel R_2 sont illustrés FIG. 6(g) et FIG. 6(h).

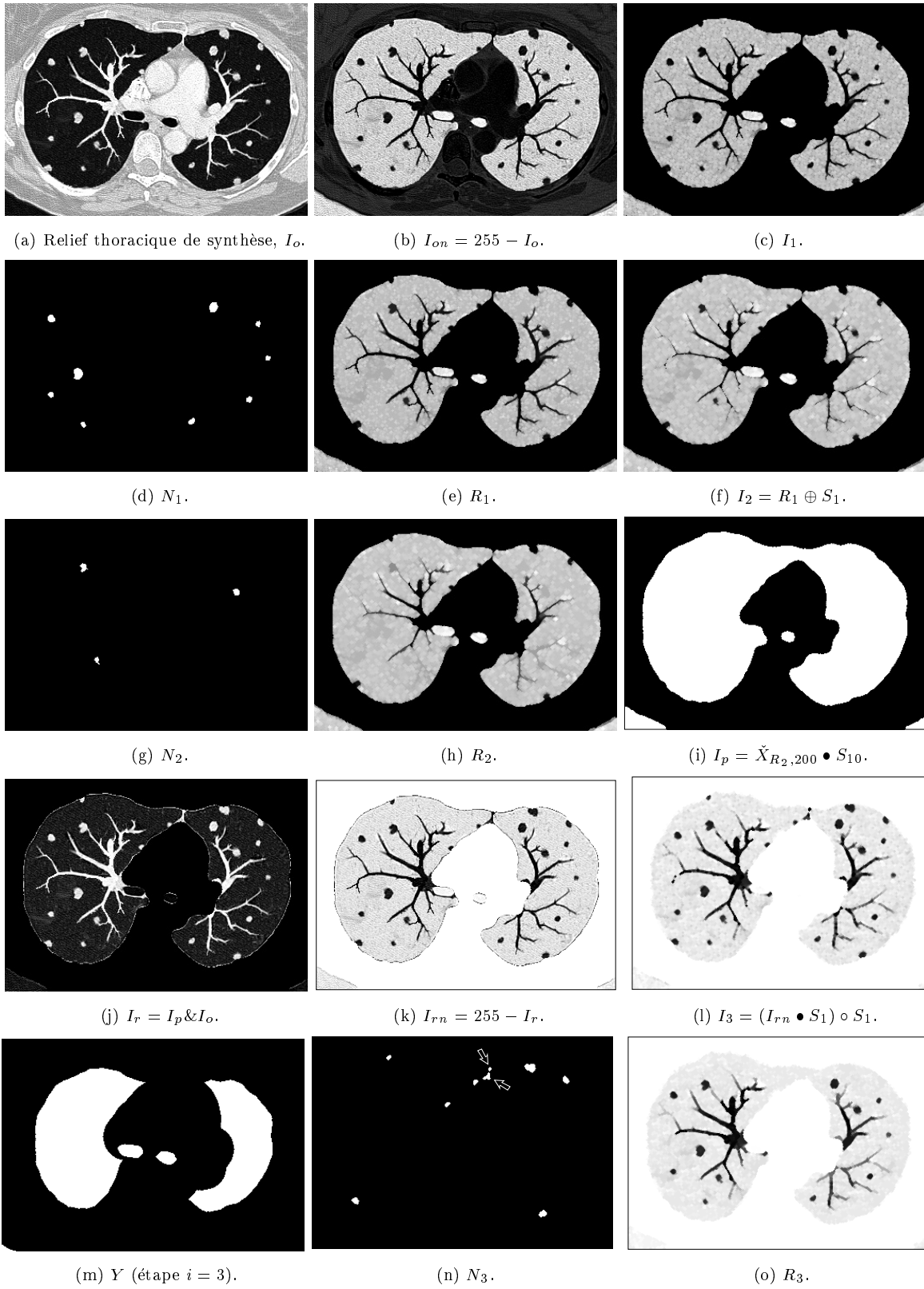


FIG. 6 – Les différentes étapes de l’algorithme 3D de segmentation (FIG. 4, FIG.5) illustrées sur un relief de synthèse. Les notations utilisées désignent : $\&$ - “et logique”, $\oplus$ - dilatation, $\bullet$ - fermeture, $\circ$ - ouverture, $\tilde{X}_{f,\lambda}$ - seuil supérieur et S_n - l’élément structurant sphérique de taille n .

La segmentation des nodules périphériques implique également un isolement préalable de ceux-ci. Pour cela, un masque pulmonaire I_p (FIG. 6(i)) est extrait comme indiqué dans le schéma de la FIG. 5(c). I_p sert, d'une part, à obtenir le relief I_3 (FIG. 6(j)-6(l)) avec les caractéristiques voulues et, d'autre part, à définir l'ensemble de référence Y (FIG. 6(m)) permettant de sélectionner uniquement les nodules périphériques. Le résultat de segmentation, N_3 , est montré FIG. 6(n). Observons que des artefacts de segmentation peuvent apparaître dans les endroits où les poumons sont rapprochés (flèches), ou bien dans les régions de la paroi thoracique présentant des irrégularités. Ces artefacts ont souvent des formes allongées et peuvent être éliminés (ou réduits en nombre) en appliquant un critère de forme 3D. Un filtrage (régularisation) des contours des nodules extraits N_i peut être envisagé comme étape finale de la segmentation 3D.

4 Résultats et discussion

L'approche de segmentation proposée a été testée aussi bien sur les dix examens acquis en routine clinique (cf. §3), que sur des données synthétiques simulant divers nodules pulmonaires au sein d'un volume TDM réel. Dans le premier cas, quelques résultats obtenus sont illustrés FIG. 7 sous forme de rendu 3D composite (rendu de volume pour les niveaux de gris du thorax et rendu de surface pour les nodules segmentés, replacés à leur localisation d'origine). Le calibre des nodules détectés varie entre 2 mm et 20 mm.

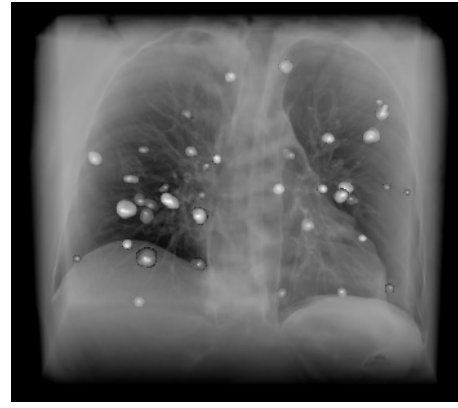
Les données de synthèse ont été créées en insérant dans des images thoraciques 3D réelles des nodules simulés, de forme, dimension et orientation variables. Nous avons modélisé plusieurs formes 3D de nodules - circulaire irrégulière, lobulaire, spiculée, excavée - à partir d'une famille de fonctions implicites $F(x, y, z) \leq 0$, donnée par la formule suivante :

$$F(x, y, z) = G(x, y, z) + G(z, x, y) + G(y, z, x) - k, \quad (18)$$

avec

$$G(u, v, w) = \left(|u^2 + (-1)^m \cdot v^2|^{\frac{2}{\varepsilon_1}} + (-1)^n \cdot a + (-1)^p \cdot |w|^{\frac{2}{\varepsilon_2}} \right)^2, \quad (19)$$

où $m, n, p \in \{0, 1\}$. La FIG. 8 montre quelques formes de base de nodules obtenues avec l'équation (18). Différentes déformations peuvent être appliquées ensuite le long de directions arbitraires, ainsi que des combinaisons booléennes, afin d'obtenir des développements anisotropiques.



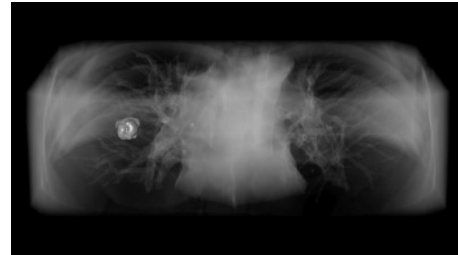
(a) Métastase d'un adénocarcinome.



(b) Métastase d'un carcinome épidermoïde.



(c) Carcinome nasopharyngé indéterminé.



(d) Adénocarcinome pulmonaire.

FIG. 7 – *Segmentation 3D des nodules pulmonaires sur les données cliniques. Les nodules sont représentés avec des teintes de gris différentes selon leur classification en solitaires, juxtavasculaires ou périphériques.*

La distribution des niveaux de gris à l'intérieur du nodule respecte une loi normale de moyenne $\mu = 230$ et écart-type $\sigma = 30$, selon la distribution que nous avons trouvée expérimentalement sur des nodules réels. Les nodules synthétiques sont insérés dans un environne-

ment pulmonaire sain (données image) dans une des configurations : solitaire, juxtavasculaire ou périphérique.

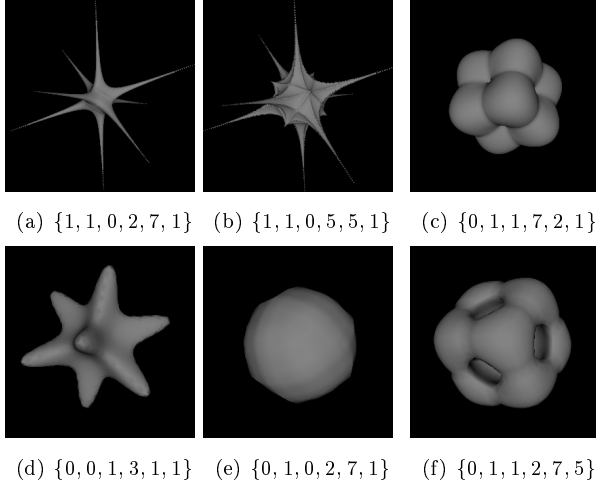


FIG. 8 – Différentes formes 3D obtenues avec l'équation (18) pour le jeu de paramètres $\{m, n, p, \varepsilon_1, \varepsilon_2, a\}$. Ici, $k = 30$.

La FIG. 9 présente une image 3D de synthèse et le résultat de segmentation obtenu (rendu 3D composite).

La précision de segmentation a été évaluée, d'une part, par deux experts radiologues pour les données cliniques, et, d'autre part, à l'aide des données synthétiques. Dans le cas des nodules solitaires et juxtavasculaires, l'algorithme présente une sensibilité de 98% et une spécificité de 97%, tandis que pour les nodules périphériques, la sensibilité est de 90% et la spécificité de 85%.

En effet, les nodules périphériques très aplatis sont ratés (le masque pulmonaire I_p ne les sélectionne pas) et des irrégularités de la paroi pulmonaire (plus les artefacts du mouvement cardiaque) peuvent être segmentés avec les nodules. Ces deux effets sont étroitement liés et influencés par la taille de l'élément structurant S_n utilisé pour l'extraction de I_p (FIG. 5(c)). Quelques artefacts de segmentation accolés à la plèvre sont visibles dans FIG. 9(b), en sus des nodules synthétiques de FIG. 9(a) correctement détectés (sur l'image segmentée, les nodules ont des teintes de gris différentes selon leur classification en solitaires, juxtavasculaires ou périphériques). Il faut toutefois observer que ces artefacts de segmentation sont facilement repérables par le radiologue et éliminés interactivement, si besoin.

En termes de vitesse de calcul, l'algorithme proposé nécessite environ 3 minutes (sur un PC équipé d'un processeur Pentium4) pour chaque classe de nodules et pour un volume de données comportant 300 images axiales.



(a) Nodules de synthèse.



(b) Segmentation 3D.

FIG. 9 – Segmentation 3D des nodules pulmonaires sur des données synthétiques. Les nodules segmentés sont représentés avec des teintes de gris différentes selon leur classification en solitaires, juxtavasculaires ou périphériques.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une méthode automatique de segmentation 3D de nodules pulmonaires à partir d'examens en TDM spiralée volumique. L'originalité de l'approche proposée consiste en l'introduction d'un filtre morphologique fort, le coût de connexion sup-contraint qui, appliqué dans un schéma récursif, permet de segmenter l'ensemble des nodules solitaires, juxtavasculaires, périphériques, avec des calibres compris entre 2 mm et 20 mm.

Une modélisation des formes 3D et des densités des nodules dans un environnement pulmonaire réel, a été

réalisée afin d'obtenir une base de données synthétiques pour une évaluation objective des performances de segmentation : sensibilité de 98% (resp. 90%) et spécificité de 97% (resp. 85%) pour les nodules solitaires et juxta-vasculaires (resp. sous-pleuraux).

La méthode proposée a été évaluée sur des données cliniques pathologiques par deux experts radiologues, le résultat obtenu démontrant une très bonne précision et robustesse de détection. L'implantation logicielle sur site clinique est actuellement en cours afin de permettre une validation de grande ampleur et de développer à terme un véritable outil de quantification 3D des nodules pulmonaires et de leur suivi, afin d'apprécier objectivement l'efficacité des protocoles thérapeutiques appliqués.

Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier le Docteur Catherine Beigelman-Aubry et le Professeur Philippe Grenier pour leur expertise médicale et leur collaboration dans l'acquisition du corpus d'étude.

Références

- [1] B. Van Ginneken, B.M. Ter Haar Romeny, M.A. Viergever, "Computer-aided diagnosis in chest radiography: a survey", in *IEEE Trans. on Medical Imaging*, **20**(12), pp. 1228-1241, 2001.
- [2] S. G. Armato, M. L. Giger, C. J. Moran, J. T. Blackburn, K. Doi, H. MacMahon, "Computerized detection of pulmonary nodules on CT scans", *Radiographics*, **19**, pp. 1303-1311, 1999.
- [3] C. Croisille, M. Souto, M. Cova, S. Wood, Y. Afe-works, J. E. Kuhlman, E. A. Zerhouni, "Pulmonary nodules: improved detection with vascular segmentation and extraction with spiral CT", *Radiology*, **197**, pp. 397-401, 1995.
- [4] M. Fiebach, C. Wietholt, B. C. Renger, S. G. Armato, K. R. Hoffman, D. Wormanns, S. Diederich, "Automatic detection of pulmonary nodules in low-dose screening thoracic CT examinations", *Proc. Medical Imaging 1999: Image Processing*, **3661**, K. M. Hanson Ed. pp. 1434-1439, 1999.
- [5] K. Kanazawa, Y. Kawata, N. Niki, H. Satoh, H. Ohmatsu, R. Kakinuma, M. Kaneko, N. Moriyama, K. Eguchi, "Computer-aided diagnosis for pulmonary nodules based on helical CT images", *Comput. Med. Imag. Graph.*, **22**(2), pp. 157-167, 1998.
- [6] M.N. Gurcan, B. Sahiner, N. Petrick, H.-P. Chan, E.A. Kazerooni, P.N. Cascade, L. Hadjiiski, "Lung nodule detection on thoracic tomography images: preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system", *Med. Phys.* **29**(11), pp. 2552-2558, 2002.
- [7] N. Xu, N. Ahuja, R. Bansal, "Automated lung nodule segmentation using dynamic programming and EM based classification", *Proc. SPIE*, **4684**, pp. 666-676, 2002.
- [8] M. Penedo, A. Cabello, *et al.*, "Computer-aided diagnosis: A neural network based approach to lung nodule detection", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, **17**(6), pp. 872-880, 1998.
- [9] Y. Lee, T. Hara, H. Fujita, S. Itoh, T. Ishigaki, "Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, **20**(7), pp. 595-604, 2001.
- [10] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, J.G. Goldin, R.D. Suh, J.W. Sayre, D.R. Aberle, "Patient-specific models for lung nodule detection and surveillance in CT images", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, **20**(12), pp. 1242-1250, 2001.
- [11] W. Kostis *et al.*, "Three-dimensional segmentation of solitary pulmonary nodules from helical CT scans", *Proc. of Comp. Asst. Rad. and Surg. (CARS)*, pp. 203-207, 1999.
- [12] D. Yankelevitz *et al.*, "Small pulmonary nodules: Volumetrically determined growth rates based on CT evaluation", *Radiology*, **217**, pp. 251-256, 2000.
- [13] F. Prêteux, "On a distance function approach for gray-level mathematical morphology", dans *Mathematical morphology in image processing*, M. Dekker ed., E. R. Dougherty, 1992.
- [14] G. Matheron, "Filters and Lattices", dans *Image Analysis and Mathematical Morphology*, vol. 2, Academic Press, 1988.
- [15] F. Meyer, P. Maragos, "Nonlinear scale-space representation with morphological levelings", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **11**, pp. 245-265, 2000.
- [16] C. I. Fetita, F. Prêteux: "Modélisation, reconstruction et navigation 3D en imagerie pulmonaire", *Proc. RFIA2002*, **3**, pp. 743-752, 2002.