
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique
Spécialité instrumentation biomédicale

présenté par

Brenkia Abdechafi

Segmentation des tumeurs bronchiques sur les images scanners

Proposé par : Mr Y.Cherfa & Mme A.Cherfa

Année Universitaire 2016-2017

Remerciement

Remerciement



C'est pour moi, un agréable devoir de remercier, au terme de ce travail, tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à sa réalisation.

La première personne que je tiens à remercier est mon promoteur M^r CHERFA Y., pour l'orientation, la confiance, la patience, la disponibilité, les encouragements inlassables ainsi que pour le temps qu'il a bien voulu me consacrer malgré tous ses engagements ; qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené à bon port et voir le jour, qu'il trouve ici un hommage vivant à sa haute personnalité et sa gentillesse.

J'exprime ma reconnaissance à ma Co promotrice M^{me} CHERFA A., qui a beaucoup contribué à l'amélioration de ce travail dans les meilleures conditions par ses précieux conseils, son permanent et sa qualité d'écoute.

Un grand merci à M^r Belkhamza N., d'avoir accepté la présidence du jury de mon travail, qu'il trouve ici mes expressions les plus respectueuses.

J'exprime ma très grande considération, et mon profond respect à M^r Bechar M.E., pour avoir accepté de juger ce modeste travail et l'enrichir par ses propositions.

Je tiens ensuite à remercier mes parents et ma grande sœur pour le soutien inconditionnel dont ils ont fait preuve depuis le début de mes études. Merci pour le soutien financier, moral, psychologique et matériel. Si je suis ici aujourd'hui, c'est grâce à vous!

J'adresse encore mes remerciements à toute l'équipe des doctorants d'imagerie biomédicale de l'université de Blida pour leur sympathie, leurs conseils et leurs aides, ils ont contribué par leur bonne humeur à créer un cadre de travail agréable.

Je remercie mes amis et camarades de promotion Bouacheria M., Boumeshed S., Ouitis S., Oudjer H., et Benkhoucha L., pour les années passées ensemble, dans les meilleurs moments comme dans les pires.

Enfin, je tien également à remercier tous ceux qui m'ont soutenu et participé de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.

Résumé :

Dans ce mémoire de fin d'étude nous avons proposé une méthode de segmentation et d'extraction des tumeurs et nodules bronchiques, sur des images de tomodensitométrie de patients atteint de cancer broncho-pulmonaire, la méthode est basée sur les contours actifs (level set) et la morphologie mathématique.

Mots clefs : level set, morphologie mathématique, cancer broncho-pulmonaire, tomodensitométrie, TDM.

Abstract :

In this final dissertation, we proposed a method of segmentation and extraction of bronchial tumors and nodules, on tomodesitometry images of patients with bronchopulmonary cancer, the method is based on active contours (level set) and mathematical morphology.

Keywords: level set, mathematical morphology, bronchopulmonary cancer, computed tomography, CT.

ملخص

قمنا من خلال هذه المذكرة لنهاية الدراسة باقتراح طريقة تجزئة واستخراج أورام الشعب الهوائية و العقيدات القصبية على صور الأشعة المقطعية للمرضى المصابين بسرطان القصبات وسرطان الرئة، تعتمد الطريقة على المحيطات النشطة (مجموعة المستوى) والمورفولوجيا الرياضية.

الكلمات الرئيسية: مجموعة المستوى، مورفولوجيا الرياضيات، سرطان القصبات الرئوي ، التصوير المقطعي المحوسب، التصوير المقطعي المحوسب .

Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre 1 : Généralités

1.1. Anatomie de l'appareil respiratoire	3
1.1.1. Cage thoracique et voies externes.....	3
1.1.2. Contenu du thorax.....	5
1.2. Pathologie de l'appareil respiratoire	8
1.2.1. Cancer broncho-pulmonaire (bronchique) : généralités.....	9
1.2.2. Classification des différents cancers broncho-pulmonaires.....	9
1.2.3. Facteurs de risque.....	10
1.3. Techniques d'imagerie médicale : scanner à rayons X ou tomodensitomètre.....	11
1.3.1. Généralités sur les rayons X.....	11
1.3.2. Principe.....	12

Chapitre 2 : Etat de l'art

2.1. Segmentation d'images.....	14
2.1.1. Définition de la segmentation.....	14
2.1.2. Différentes approches de segmentation.....	15
2.2. Etat de l'art des méthodes de segmentation des tumeurs bronchique.....	17

Chapitre 3 : Méthodes et outils mathématiques

3.1. Méthodes de segmentation.....	27
3.2. Description de la méthode.....	27
3.2.1. Prétraitement.....	27
3.2.2. Traitement.....	34
3.2.3. Post traitement.....	44

Chapitre 4 : Résultats et discussion

4.1 Equipement et langage utilisés pour l'implémentation.....	45
4.2 Type d'images utilisées.....	46

Table des matières

4.3. Méthode de segmentation.....	46
4.3.1. Approche n°1.....	46
4.3.2. Approche n °2.....	55
4.4. Post-traitement.....	58
Conclusion générale.....	60
Références bibliographiques	62

Table des matières

Liste des figures

Figure 1.1 : Voies respiratoires supérieures.....	4
Figure 1.2 : Os de la cage thoracique.....	4
Figure 1.3 : Structure de la trachée et des branches souches.....	6
Figure 1.4 : Structure du poumon	7
Figure 1.5 : Structure pleurale.....	7
Figure 1.6 : Structure du médiastin	8
Figure 1.7 : Production des rayons x.....	12
Figure 2.1 : Nomenclature des méthodes de segmentation d'image.....	15
Figure 3.1 : Schéma synoptique de la méthode.....	27
Figure 3.2 : Allure des fonctions g_1 (courbe (1)) et g_2 (courbe (2)).....	31
Figure 3.3 : Représentation de la barrière de diffusion.....	31
Figure 3.4 : gradients des huit voisins.....	32
Figure 3.5 : Représentation de la fonction ensembles de niveaux $\Phi(x, y)$, à un instant donné t	36
Figure 3.6 : Illustration d'un cas d'erreur de segmentation.....	38
Figure 3.7 : Illustration de la méthode du Rolling Ball.....	39
Figure 3.8 : Exemples d'éléments structurants.....	40
Figure 3.9 : Exemple simple d'une dilatation.....	41
Figure 3.10 : Exemple simple d'érosion.....	42
Figure 3.11 : Exemple simple d'ouverture.....	43
Figure 3.12 : Exemple simple de fermeture.....	44
Figure 4.1 : Image sélectionnée.....	47
Figure 4.2 : Résultat de l'image normalisée.....	47
Figure 4.3 : Résultat du filtrage	48
Figure 4.4 : Illustration de l'initialisation du contour.....	49
Figure 4.5 : Evolution de la convergence du contour.....	50
Figure 4.6 : Masque résultant de l'application des level set Figure	50
Figure 4.7 : Etapes de calcul du masque des poumons.....	51
Figure 4.8 : Masque final des poumons sans les petits objets.....	52
Figure 4.9 : Résultat final de la segmentation des poumons.....	52
Figure 4.10 : Résultats de l'application du Rolling Ball.....	53
Figure 4.11 : Résultats de la méthode d'extraction.....	54
Figure 4.12 : Superposition de la tumeur sur l'image originale.....	55
Figure 4.13 : Illustration de la méthode de la détection de la région d'intérêt.....	56
Figure 4.14 : Différence entre la région d'intérêt de l'approche n°1 et l'approche n°2.....	57
Figure 4.15 : Illustration des résultats de la coopération Levels set/Morphologie Mathématique.....	58

Introduction générale

Le cancer bronchique est un véritable problème de santé publique. Il représente la cause la plus fréquente de décès par cancer chez les hommes, et la deuxième chez la femme, après le cancer du sein.

Ces dernières années, l'amélioration des techniques d'imagerie médicale a permis une meilleure classification des atteintes néoplasiques, en augmentant, notamment, le nombre de diagnostics de la maladie, à un stade précoce, et donc l'incidence des métastases osseuses. C'est ce qui a permis aussi au médecin une meilleure prise en charge des patients, lors de la chirurgie, pour l'extraction de la tumeur bronchique.

Ceci nous a poussés, dans notre recherche, à proposer un système d'analyse d'images tomodensitométriques de patients, atteints de cancer pulmonaire, qui a pour objectifs, la segmentation, l'extraction des tumeurs et des nodules bronchiques, et les mesures de leurs attributs dans l'espace pulmonaire. Pour faire les opérations précédentes, on s'est basé sur une chaîne d'analyse d'images, avec des outils mathématiques, qui seront définis par la suite dans le document. Notre première motivation pour ce travail, est d'apporter une aide au diagnostic médical, et également une vérité terrain, sur la forme de la tumeur, dans le cas d'un geste chirurgical.

Pour ce faire, le document que nous présentons est organisé de la façon suivante :

Dans le 1^{er} chapitre nous avons fait une introduction sur l'anatomie du système respiratoire, ainsi que les pathologies sur lesquelles porte notre étude. Nous avons ensuite expliqué la modalité d'imagerie, sur laquelle nous avons travaillé, et qui est la tomodensitométrie.

Le 2^{ème} chapitre a été consacré à l'étude bibliographique des différentes approches utilisées en segmentation (contours, région, classification...etc.), afin de pouvoir choisir la meilleure approche qui réponde le mieux à notre travail. Nous avons également fait un état de l'art sur les méthodes d'extraction des tumeurs et nodules bronchiques, pour faire le meilleur choix possible de la méthode que nous allons utiliser.

Introduction générale

Dans le 3^{ème} chapitre, nous avons fait la description des différentes étapes de notre approche, à savoir, le prétraitement, le traitement et le post traitement, de même, nous avons défini les outils mathématiques utilisés dans l'étape de segmentation.

Enfin le 4^{ème} chapitre a été essentiellement consacré à la présentation et l'interprétation des différents résultats obtenus à l'issue de chaque étape de notre programme.

Dans ce chapitre, nous allons donner quelques notions sur l'anatomie de l'appareil respiratoire, et nous introduisons les différentes modalités d'imagerie permettant d'observer ses différents composants, et éventuellement diagnostiquer, ou suivre l'évolution d'une pathologie pulmonaire. Enfin, nous décrivons le type de la modalité d'imagerie médicale sur laquelle est basé notre travail (TDM), et nous présentons donc le phénomène physique sur lequel est basée cette technique d'imagerie médicale.

1.1. Anatomie de l'appareil respiratoire

L'appareil respiratoire est composé des voies respiratoires supérieures et inférieures (figure 1.1).

1.1.1. Cage thoracique et voies externes

a. Nez

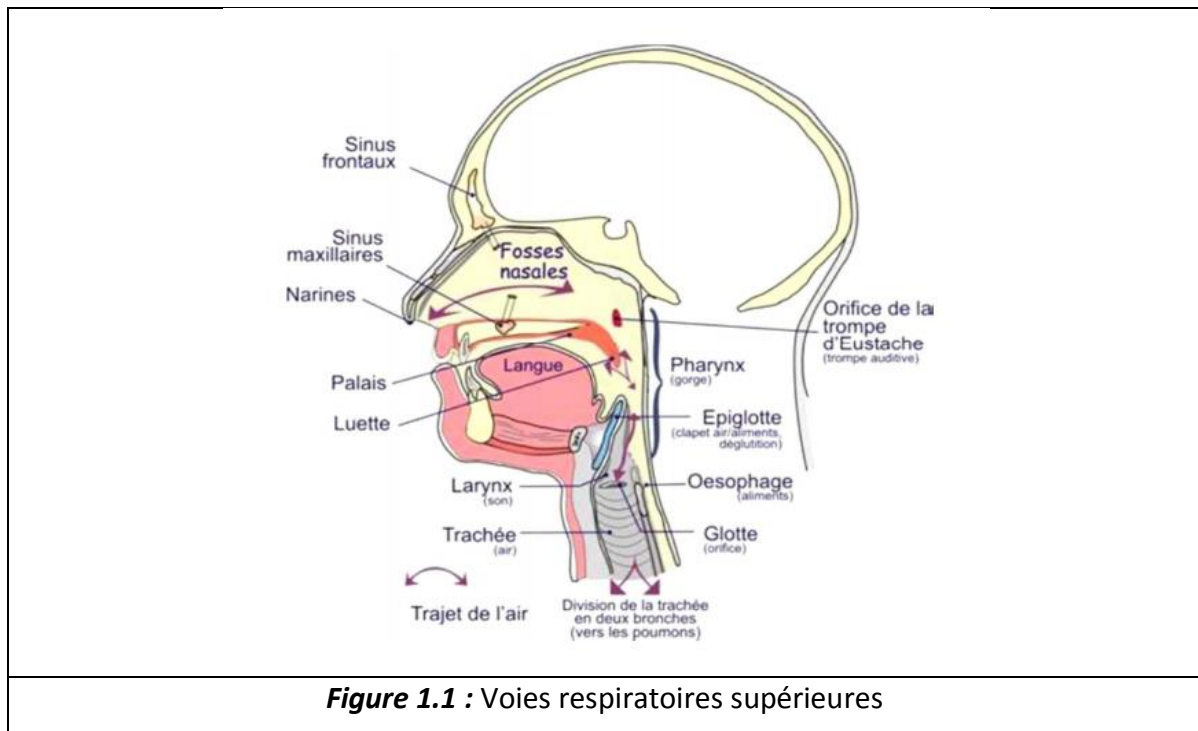
Il comprend une partie externe, faite d'os et de cartilage hyalin, recouverte de muscle et de peau, et d'une partie interne, où se trouvent deux ouvertures (les narines). L'intérieure des parties internes et externes est constitué des deux cavités nasales (fosses nasales) [1].

b. Pharynx

C'est le carrefour aérodigestif, formé par une cavité conique aplatie d'avant en arrière, divisée en deux parties par le voile du palais [1].

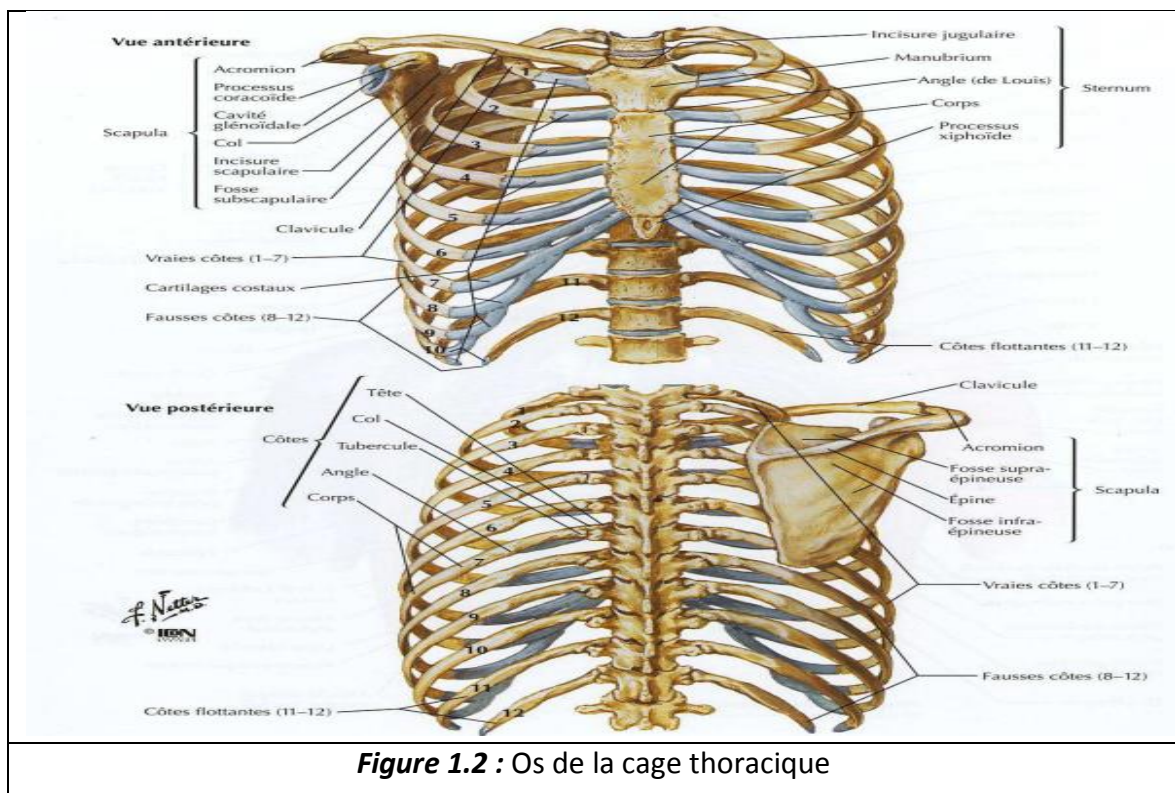
c. Larynx

Il est situé en avant de l'œsophage, et contient l'épiglotte qui est une sorte de valve empêchant la pénétration des aliments dans la trachée. Il est constitué essentiellement par un squelette cartilagineux complexe, et est tapissé par une muqueuse respiratoire [1].



d. Squelette

C'est une cage semi-rigide, destinée à contenir et à protéger l'appareil respiratoire, le cœur et les gros vaisseaux, ainsi que la majeure partie de l'œsophage. Il est formé par les vertèbres, les côtes et le sternum (figure 1.2) [2].



Chapitre 01 : Généralités

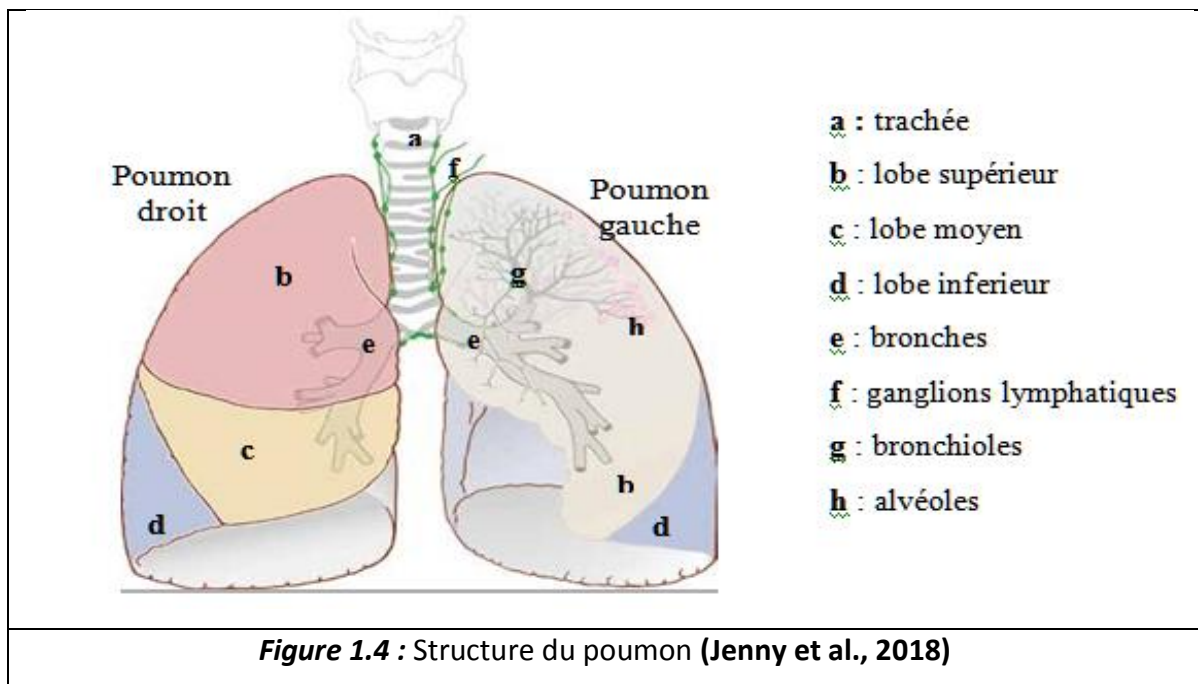
Figure 1.3 : Structure de la trachée et des branches souches

b. Bronches

Elles sont composées d'arceaux cartilagineux incomplets, reliés par un muscle lisse postérieur.

c. Poumons

Le poumon droit, plus gros, est séparé en trois lobes ; supérieur, moyen et inférieur, divisés à leur tour en segments pulmonaires. Le poumon gauche, plus petit, est situé du côté du cœur, et est séparé, lui, par deux lobes, supérieur et inférieur, divisés eux aussi en segments pulmonaires. Les poumons sont traversés par des vaisseaux sanguins et lymphatiques. La respiration circule à travers la trachée dans les bronches principales, droite et gauche, pour continuer dans les bronchioles, avant d'arriver dans les alvéoles. C'est là que se produisent les échanges gazeux, à savoir l'absorption d'oxygène dans le corps, et le rejet du gaz carbonique, à l'extérieur du corps. La trachée, les bronches et les alvéoles pulmonaires présentent une structure en forme d'arbre, avec un tronc, qui se ramifie en branches, toujours plus petites (figure 1.4) [3].

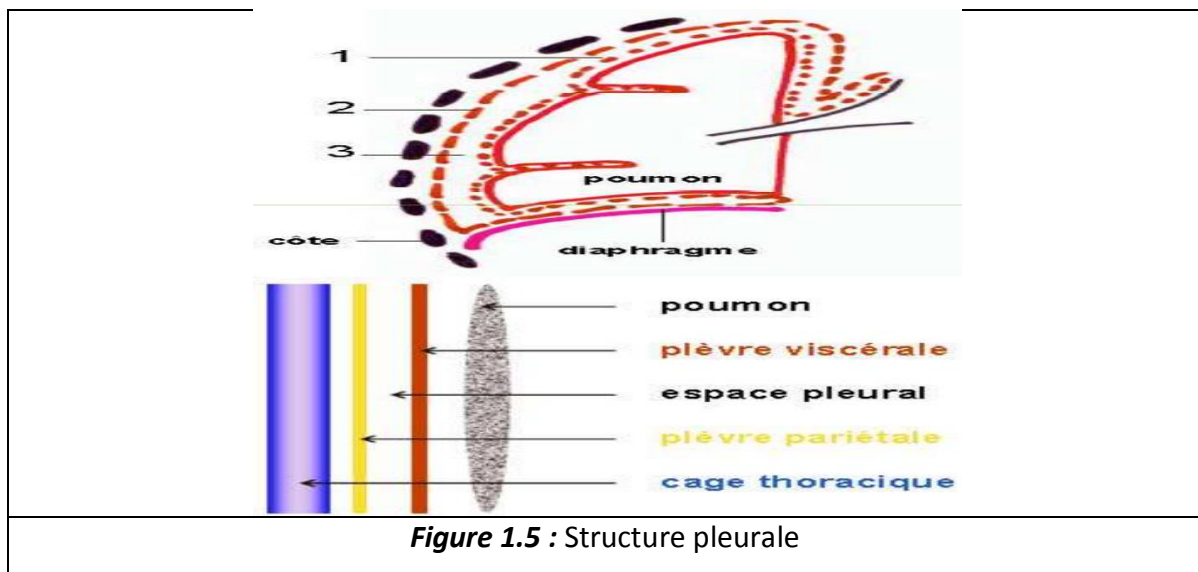


d. Plèvres

Chapitre 01 : Généralités

Les deux poumons sont enveloppés chacun d'une membrane séreuse, la plèvre. Les deux plèvres, la droite et la gauche, sont indépendantes l'une de l'autre, et entrent en contact en avant. Elles sont constituées de deux feuillets (figure 1.5) :

- le feuillet viscéral, qui tapisse le poumon, dont il ne peut être dissocié, lui donnant son aspect lisse et brillant ;
- le feuillet pariétal, qui tapisse la face interne de la cavité thoracique, y compris le diaphragme.



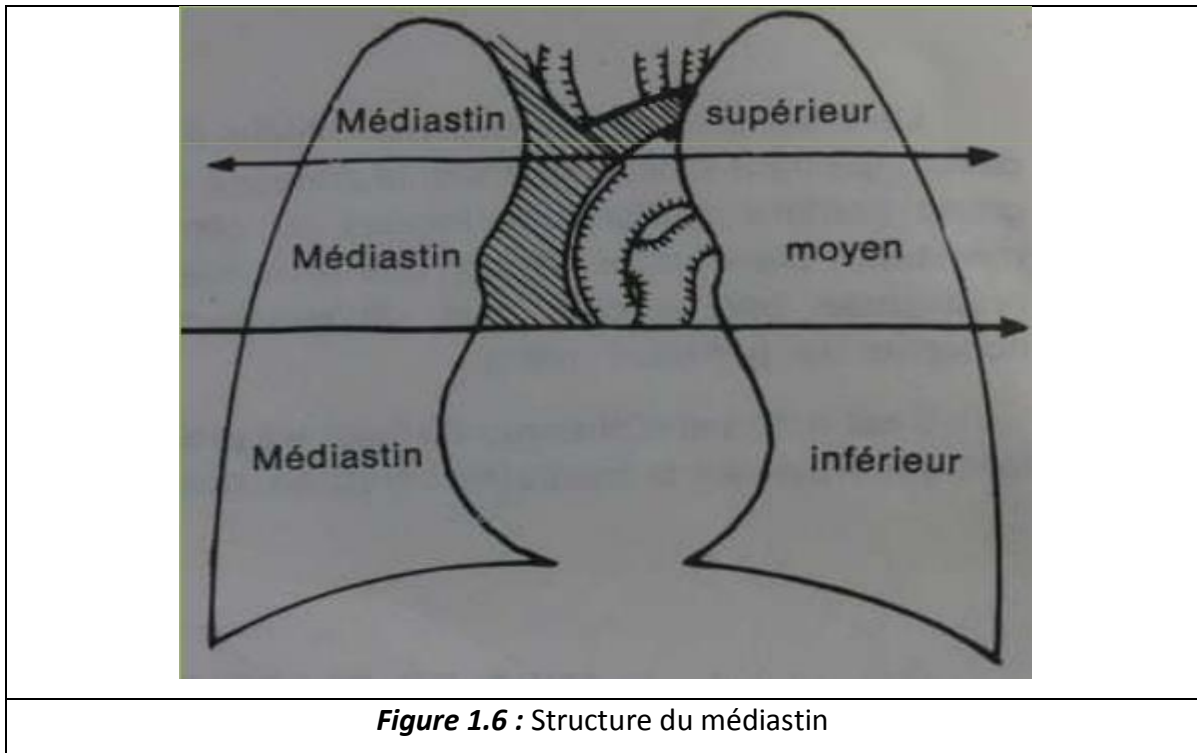
e. Vaisseaux et nerfs

Le poumon bénéficie d'une double circulation sanguine :

- Fonctionnelle, assurée par les artères et les veines pulmonaires ;
- Nourricière, assurée par les artères et les veines bronchiques.

f. Médiastin

Le médiastin est la partie du thorax, située entre les deux régions pleuropulmonaires. C'est donc un espace limité dans les trois dimensions, et qui contient de nombreux organes, entourés d'un tissu conjonctif lâche et adipeux. Ces organes contractent entre eux des rapports étroits et assez constants. Le médiastin est divisé d'avant en arrière en, médiastin supérieur, médiastin moyen et médiastin inférieur (figure 1.6) [4].



1.2. Pathologies de l'appareil respiratoire

Ils existent plusieurs pathologies qui touchent l'appareil respiratoire, dont le cancer broncho-pulmonaire, qui est l'une des pathologies les plus graves.

1.2.1. Cancer broncho-pulmonaire (bronchique) : Généralités

Le cancer broncho-pulmonaire est le cancer le plus fréquent dans le monde, en termes d'incidence et de mortalité. En 2012, son incidence mondiale était estimée à 1,82 millions, représentant 11,5 % de l'ensemble des nouveaux cas de cancers, avec une mortalité de 1,59 millions, soit 19,4% du total des décès par cancer. En Algérie, ses taux d'incidence sont en augmentation constante chez les deux sexes.

Le cancer broncho-pulmonaire se développe à partir de cellules, situées dans le poumon, et qui se sont multipliées de manière anormale, pour former une masse ou une tumeur [5].

1.2.2. Classification des différents cancers broncho-pulmonaires

Il existe deux grands types de cancers du poumon (aussi appelés cancers bronchiques) :

Chapitre 01 : Généralités

- Les cancers bronchiques « à petites cellules » (**CBPC**), qui représentent environ 15 % des cancers diagnostiqués ;
- Les cancers bronchiques « non à petites cellules » (**CBNPC**), qui représentent la grande majorité des cancers du poumon diagnostiqués (environ 85 %).

Ces deux catégories de cancers diffèrent par le type de cellules bronchiques atteintes. Ces dernières ne présentent pas la même évolution au fil du temps, et ne peuvent pas être traitées par un même protocole. D'aspect différent au microscope, d'où le nom de cancer « à petites cellules » ou « non à petites cellules », chaque type présente une évolution, au cours de la maladie, et une sensibilité aux traitements, bien distinctes [6].

a. Cancer bronchique à petites cellules (CBPC)

C'est une tumeur très agressive, avec une évolution métastatique précoce, qui survient dans plus de 90 % des cas chez des fumeurs ou ex fumeurs ; le risque augmente avec la durée et l'intensité du tabagisme. Malgré les taux de réponse élevés au traitement initial, la majorité des patients récidivent, avec une sensibilité diminuée à la chimiothérapie. Le pronostic reste médiocre : survie médiane de 9 à 11 mois, pour les formes métastatiques (les plus fréquentes). Ces dernières années, les standards de traitement ont peu évolué, et le pronostic reste péjoratif. Pour la 1ère fois depuis longtemps, apparaissent des traitements prometteurs : les traitements ciblés et les immunothérapies [7].

b. Cancer bronchique non à petites cellules (CBNPC)

Le cancer du poumon, non à petites cellules (**CBNPC**), est un type de cancer du poumon, qui se différencie du cancer du poumon à petites cellules (**CBPC**), par la manière dont les cellules tumorales apparaissent au microscope. Les trois principaux types de cancers du poumon non à petites cellules sont les carcinomes épidermoïdes, les adénocarcinomes et les carcinomes du poumon à grandes cellules (carcinomes indifférenciés). Le diagnostic de ces cancers repose sur les mêmes principes, toutefois, le traitement peut différer selon leur type [8].

1.2.3. Facteurs de risque

Il existe plusieurs facteurs de risque, dont on peut citer :

- **Tabagisme actif** : Sujet fumeur ou ex fumeur de cigarettes ou de "Chicha";
- **Tabagisme passif** : Résulte de l'inhalation du courant latéral gazeux, plus concentré en toxiques que le courant primaire, à rechercher systématiquement, surtout chez la femme ;
- **Sujet fumeur de Cannabis** : Le rôle du cannabis dans la survenue d'un cancer bronchique a été confirmé. Il est indispensable d'inclure la recherche de la consommation de cannabis dans l'interrogatoire des patients ;
- **Sujets exposés à des cancérogènes** : L'amiante (multiplié par 53 fois chez le fumeur), silice, chrome, Fer, hydrocarbure, arsenic, diesel... ;
- **Autres facteurs de risques** : Pollution domestique : cuisine au feu de bois chez la femme, habitat avec toit en Tervit, pollution atmosphérique d'origine industrielle, et véhicules de transports ;
- **Facteurs alimentaires et endocriniens** : Alimentation sans fruits et légumes, obésité ;
- **Facteurs pulmonaires locaux** : Séquelles de tuberculose, fibrose interstitielle diffuse... ;
- **Facteurs génétiques** : Cancers familiaux [9].

1.3. Techniques d'imagerie médicale : Scanner à rayons X ou tomодensitomètre

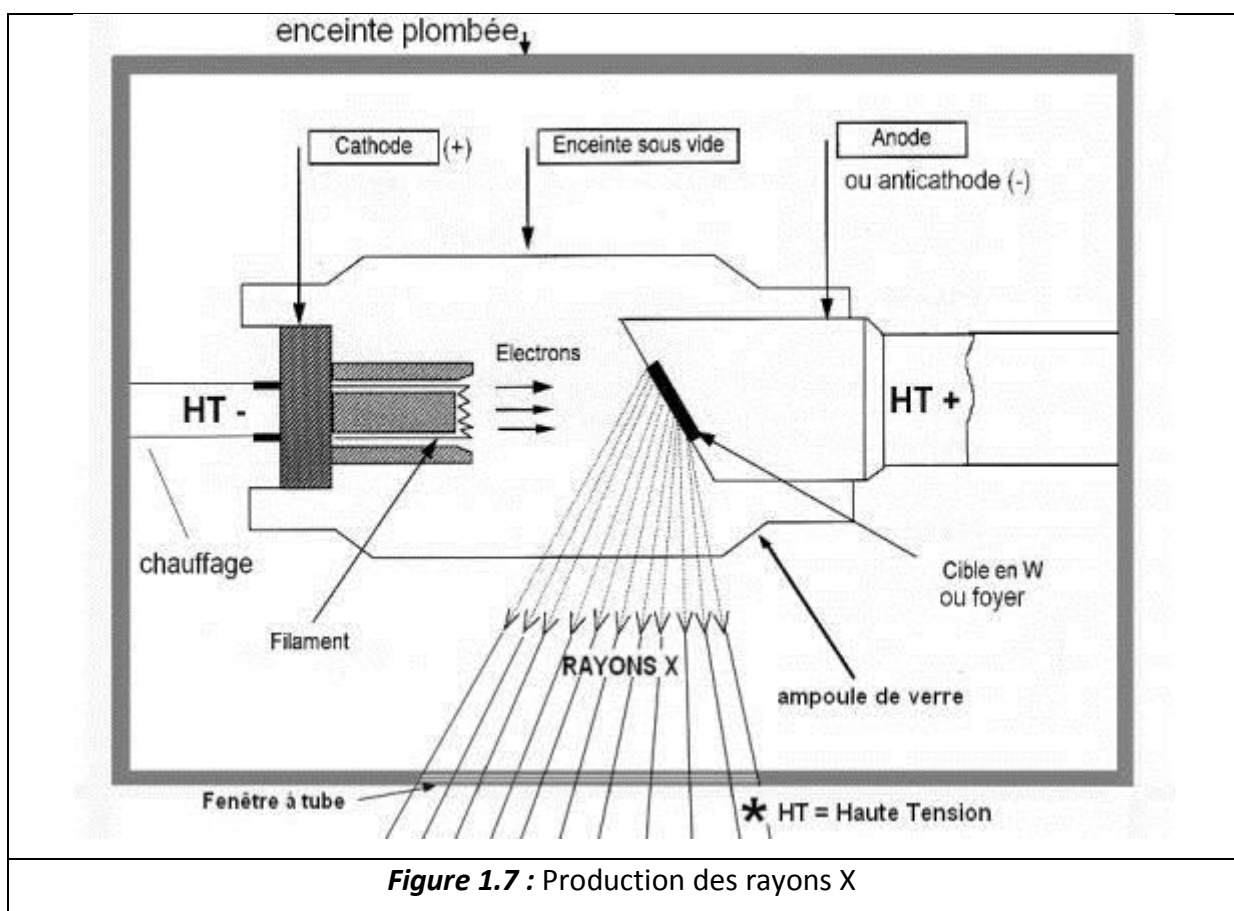
La tomодensitométrie est la modalité d'imagerie médicale la plus utilisée dans le diagnostic du cancer broncho-pulmonaire.

1.3.1. Généralités sur les rayons X

Dans le cas des techniques d'imagerie et de médecine nucléaire, une source externe génère des photons, sous forme de rayons X. Lorsqu'ils pénètrent dans le corps, ces rayons sont absorbés ou diffusés (changent de trajectoire par rapport au faisceau incident), selon les éléments qu'ils traversent. Le faisceau qui émerge du corps du patient est donc atténué, ou moins intense, ayant perdu des photons par diffusion ou absorption, lors du passage, à travers la région visée. C'est lorsque ce faisceau atténué atteint un détecteur, que l'image est générée [10].

Chapitre 01 : Généralités

Dans un système d'imagerie clinique, le faisceau de rayons X est produit par un tube à rayons X. À l'intérieur du tube, un faisceau d'électrons est généré, en soumettant le filament à une émission thermo-ionique. La différence de potentiel du tube entraîne une accélération des électrons du faisceau vers l'anode. Lorsque les électrons atteignent l'anode, leur énergie cinétique est convertie, en chaleur, et en photons de rayonnement X (figure 1.7) [11]. Le spectre de rayons X continu, produit par un faisceau d'électrons, porte le nom de rayonnement de freinage. Si la tension dans le tube est suffisante, les électrons incidents peuvent éjecter des électrons des atomes de la cible. Les électrons des couches supérieures remplissent alors le vide créé, ce qui entraîne l'émission des rayons X.



1.3.2. Principe

L'appareil de tomodensitométrie est constitué d'un anneau, qui contient un tube à rayons X, ainsi qu'un ensemble de détecteurs. Avec la tomodensitométrie axiale, c'est le faisceau de rayons X qui tourne autour du patient, alors que le patient doit rester allongé, immobile sur la table.

Chapitre 01 : Généralités

Les détecteurs à rayons X constituent l'équivalent du film radiologique ; ce sont eux qui recueillent les caractéristiques du faisceau de rayons X, qui a traversé le corps du patient. Ces informations sont analysées par un ordinateur, et permettent de créer des images, correspondant à des tranches successives de la région étudiée. Ces tranches successives s'appellent coupes axiales ou transverses. C'est le mouvement lent, de la table à travers l'anneau, qui permet l'acquisition des coupes axiales de toute une région. Avec l'appareil de tomодensitométrie, les organes peuvent être étudiés individuellement. De plus, grâce aux données stockées dans l'ordinateur, on peut reconstruire des images dans un autre plan (sagittal ou coronal), et manipuler les données, pour obtenir une vision différente d'un même organe. On appelle la première image, fenêtre « osseuse », et la seconde, fenêtre « tissus mous ». Lors d'une tomодensitométrie, l'information est tirée des différences d'absorption du rayonnement X, entre le tissu sain et le tissu pathologique. Plus la différence d'absorption est importante, plus la lésion est facilement détectable. A l'inverse, si le tissu pathologique a des propriétés radiologiques voisines du tissu sain, il peut être difficilement identifiable [12].

Discussion

Dans ce premier chapitre nous avons introduit les différentes notions d'anatomie de l'appareil respiratoire, et nous avons défini la tomодensitométrie qui est une modalité d'imagerie médicale très utilisée dans le diagnostic des pathologies respiratoires, à savoir dans notre cas le cancer broncho-pulmonaire.

L'analyse d'image est un domaine très vaste, qui apporte une aide significative dans l'interprétation des images médicales. Pour notre étude, qui consiste en l'extraction et la caractérisation des tumeurs bronchiques, la segmentation est une étape importante de notre travail, ce qui nous a amené à faire un état de l'art des différentes méthodes utilisées, pour l'élaboration d'un système d'aide au diagnostic du cancer bronchique.

2.1. Segmentation d'images

2.1.1. Définition de la segmentation

La segmentation partitionne l'image, dans l'espace où elle est définie, en zones homogènes, au regard d'un critère que l'on s'est donné. Formellement, la segmentation d'une image, de support E , peut-être définie comme étant la recherche d'une partition de E , en sous ensembles $E_i, i = 1, \dots, n$, vérifiant :

- $E = \bigcup_{i=1}^n E_i$;
- E_i connexe $\forall i, i = 1, \dots, n$;
- $P(E_i)$ vrai $\forall i, i = 1, \dots, n$, où p est un prédicat d'uniformité défini préalablement ;
- $p(E_i \cup E_j)$ faux, $\forall (i, j)$ tels que $i \neq j$.

Actuellement, le problème réside dans le choix de la méthode de segmentation. Il est primordial d'opter pour l'algorithme approprié au type d'image, et à ses caractéristiques intrinsèques, car il n'existe pas de méthode spécifique à un type d'image. L'appréciation du spécialiste (agronome, météorologue, médecin, ...) reste le moyen par excellence de décision [13]. Le choix d'une technique est lié :

a. A la nature de l'image :

- Éclairage non homogène, reflets ;
- Présence de bruit, de zones texturées ;
- Contours flous, en partie occultés.

b. Aux opérations situées en aval de la segmentation :

- Localisation, mesure, calcul 3D ;
- Reconnaissance de formes, interprétations ;
- Diagnostic, contrôle de qualité.

c. Aux primitives à extraire :

- Contours, segments, angles ;

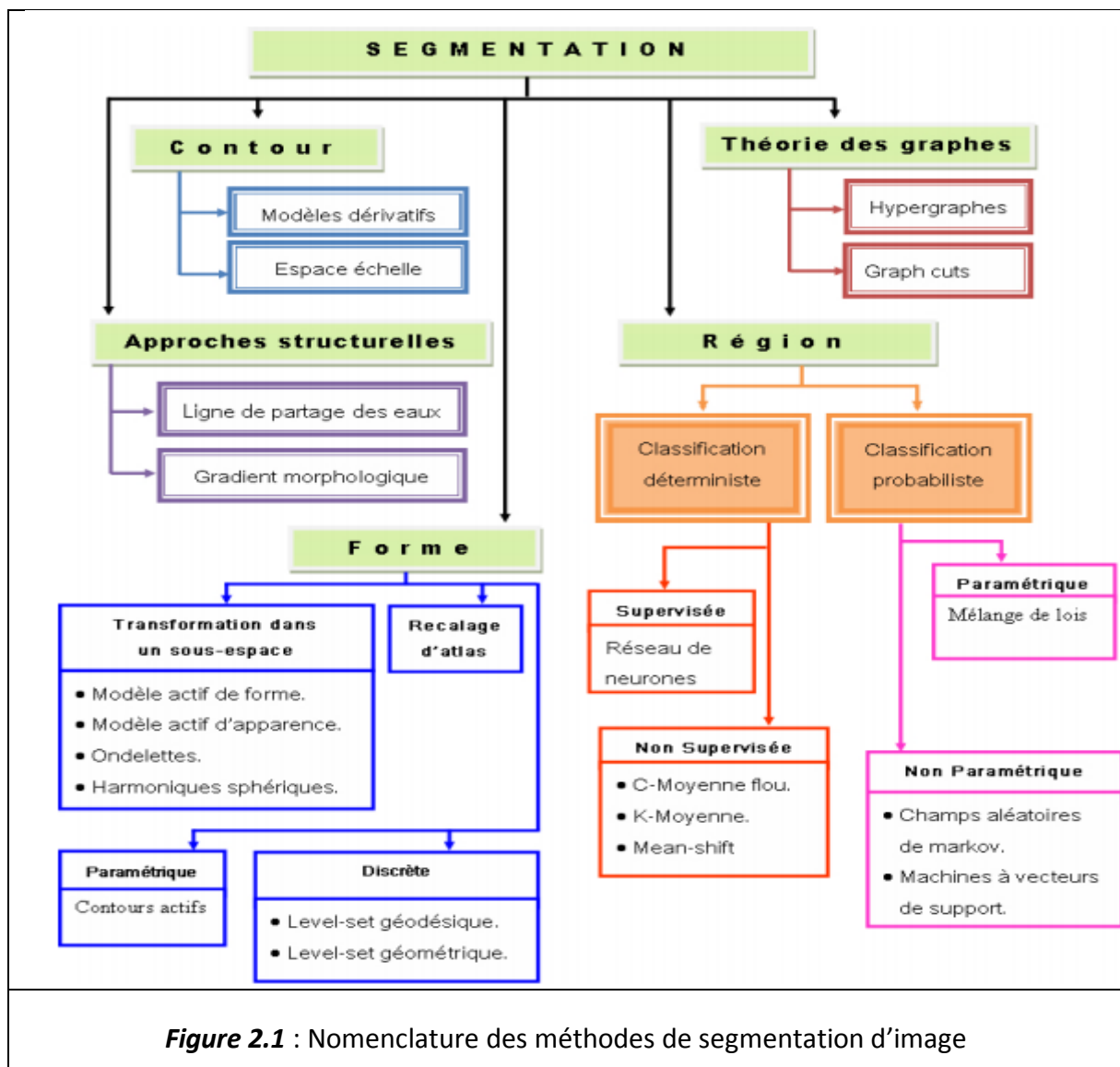
- Régions, formes, textures ;
- Zones et scènes complexes.

d. Aux contraintes d'exploitation :

- Complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel ;
- Taille de la mémoire disponible en machine.

2.1.2. Différentes approches de segmentation

Dans la (figure 2.1) qui suit nous représentons les différentes approches connues de la segmentation d'images [14] et [15].



a. Contour

Cette approche considère que les primitives à extraire sont les lignes de contraste, qui séparent les régions relativement homogènes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition, et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

b. Région

La segmentation par l'approche région partitionne l'image en zones d'intérêts, correspondant à des objets de la scène. Elle utilise des techniques d'identification, et de localisation d'entités connexes de pixels. La classification est une discipline qui a boosté le traitement d'image, puisqu'elle s'est retrouvée comme un de ses champs d'application. Les pixels de l'image sont séparés en plusieurs classes, où chacune représentera une région.

c. Approches Structurelles

Elle se base sur la notion de la morphologie mathématique. On peut citer plusieurs algorithmes (gradient morphologique, ligne partage des eaux...).

d. Forme

Cette catégorie d'approches a tendance à privilégier la recherche d'une région, qui dérive d'une forme particulière. On cite les méthodes les plus essentielles qui sont :

- Recalage d'atlas ;
- Transformation dans un sous-espace ;
- Modèle actif de forme ;
- Modèle actif d'apparence ;
- Forme paramétrique ;
- Contours actifs (snakes) ;
- Forme discrète.

e. Théorie des Graphes

L'image peut être vue comme un graphe $G = (V, E)$, où les pixels représentent les nœuds du graphe, leur similarité (affinité, adjacence, ressemblance) conditionne les poids w des arcs

du graphe. Segmenter une image hiérarchiquement, revient donc à partitionner récursivement le graphe correspondant.

2.2. Etat de l'art des méthodes de segmentation des tumeurs bronchiques

Pour fixer notre méthode pour la segmentation et l'extraction des tumeurs broncho-pulmonaire, on c'est basé sur des articles et des thèses de 1997 à 2017.

✚ **M S. Brown et al (1997, 2000) [16],[17]** : Les auteurs ont appliqué des opérations de lissage morphologique et de croissance de régions en 3D. Mais, un modèle anatomique avec un réseau sémantique, à base de trames, a également été utilisé. Le modèle anatomique a modélisé la paroi thoracique, le médiastin, l'arbre trachéobronchique central et les poumons gauche et droit, en termes de seuil d'atténuation, de forme, de contiguïté, de volume et de position relative, pour permettre l'incorporation de variations anatomiques.

✚ **S. Hu et al (2001) [18]** : Ils ont proposé une technique de seuillage optimale, pour trouver les principales régions du poumon, suivie d'une analyse des composantes connexes, pour séparer les poumons des autres régions, contenues dans la région pulmonaire. Les deux plus grosses composantes, non connectées au bord de l'image, ont été conservés. La trachée et les bronches principales ont été détectées, en recherchant une région circulaire, dans la partie supérieure des premières coupes scanographiques, puis, en appliquant une dilatation en espace clos, avec un noyau à rayon unitaire (équivalent à la croissance d'une région à base de coupes), puis retirées de la région pulmonaire initialement sélectionnée. L'analyse topologique a permis de combler des trous dans les régions pulmonaires, principalement en raison de la vascularisation. Dans le cas où un composant connecté est trouvé pour les poumons, une programmation dynamique est appliquée, coup par coup, pour séparer les poumons, des jonctions, antérieure et postérieure. Le résultat est lissé le long du médiastin par des opérations morphologiques.

- ✚ **M N. Gurcan et al (2002) [19]** : Ils ont développé un système d'aide au diagnostic, assisté par ordinateur « CAD système », de détection des nodules pulmonaires, sur la tomodensitométrie hélicoïdale thoracique. Dans la première étape de ce système, les régions pulmonaires sont identifiées par une technique de classification k-means. Chaque tranche de poumon est classée comme appartenant à la partie supérieure, moyenne ou inférieure du volume pulmonaire. Au sein de chaque région pulmonaire, les structures sont à nouveau segmentées, en utilisant une classification, pondérée en k-means. Ces structures peuvent inclure de vrais nodules pulmonaires, et des structures normales, composées principalement de vaisseaux sanguins. Des règles de classification ont été conçus, pour distinguer les nodules, et les structures normales, à l'aide de fonctions 2D et 3D. Après la classification, une analyse linéaire discriminante « LDA » est utilisée pour réduire davantage le nombre de faux positifs.
- ✚ **I. Sluimer et al (2005) [20]** : Ils ont utilisé une segmentation, basée sur un atlas de poumons, extrêmement pathologiques. Un atlas probabiliste a été créé, en enregistrant 15 tomodensitogrammes thoraciques, contenant des poumons, sans anomalies, sur un atlas de référence, et en faisant la moyenne des résultats. La segmentation d'un nouveau cas a été initialisée, en enregistrant élastiquement l'atlas probabiliste au scanner, et en transformant les marqueurs pulmonaires. La segmentation résultante a été affinée, en appliquant une classification de voxels, formée à partir des données de l'analyse elle-même, autour du bord des poumons.
- ✚ **S. Ukil et Reinhardt (2005) [21]** : Ils ont amélioré la méthode proposée par [18], en introduisant un lissage au niveau de la zone médiastinale, basé sur l'arborescence des voies respiratoires, afin de garantir la cohérence entre les segmentations de différents sujets, et intra-sujets dans le temps.
- ✚ **X. Sun et al (2006) [22]** : Ils présentent une méthode 3D, pour la segmentation des poumons, à partir d'images tomodensitométriques, en coupes épaisses. Tout d'abord, un prétraitement est appliqué, dans lequel le rapport signal sur bruit est amélioré, en

appliquant un filtre anisotrope, suivi d'une méthode d'interpolation, basée sur la transformation en ondelettes, pour construire des données de volume 3D. Dans ces données de volume 3D, les poumons sont obtenus par croissance de région, en utilisant la valeur des niveaux de gris, l'homogénéité et l'amplitude du gradient. Les cavités à l'intérieur de la région pulmonaire résultante sont comblées par fermeture morphologique.

✚ **J .Puet al (2008) [23]** : Ils ont développé une méthode de segmentation du poumon, visant à inclure les nodules juxta-pleuraux, dans la segmentation du poumon, car ceux-ci ne sont souvent pas inclus dans les segmentations conventionnelles, à base de seuil. La méthode commence par une segmentation pulmonaire, basée sur un seuil, consistant en un lissage, un seuillage à -500 UH, et une inondation, coupe par coupe, des régions non pulmonaires. Le contour pulmonaire de cette segmentation initiale est suivi dans chaque coupe axiale, et une marche adaptative est appliquée, pour inclure les nodules, tout en minimisant la sursegmentation dans les structures adjacentes.

✚ **M N. Prasad et al (2008) [24]** : Ils ont mis au point une méthode de segmentation pulmonaire, dans les cas de maladie pulmonaire diffuse, afin de surmonter l'exclusion erronée des régions pathologiques de la segmentation. La méthode proposée est une approche conventionnelle, basée sur le seuillage, dans laquelle le seuil a été adapté pour chaque patient. Pour adapter le seuil, la courbure des côtes a été automatiquement détectée, et le seuil utilisé est adapté, jusqu'à ce que la courbure du poumon, le long de la limite des côtes, soit similaire à la courbure des côtes. Un inconvénient évident de cette méthode est que, tout en adaptant le seuil de manière optimale près des côtes, elle peut conduire à une sursegmentation du médiastin.

✚ **P. Korfiatis et al (2008) [25]** : Ils ont utilisé la classification de la texture, pour la segmentation des poumons, atteints de pneumonie interstitielle, en coupes 2D de tomodensitogrammes thoraciques 3D. La méthode est initialisée avec une classification k-moyennes, sur la base de la densité, à partir de laquelle la classe, avec la densité moyenne la plus basse, a été prise comme les poumons. Cette segmentation initiale n'inclut pas les zones d'anomalies denses. Pour inclure les zones possibles, qui devraient

figurer dans la segmentation pulmonaire, une approche itérative a été utilisée, consistant à classer les pixels, autour de la frontière de la segmentation initiale, par une méthode de support vector machine (SVM), utilisant des fonctions statistiques de niveau de gris, et de coefficients d'ondelettes.

✚ **E M. Van Rikxoort et al (2009) [26]** : Ils proposent une approche de segmentation hybride du poumon. L'approche repose sur le fait que les méthodes de segmentation pulmonaire, basées sur des seuils, donnent de bons résultats, dans un grand nombre de cas, et sont rapides, mais échouent souvent, lors de balayages, où des anomalies denses sont présentes. Les méthodes spécialisées fonctionnent généralement mieux, mais prennent trop de temps, pour être appliquées à tous les examens, en pratique clinique. La méthode commence par appliquer une segmentation du poumon, basée sur la croissance de région, similaire à celle de [18]. Les erreurs de segmentation sont détectées automatiquement, en fonction de l'écart statistique, à partir d'une série de mesures de volume et de forme. Pour analyser les échecs, un algorithme multi-atlas, utilisant un enregistrement non rigide, a été appliqué.

✚ **J. Wang et al (2009) [27]** : Ils proposent une méthode de segmentation des poumons, atteints de pneumopathie interstitielle, modérée à sévère. Ils commencent par éliminer les voies respiratoires, et par estimer une segmentation initiale du poumon, à l'aide de techniques de seuillage. Cette segmentation pulmonaire initiale, ne comprendra pas les régions des poumons, touchées par une pneumopathie interstitielle, car leur densité est différente de celle du parenchyme pulmonaire normal. Pour identifier les régions pulmonaires anormales, les caractéristiques de texture ont été obtenues, à partir de la matrice de cooccurrence. Les régions anormales, identifiées à l'aide de l'analyse de texture, ont été ajoutées à la segmentation pulmonaire initiale. Un remplissage de trous 2D a été appliqué, pour lisser la segmentation finale du poumon.

✚ **S. Shanhin et al (2010) [28]** : Ils proposent une nouvelle approche pour la segmentation des deux poumons. Elle consiste, en premier lieu, à faire une segmentation séparée des contours externes de chaque poumon, avec (RASM), ensuite, en second lieu, à appliquer

l'algorithme de « optimal surface finding approche », pour réaffiner le résultat de la segmentation initiale.

✚ **M. Sofka et al (2011) [29]** : Ils proposent une méthode, qui se base, sur la connaissance à priori, d'autres structures visibles dans le scanner thoracique (thorax, carène trachéale), dans le cadre d'une approche d'apprentissage, en plusieurs étapes, qui commence par identifier la carène trachéale dans la trachée. La carène trachéale a été utilisée dans un réseau de détection hiérarchique, pour prédire les paramètres de pose des poumons, droit et gauche, suivie de la détection d'un ensemble de points de repère, proches des poumons, principalement sur les côtes et la colonne vertébrale. Un modèle de forme a été initialisé, à l'aide de ces repères, et a été affiné à l'aide d'un raffinement de forme libre.

✚ **J. Award et al (2012) [30]** : Les auteurs ont mis au point un algorithme automatisé de segmentation des tumeurs bronchiques, pour l'analyse d'images volumétriques CT thoraciques, à l'aide d'un algorithme de multi seuillage d'Otsu, à contraintes de forme (SCOMT), et d'algorithmes de surface active, à champ épars (SFAS). L'observateur est tenu de sélectionner le centre tumoral, et l'algorithme SCOMT crée ensuite une surface initiale, déformée à l'aide du niveau défini SFAS, afin de minimiser l'énergie totale, constituée par, la séparation moyenne, le bord, le volume partiel, le roulement, la répartition, le fond, la forme, régularité, et les énergies de courbure.

✚ **S. Sun et al (2012) [31]** : Ils ont mis au point une méthode de segmentation pulmonaire, visant à inclure les grosses tumeurs, généralement omises dans les schémas de segmentation pulmonaire à seuillage. Un modèle de forme des poumons normaux a été créé à l'aide de 41 balayages d'images des poumons segmentés. Pour initialiser le modèle de forme dans un nouveau balayage, des nervures automatiquement détectés ont été utilisés. Une approche d'adaptation solide est appliquée pour générer une segmentation, à partir du modèle de la forme initiale. Les détails fins, à la frontière de segmentation non capturée par le modèle de forme, ont été récupérés à l'aide de graphe cut.

✚ **M. Keshani et al (2013) [32]** : Ils proposent une méthode, appliquée sur des images tomographiques 3D (CT Scan), qui permette la détection des poumons, ainsi que la détection et la localisation des nodules. Pour cela, ils utilisent plusieurs outils. La région du poumon est segmentée par modélisation du contour actif, suivie de quelques techniques de masquage, pour isoler les nodules. Ensuite, les nodules sont détectés par le classifieur SVM, à l'aide de fonctions stochastiques 2D et 3D efficaces. Les contours des nodules détectés sont ensuite extraits, par un model de contour actif. L'utilisation de cet outil contribue à deux réalisations importantes : premièrement, tous les nodules, en particulier les cavités, sont segmentées avec précision, et deuxièmement, quelques minuscules bronchioles, restant dans l'étape de détection, sont supprimées, ce qui entraîne une réduction du nombre de faux positifs. En évaluant les résultats de la méthode proposée, utilisant des images cliniques de tomodensitométrie, et deux groupes d'ensembles de données publiques provenant du « Lung Image Database Consortium (LIDC) » et de « ANODE09 », ils sont arrivés à dire que les performances sont comparables avec les autres méthodes dans le domaine, avec un taux de détection de 89%, et un nombre meilleur de faux positif qui est égal à 7.3 % par scan.

✚ **Y. Tan et all (2013) [33]** : L'algorithme combine de manière unique, entre la technique de ligne de partage des eaux, contrôlée par des marqueurs, une technique de contours actifs géométriques, ainsi que le champ aléatoire de Markov (MRF). L'utilisateur de l'algorithme sélectionne manuellement une région d'intérêt, englobant la lésion sur une seule coupe, puis la méthode par l'algorithme de ligne de partage des eaux génère une surface initiale de la lésion en trois dimensions, qui est affinée par les contours actifs géométriques. La MRF améliore la segmentation entre les opacités du verre dépoli, et les lésions partiellement solides.

✚ **Q. Wang et al (2013) [34]** Dans ce travail, la matrice SVM 3D a été reformulée, en tant que problème de classification binaire. Cinq systèmes de CAD (computer aided diagnosis) pulmonaire ont été étudiés. Les auteurs ont constaté que la matrice SVM 3D est généralement supérieure aux quatre autres systèmes de CAO, pour l'application choisie. La matrice SVM 3D a conduit à des résultats plus précis, en termes de faux

positifs, que SVM, ANN, de même que la matrice SVM, et SVM conventionnels, basés sur des motifs matriciels 3D, en cours de déploiement, en particulier, pour obtenir une mesure de performance significative. Ils ont obtenu une surface supérieure à 98,2%, et une surface sous la courbe (ROC) de 0,995, pour la plupart des séquences de la base de données. Pour compléter le travail, ils ont proposé, comme perspectives, de tester la méthode sur des bases de données plus volumineuses, et aussi de développer une suite à cette méthode, afin de classer les nodules, en bénins ou malins. Ceci va aider les radiologistes à détecter, et à évaluer, de manière plus précise et systématique, les cancers du poumon, à un stade précoce.

✚ **J.R. Yong(2014) et all. [35]** : Ils proposent un algorithme automatique de segmentation des tumeurs juxta-pleurales, basé sur l'analyse des caractéristiques, géométriques et morphologiques. Dans un premier temps, le poumon est extrait par seuillage, selon la méthode 2D d'Otsu. Ensuite, un point central est suggéré, pour trouver un point de départ et un point final de la plèvre, tournée vers l'extérieur. Un modèle, basé sur la variation de l'angle d'inclinaison, a été adopté, pour identifier les régions, potentiellement touchées, de même que pour segmenter les tumeurs juxta-pleurales.

✚ **K. Kothavarin et all(2014) [36]** : Ils proposent une méthode, pour la segmentation des poumons, basée sur les modèles déformables, qu'ils ont appelé Robuste active shape model (RASM), qui consiste en l'élaboration d'un modèle de forme des deux poumons, ensuite en une segmentation des poumons. Une fois les poumons segmentés, des méthodes de morphologie mathématique (érosion, dilatation) sont appliquées, afin d'extraire les tumeurs et les nodules bronchiques.

✚ **S. Shen et al (2015) [37]** : Ils proposent un algorithme de segmentation pulmonaire, sans paramètres, dans le but d'améliorer la précision de la détection des nodules pulmonaires, en se concentrant sur les nodules juxta-pleuraux. Une méthode de codage, en chaîne bidirectionnelle, associée à un classifieur SVM, est utilisée, pour lisser sélectivement la bordure pulmonaire, tout en minimisant la sur-segmentation des régions adjacentes. Cette méthode a été testée sur 233 études de tomographie informatisée (CT), du « consortium de bases de données d'imagerie pulmonaire (LIDC) ».

L'approche a obtenu un taux de réinsertion de 92,6%. La précision de la segmentation a ensuite été validée sur 10 séries de tomodensitométrie, sélectionnées de manière aléatoire, avec un taux de sur-segmentation moyen de 0,3%, et un taux de sous-segmentation de 2,4%, par rapport aux normes de référence, segmentées manuellement par un expert. Une des limites de la méthode proposée, est qu'elle omet parfois de réinclure les nodules juxta-pleuraux, situés dans les régions de consolidation (entre les segments du tissu pulmonaire).

✚ **E E. Nithila et al (2016) [38]** : Le but de cet article est de développer un modèle de contour actif, basé sur la région, et une technique de Fuzzy C-Means (FCM), pour la segmentation des nodules pulmonaires, en passant par la reconstruction du parenchyme. Cette dernière, peut être réalisée, en utilisant un filtrage sélectif, binaire et gaussien, avec une nouvelle fonction de force de pression signée (SBGF-new SPF). La segmentation des nodules est réalisée, en utilisant une technique de regroupement. L'évaluation des résultats a montré que la méthode proposée, qui a une précision de 98.95%, est meilleure, par rapport à d'autres méthodes dans le domaine. Les résultats expérimentaux indiquent que l'algorithme proposé pourrait segmenter les vaisseaux sanguins et la plèvre, assez rapidement, et mieux que la segmentation traditionnelle, avec une efficacité d'exécution, et une diminution du taux d'erreur.

✚ **L. Wang et al (2017) [39]** : Dans cette étude, un nouveau modèle de contour actif, basé sur les régions, a été développé, pour une segmentation précise de l'image. Sa nouveauté réside, dans l'introduction d'une nouvelle énergie d'adaptation de l'intensité des régions hybrides locales, basée sur les modèles de l'énergie du raccord binaire local (LBF), et sur l'énergie du raccord d'image locale (LIF). Cette énergie fonctionnelle a été construite, à l'aide de l'image d'origine, et de ses deux versions ajustées locales, s'inspirant du concept de divergence de « Kullback-Leibler », et minimisée, dans un cadre d'ensemble, qui varie, pour diriger le mouvement des courbes de contour vers des limites souhaitables. Les expériences démontrent que le modèle proposé est capable de segmenter des images synthétiques et réelles, ainsi que des images médicales cliniques, et offre une performance, relativement supérieure, par rapport aux modèles disponibles, basés sur les régions.

✚ **Q. Abbas (2017) [40]** : Les systèmes de diagnostic assisté par ordinateur (CAD), pour la détection automatique du cancer du poumon, ou de maladies, associées aux poumons, dépendent fortement de la précision de la segmentation des structures différentielles, à partir d'images de tomodensitométrie (CT). En détectant des structures différentielles, telles que les poumons droit/gauche, les nodules pulmonaires, les voies respiratoires humaines et les arbres pulmonaires, un nouvel algorithme de segmentation (PropSeg) est proposé. La méthode PropSeg est développée, en fonction de quatre phases principales, telles que le prétraitement, la détection des régions candidates, la segmentation et le post-traitement. L'étape de prétraitement est effectuée, pour améliorer la reconstruction d'une image d'entrée, dans les sous-bandes de 4 fréquences, par une transformation en ondelettes discrètes (DWT), et un masque d'énergie flou (UEM). Les 3 niveaux de classification FCM (fuzzy c-means), sont utilisés pour détecter les régions candidates, et une intégration entre la méthode LEC (local energy constraint), et une méthode de level set variationnelle (VLS) pour segmenter les régions différentielles. De plus, l'étape de post-traitement est effectuée, par détection morphologique du bord, afin d'améliorer les résultats de la segmentation. Le système est testé avec tracé manuel des contours du radiologue, sur 220 images, en utilisant des mesures statistiques. La performance de PropSeg est également comparée à quatre autres méthodes de segmentation de pointe. Les résultats obtenus montrent que le système PropSeg est plus performant que d'autres techniques, et qu'il est favorable au diagnostic automatique du cancer du poumon, ou à la détection de maladies, associées aux poumons.

✚ **W. Zhang et al (2017) [41]** : Cet article propose un modèle de contour actif, géométrique hybride global optimal, pour la segmentation automatisée du poumon, sur des images de tomodensitométrie. Premièrement, la combinaison, des informations globales de région et de bord, conduit à une précision de segmentation élevée, dans les régions du poumon, avec des contours faibles. Deuxièmement, en raison de l'optimalité globale de la fonction énergétique, le modèle proposé est robuste à la position initiale de la fonction des level set, et nécessite moins d'itérations. Ainsi, la stabilité et l'efficacité de la segmentation pulmonaire, sur des séquences de coupes scannographiques, peuvent être grandement améliorées, en tirant parti des

informations entre les coupes adjacentes. De plus, pour réaliser l'ensemble du processus de segmentation automatisée, deux algorithmes auxiliaires, basés sur la forme antérieure, et les connaissances anatomiques, sont proposés. Les algorithmes, non seulement, séparent automatiquement les poumons, gauche et droit, mais, incluent également des tumeurs juxta-pleurales, dans le résultat de la segmentation. La méthode proposée, a été validée quantitativement sur des sujets, à partir du fichier LIDC-IDRI, disponible au public, et de leurs propres ensembles de données. Les résultats expérimentaux exhaustifs démontrent la supériorité, et la compétence de cette méthode.

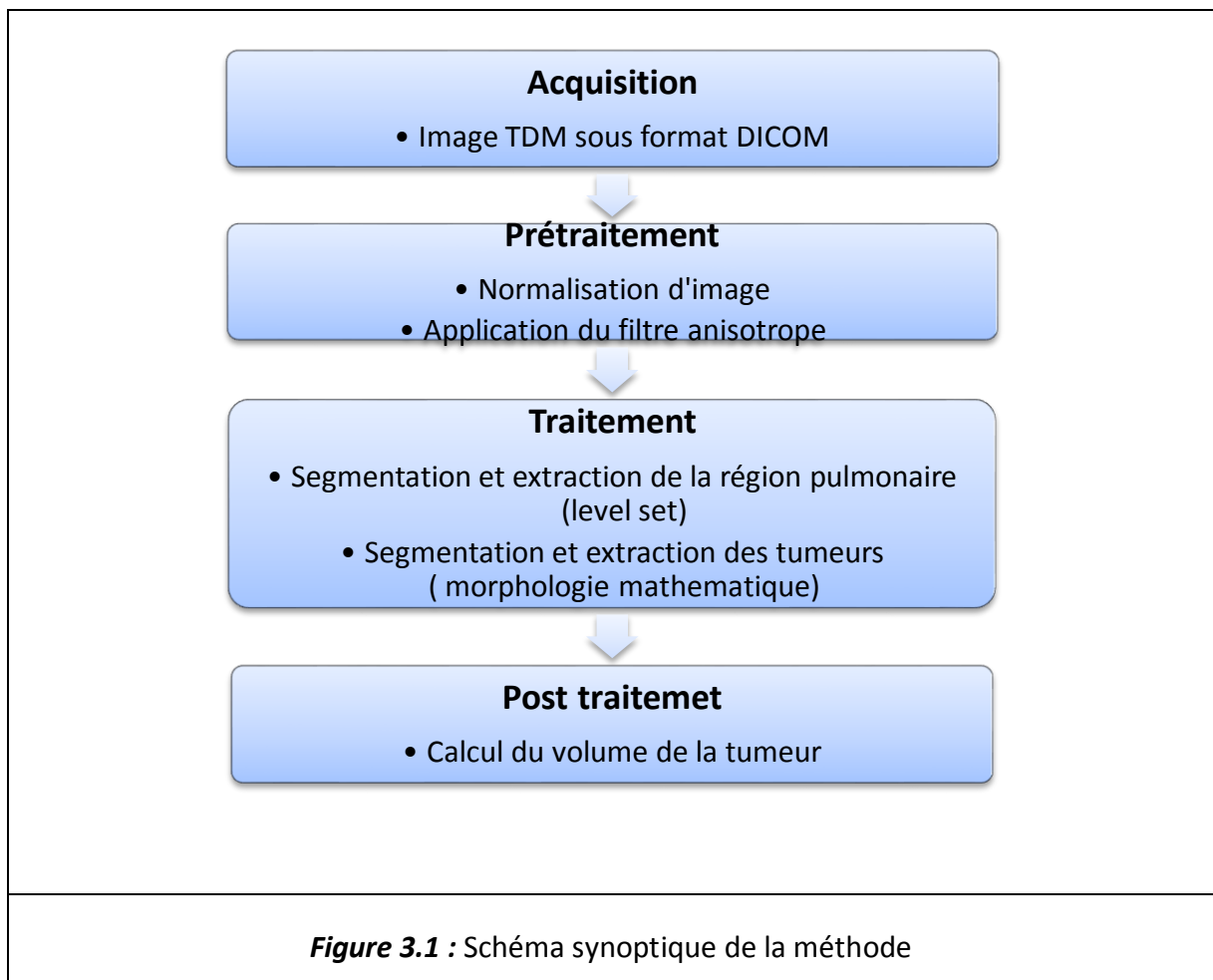
Discussion

D'après l'état de l'art des différentes méthodes utilisées pour la segmentation et l'extraction des tumeurs bronchiques, nous avons choisi de diriger notre travail sur une méthode combinant les contours actifs pour l'extraction des deux lobes pulmonaires, et utilisé la morphologie mathématique pour la segmentation et l'extraction des lésions tumorales existantes dans le parenchyme pulmonaire.

Après avoir passé en revue les différentes méthodes de segmentation des tumeurs pulmonaires qui existent dans la littérature, nous allons présenter notre méthode et expliquer chacune de ses étapes.

3.1. Méthode de segmentation

Notre système, utilisé pour segmenter et extraire les tumeurs bronchiques, est constitué de plusieurs étapes : un prétraitement, un traitement et un post traitement (figure 3.1).



3.2. Description de la méthode

3.2.1. Prétraitement

Le prétraitement est constitué de deux étapes qui se suivent comme suit.

a. Normalisation

L'image scanner brute est sous format DICOM. Les valeurs de niveaux de gris sont codées par l'échelle de Hounsfield ; la distribution des niveaux de gris est généralement répartie de -500 à 3000. Pour avoir des images avec une seule distribution, identique pour toutes les images, et pour pouvoir généraliser notre programme de détection à plusieurs images, de n'importe quel appareil de tomodensitométrie, nous avons commencé par appliquer une méthode, qui consiste à rendre la distribution des niveaux de gris identique, pour toutes les images, de 0 à 255 niveaux de gris.

La méthode consiste à prendre la valeur minimale du niveau de gris dans l'image, puis à attribuer à la valeur minimale le niveau 0 (noir). Etant donné qu'il y a des valeurs négatives dans la distribution de l'image originale, on ne peut pas attribuer directement les valeurs nouvelles, sans avoir une perte d'information. Pour contourner ce problème, on a implémenté une boucle, qui fait un test :

- Si on est sur des valeurs négatives, on prend la valeur du pixel, et on la soustraie à la valeur minimale de l'image ;
- Si on se trouve avec des valeurs positives, on prend la valeur, et on rajoute la valeur absolue de la valeur minimale.

Exemple : une image qui a sa distribution entre -500 et 1500.

Le minimum de l'image, est égale à -500. Dans le cas où on est sur la valeur -400, on fait une soustraction $(-400 - (-500))$ qui donne la valeur de 100. Alors que si on est sur une valeur positive par exemple 600, $(600 + |-500|)$ donne 1100. De cette façon, on ne perd aucune information, et on a la totalité des niveaux de gris, mais en valeur positive.

Finalement, pour que la valeur maximale ait un niveau de 255, nous allons prendre la valeur maximale, et faire une division, pixel par pixel, sur la valeur maximale, et on multiplie le résultat par 255.

b. Filtre anisotrope

Dans notre travail, on s'intéresse à la segmentation des objets d'intérêts, par la détection

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

de leurs contours. Pour cela, on a appliqué un filtre, qui accentue l'homogénéité des régions, sans pour autant altérer les contours. Notre choix s'est donc porté sur le filtre anisotrope de Perona et Malik.

Perona et Malik proposent de modifier l'équation de diffusion, pour obtenir la diffusion anisotrope. Pour cela, ils remplacent la diffusion linéaire par une diffusion non linéaire, en vue, d'abord, d'avoir une homogénéisation maximale de l'image, en réduisant le bruit, loin des contours, et d'autre part, d'avoir une diffusion minimale au niveau des contours [43], et la suppression du flou introduite par la diffusion linéaire. Les équations de diffusion, dont l'une des plus connues est l'équation de la chaleur, s'exprime comme suit :

$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c \cdot \nabla U) = c \cdot \Delta U$	(3.1)
---	-------

Où C est le coefficient de diffusion de la conductibilité thermique, constant et homogène.

Cette équation intervient dans le prétraitement des images, pour supprimer les perturbations, sans affecter les contours, qui seront très peu filtrés.

Le coefficient de diffusion, constant de l'équation de la chaleur, est remplacé par une fonction de diffusion, qui est fonction du gradient, et ce, pour permettre l'adaptation de la diffusion selon la zone considérée. Le modèle ainsi proposé est le suivant [44] :

$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla u(x, y, t))$	(3.2.a)
--	---------

Avec les conditions initiales suivantes :

$u(x, y, 0) = u_0(x, y)$	(3.2.b)
--------------------------	---------

En développant l'opérateur de divergence dans l'équation (3.2.a), nous obtenons l'expression (3.3):

$\frac{\partial u}{\partial t} = c(x, y, t) \Delta U(x, y, t) + \nabla c(x, y, t) \cdot \nabla(x, y, t)$	(3.3)
--	-------

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

Dans le cas où la conductivité $c(x,y,t)$ est une constante, l'équation de diffusion isotrope (3.1) peut être retrouvée. Cette conductivité $c(x,y,t)$ est donnée par l'expression (3.4), pour favoriser le lissage intra-région, contrairement aux lissages inter-régions, et ce, à travers une fonction décroissante, dépendant de la norme du vecteur gradient $|\nabla u|$:

$c(x, y, t) = g(\nabla U(x, y, t))$	(3.4)
---------------------------------------	-------

La fonction ***g*** a été proposée par Perona et Malik sous les deux formes suivantes (3.5.a) et (3.5.b):

$g_1(\nabla u) = e^{-\left(\frac{ \nabla u }{k}\right)^2}$	(3.5.a)
$g_2(\nabla u) = \frac{1}{1 + \left(\frac{ \nabla u }{k}\right)^2}$	(3.5.b)

La figure 3.2 présente l'allure de ces deux fonctions de diffusion ***g1*** et ***g2***, avec un seuil de diffusion $k= 15$, dont le rôle, est de définir la limite entre les gradients forts, correspondants aux transitions à maintenir, et les gradients faibles correspondants au bruit, comme le montre la figure 3.3 [47].

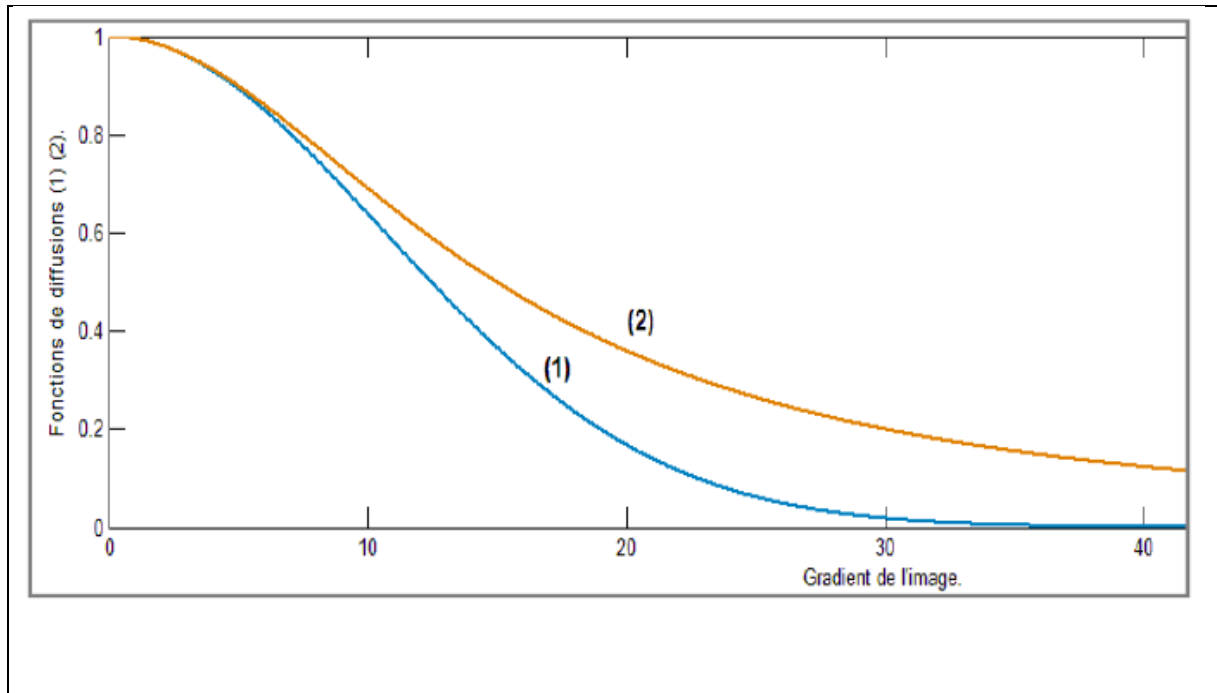


Figure 3.2 : Allure des fonctions g_1 (courbe (1)) et g_2 (courbe (2)) [58]

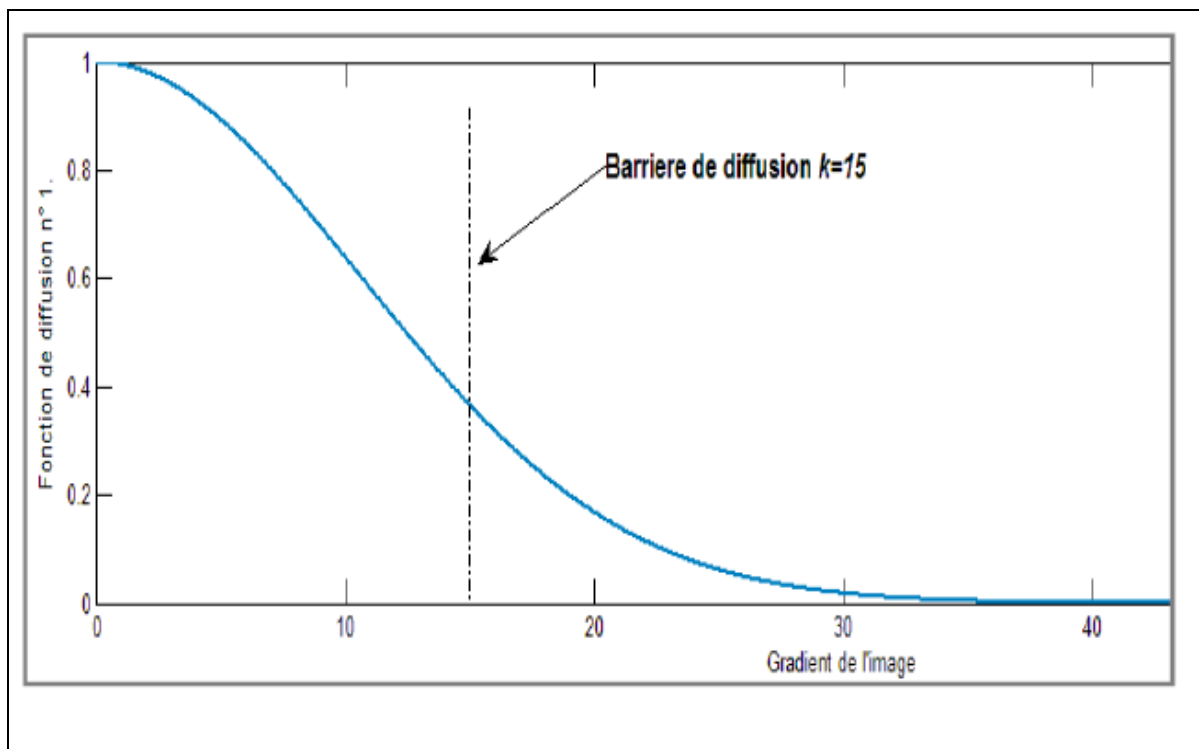
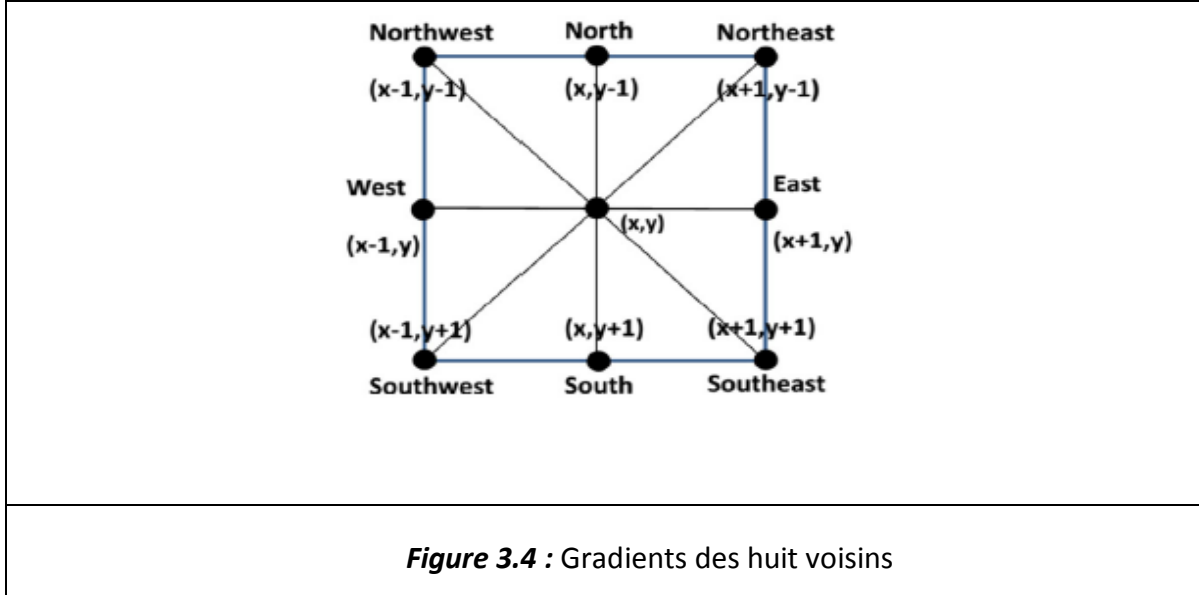


Figure 3.3 : Représentation de la barrière de diffusion

Il a été prouvé que le processus de diffusion permet une meilleure détection de contour, que celui proposé par Canny [45]. Certains auteurs [46], proposent une écriture de l'équation

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

(3.1), permettant de donner une interprétation directionnelle de l'équation de diffusion, et ainsi, de marquer la différence avec l'équation de diffusion isotrope. Ils prennent ∇u^i , avec $i = N, S, E, O, NO, NE, SO, SE$, représentant le gradient des huit voisins, suivant les directions respectives, Nord, Sud, Est, Ouest, Nord-ouest, Nord-Est, Sud-ouest, Sud-Est (figure 3.4).



Ces gradients sont donnés par les équations (3.6.a), (3.6.b),....., (3.6.h) :

$\nabla u^N = u(x, y-1) - u(x, y)$	(3.6.a)
$\nabla u^S = u(x, y+1) - u(x, y)$	(3.6.b)
$\nabla u^E = u(x+1, y) - u(x, y)$	(3.6.c)
$\nabla u^O = u(x-1, y) - u(x, y)$	(3.6.d)
$\nabla u^{NO} = u(x-1, y-1) - u(x, y)$	(3.6.e)
$\nabla u^{NE} = u(x+1, y-1) - u(x, y)$	(3.6.f)
$\nabla u^{SO} = u(x-1, y+1) - u(x, y)$	(3.6.g)

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

$\nabla u^{SE} = u(x+1, y+1) - u(x, y)$	(3.6.h)
---	---------

Les fonctions $g(|\nabla u^i|)$ et $c(|\nabla u^i|)$ peuvent être calculées de la façon suivante :

$g(\nabla u^i) = e^{-\left(\frac{ \nabla u^i }{k}\right)^2}$	(3.7.a)
--	---------

$g(\nabla u^i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{ \nabla u^i }{k}\right)^2}$	(3.7.b)
---	---------

$c(\nabla u^i) = \begin{cases} \nabla u^i \left(1 - \frac{ \nabla u^i ^2}{k^2}\right) & \text{si } 0 \leq \nabla u^i < k \\ 0 & \text{si } \nabla u^i \geq k \end{cases}$	(3.8)
---	-------

Le paramètre K est donné par la relation suivante :

$k = \frac{1}{0,6745} \text{median} \left[\frac{1}{8} \sum_i \nabla u^i - \text{median}(\nabla u^i) \right]$	(3.9)
---	-------

Alors, l'équation de diffusion peut s'implémenter par la formule suivante, en notant que n est le nombre d'itérations, Δt représente le pas dans le temps, dx et dy sont les pas des axes des x et des y , dd est la diagonale, λ est un paramètre de poids.

Généralement, les valeurs de ces paramètres sont prises comme suit :

$$\Delta t = 0,1, dx = dy = 1, dd = \sqrt{2}, \lambda = 0,1$$

$ \begin{aligned} u^{n+1} = u^n + \Delta t & \left[\frac{1}{dy^2} (g(\nabla u^N)C(\nabla u^N)\nabla u^N + g(\nabla u^S)C(\nabla u^S)\nabla u^S) \right. \\ & + \frac{1}{dx^2} (g(\nabla u^W)C(\nabla u^W)\nabla u^W + g(\nabla u^E)C(\nabla u^E)\nabla u^E) \\ & + \frac{1}{dd^2} (g(\nabla u^{NE})C(\nabla u^{NE})\nabla u^{NE} \\ & + g(\nabla u^{SE})C(\nabla u^{SE})\nabla u^{SE}) \\ & + \frac{1}{dd^2} (g(\nabla u^{SW})C(\nabla u^{SW})\nabla u^{SW} \\ & \left. + g(\nabla u^{NW})C(\nabla u^{NW})\nabla u^{NW}) \right] \\ & + \Delta t \lambda [8 - g(\nabla u^N) - g(\nabla u^S) - g(\nabla u^W) - g(\nabla u^E) \\ & - g(\nabla u^{NE}) - g(\nabla u^{SE}) - g(\nabla u^{SW}) \\ & - g(\nabla u^{NW})](u_0 - u^n) \end{aligned} $	(3.10)
--	--------

3.2.2. Traitement

L'étape de traitement consiste, dans un premier temps, à segmenter la région pulmonaire, à l'aide d'une méthode de contour actif (level set). Par la suite, une étape d'extraction des tumeurs et nodules pulmonaires, basée sur la morphologie mathématique, a été appliquée. Dans ce qui suit, nous allons décrire et définir ces étapes.

a. Extractions des poumons

Dans notre travail, pour segmenter la région pulmonaire, nous nous sommes basés sur la détection des contours, et nous avons employé la méthode des (level set), qui consiste à prédéfinir un contour initial, qui va converger itérativement vers la zone d'intérêt. Dans ce qui suit, nous allons détailler cette méthode.

Soit $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ le domaine d'image, et $I : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ une image en niveaux de gris donnée. Mumford et Shah ont reformulé le problème de segmentation d'image comme suit [48]:

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

Pour une image I donnée, ils cherchent un contour C , qui va segmenter l'image en régions non chevauchantes. Ils proposent la fonctionnelle d'énergie suivante :

$F^{MS}(u, c) = \int_{\Omega} (u - I)^2 dx + \mu \int_{\Omega \setminus C} \nabla u ^2 dx + \nu C $	(3.11)
---	--------

Où $|C|$ est la longueur du contour C .

La minimisation de la fonctionnelle de Mumford et Shah a pour résultat un contour C optimal, qui segmente l'image donnée I , en une image u , qui se rapproche de l'image originale, et lisse chacune des composantes connectées, dans le domaine de l'image Ω , séparé par le contour C .

Chan et Vese, proposent une approche de contour actif, pour le problème de Mumford-Shah, pour le cas spatial, où l'image u dans la fonction (3.11), est une fonction constante par parties. Pour une image $I(x,y)$ dans le domaine Ω , ils proposent de minimiser l'énergie suivante :

$F^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{ext(C)} I(x) - c_1 ^2 dx + \lambda_2 \int_{intr(C)} I(x) - c_2 ^2 dx + \nu C $	(3.12)
--	--------

Où $extr(C)$ et $intr(C)$ représentent les régions externes et internes du contour C respectivement.

c_1, c_2 sont deux constantes, qui représentent la moyenne de l'intensité de l'image, à l'extérieur et à l'intérieur du contour.

On appelle les deux termes de la fonction (3.12) «*the global fitting energy* ». Cette énergie est représentée par une fonction des ensembles de niveaux, et le problème de minimisation d'énergie va devenir une résolution d'équations des ensembles de niveaux (level set) [48].

La méthode des ensembles de niveaux (Level Sets), introduite par Osher et Sethian en 1996, est une technique établie pour représenter des courbes en mouvement, en deux dimensions ou plus. Elle consiste à représenter une courbe C , implicitement comme le niveau zéro d'une certaine fonction de niveaux de dimension supérieure. Le mouvement de la courbe se traduit alors, en une évolution de la fonction de niveaux, selon une EDP (équation aux dérivées partielles).

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

Dans le plan de l'image, la courbe C est donc considérée comme le niveau zéro d'une fonction Φ , de dimension supérieure (C est donc l'intersection de $\Phi(x, y)$, avec le plan défini par $xy(z = 0)$ $C: \{(x, y)/\Phi(x, y) = 0\}$), telles que les axes horizontaux représentent le plan de l'image, et l'axe vertical les différents niveaux de la fonction Φ (figure 3.5).

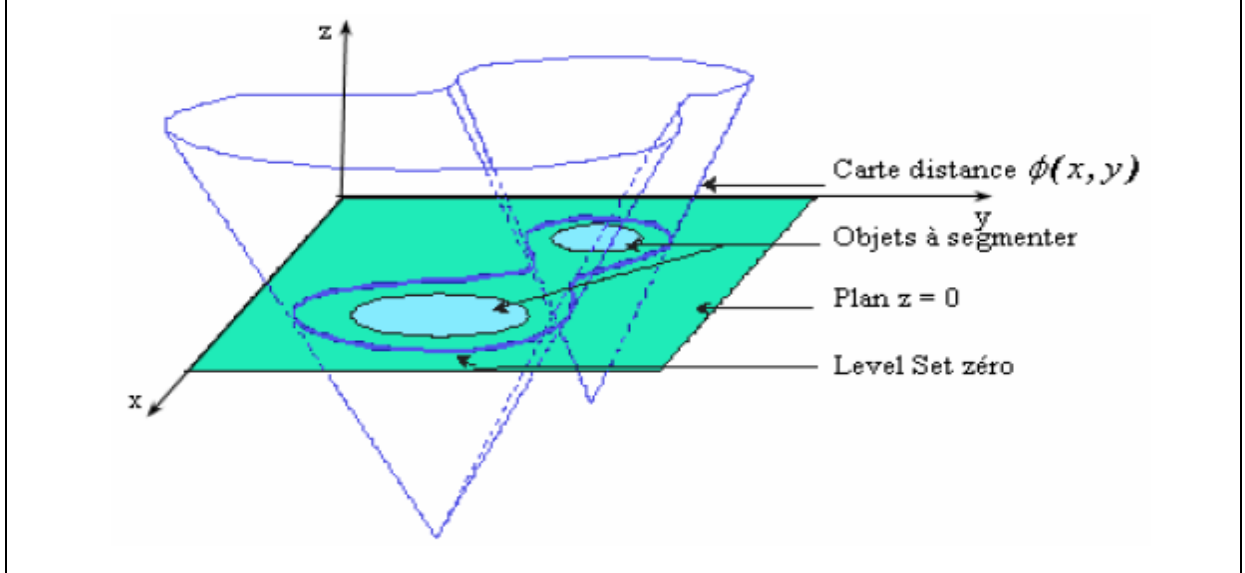


Figure 3.5 : Représentation de la fonction ensembles de niveaux $\Phi(x, y)$, à un instant donné t

Dans notre travail, la fonction level set va prendre des valeurs positives et négatives, à l'extérieur et à l'intérieur du contour C , respectivement. H est la fonction *Heaviside* et la fonctionnelle d'énergie, elle peut être exprimée par :

$\varepsilon_x^{fit}(\emptyset, f_1(x), f_2(x)) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int K_\sigma(x - y) I(y) - f_i(x) ^2 M_i(\emptyset(y)) dy$	(3.13)
---	--------

Où $M1(\emptyset) = H(\emptyset)$ et $M2 = 1 - H(\emptyset)$. Ainsi, l'énergie $\mathcal{E}$ peut être écrite par l'équation (3.14) :

$\begin{aligned} \varepsilon(\emptyset, f_1, f_2) = & \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int \left(\int K_\sigma(x - y) I(y) - f_i(x) ^2 M_i(\emptyset(y)) dy \right) dx \\ & + v \int \nabla H(\emptyset(x)) dx \end{aligned}$	(3.14)
--	--------

Où le dernier terme $\int |\nabla H(\emptyset(x))| dx$ calcule la longueur du contour initial $\emptyset$. Notons que ce terme de longueur a été utilisé dans le passé, dans différentes méthodes de level set de régularisation du contour initial [48].

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

f_1 et f_2 énergie interne et externe respectivement.

La longueur du contour initial peut être également exprimée, comme l'intégrale $\int \delta(\emptyset) |\nabla \emptyset| dx$ avec la fonction delta δ qui a été utilisée plusieurs fois dans des travaux antérieurs [48].

En pratique, la fonction *Heaviside* H est approchée par une fonction de lissage H_ϵ , qui est définie par :

$H_\epsilon(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right]$	(3.15)
---	--------

La dérivée de H_ϵ est décrite par :

$\delta_\epsilon(x) = H'_\epsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2}$	(3.16)
---	--------

En remplaçant H dans (3.14) avec H_ϵ , la fonctionnelle d'énergie ε dans (3.14) est donnée par (3.17), là où $M_1^\epsilon(\emptyset) = H_\epsilon(\emptyset)$ et $M_2^\epsilon(\emptyset) = 1 - H_\epsilon(\emptyset)$

$\begin{aligned} \varepsilon_\epsilon(\emptyset, f_1, f_2) = & \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int \left(\int K_\sigma(x-y) I(y) - f_i(x) ^2 M_i^\epsilon(\emptyset(y)) dy \right) dx \\ & + v \int \nabla H_\epsilon(\emptyset(x)) dx \end{aligned}$	(3.17)
---	--------

Pour préserver la régularité de la fonction level set $\emptyset$, pour laquelle il est nécessaire d'avoir un calcul précis, et une évolution stable du level set, on introduit un terme de régularisation du level set, dans la formulation du niveau variationnel, comme proposé dans [48].

On définit le terme de régularisation du level set par :

$P(\emptyset) = \int \frac{1}{2} (\nabla \emptyset(x) - 1)^2 dx$	(3.20)
--	--------

Chapitre 03 : Méthode et outils mathématiques

Il caractérise la déviation de la fonction ϕ depuis une fonction de distance signée. Donc, la fonction de minimisation proposée s'écrit de la façon suivante :

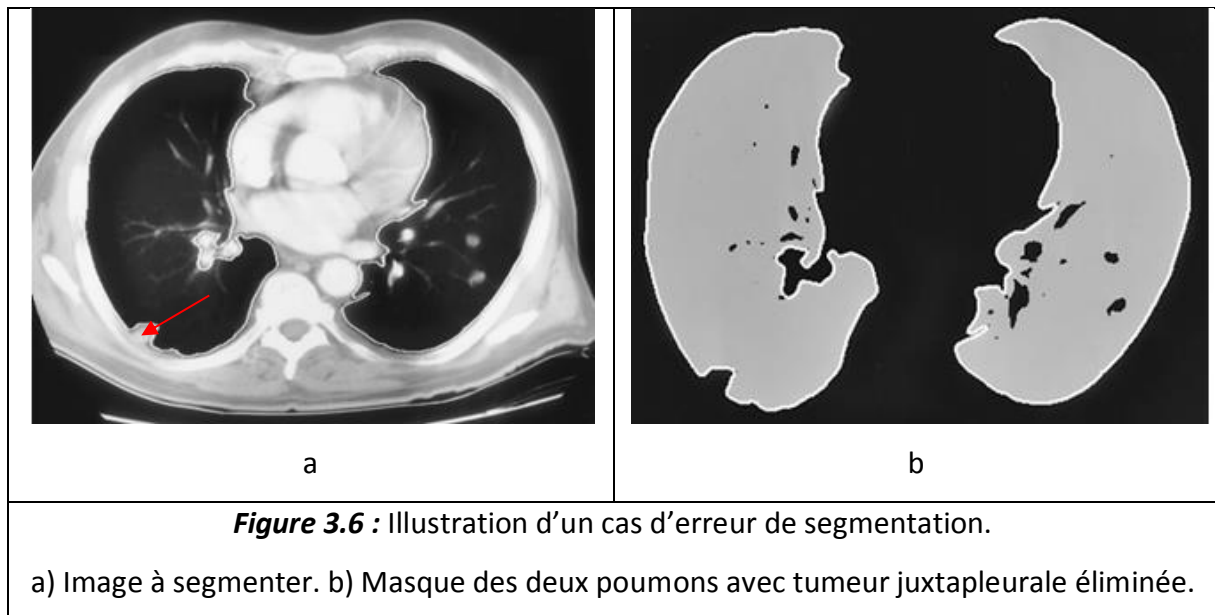
$$F(\phi, f_1, f_2) = \varepsilon_\epsilon(\phi, f_1, f_2) + \mu P(\phi) \quad (3.21)$$

Où μ est une constante positive, et $P(\phi)$ est le terme de régularisation du level set.

Pour minimiser cette fonction d'énergie, son gradient est utilisé comme une équation d'évolution de level set.

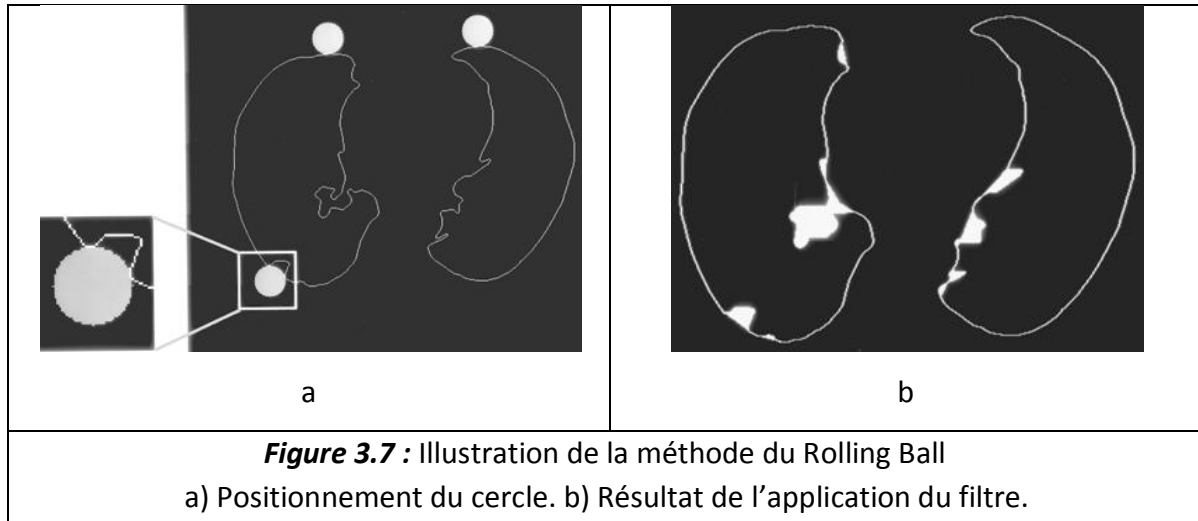
b. Affinement du résultat de la segmentation des poumons

Cette opération se fait après avoir segmentée, et extraie la région pulmonaire. Parfois, dans le cas où des tumeurs juxta-pleurales sont présentes, la région pulmonaire segmentée par la méthode des contours est tronquée, à l'endroit où il y a présence de tumeurs juxta-pleurales (figure 3.6). Pour cela, une étape importante a été rajoutée dans notre méthode, et qui consiste en l'application d'un filtre appelé le « Rolling Ball ».



Le filtre « Rolling Ball » consiste en la création d'un élément structurant, cercle d'un rayon, préalablement défini ; le cercle est placé tangentiellement, le long des contours des poumons, en chaque point. L'erreur de la segmentation est détectée lorsque le disque entre en contact avec le contour, en plusieurs endroits. Un nouveau segment du contour, qui relie linéairement

les extrémités de l'échancrure, est construit, pour relier entre les pixels touchant le cercle. Ainsi, la zone d'intérêt est reconstruite, en incluant les lésions qui on été supprimées (figure 3.7).



c. Extractions des tumeurs et nodules bronchiques

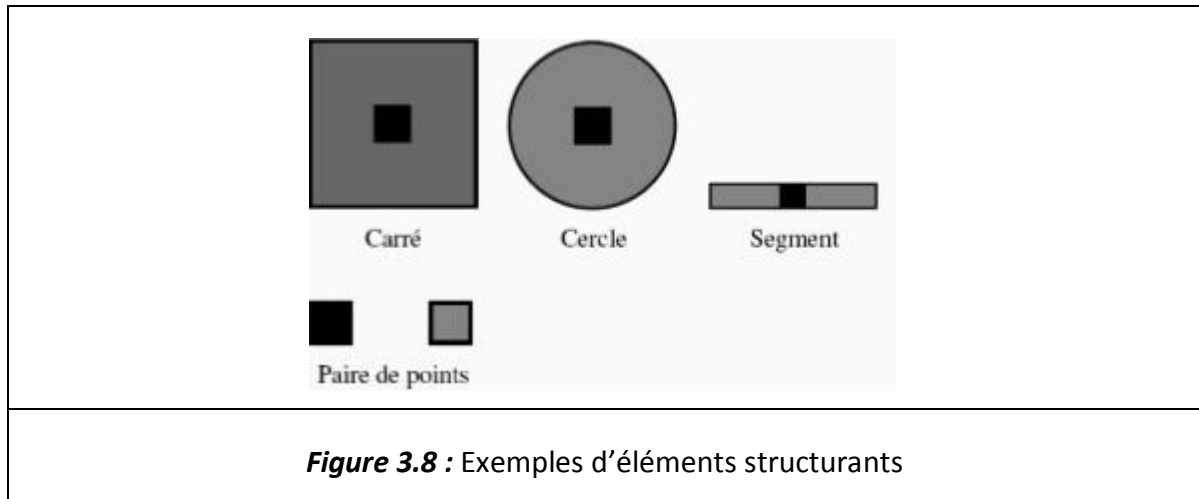
C'est notre deuxième partie du traitement. Elle consiste en l'extraction des régions tumorales, dans la région pulmonaire, préalablement segmentée. Elle est basée sur des outils de morphologie mathématiques (érosion, dilatation, ouverture et la fermeture morphologique).

Dans ce qui suit, nous nous sommes basé, sur les articles [1] [2] pour les définitions concernant la morphologie mathématique.

Une opération morphologique est une transformation non linéaire (non réversible), qui consiste à balayer et à analyser l'ensemble des pixels, avec un élément de géométrie connu, appelé élément structurant. Ce dernier a les caractéristiques suivantes :

- ❖ Il possède une forme (géométrie connue) ;
- ❖ Cette forme a une taille λ ;
- ❖ Cet élément est repéré par son origine 0 ;
- ❖ L'origine 0 appartient généralement à l'élément structurant, mais ce n'est pas une obligation.

Il y a plusieurs formes d'élément structurant (carré, cercle, ellipse...etc.) (Figure 3.8).



➤ Dilatation et érosion morphologiques binaires

On définit la dilatation d'un ensemble X par un ensemble B , appelé élément structurant, et qui permet d'appréhender la forme de X , par :

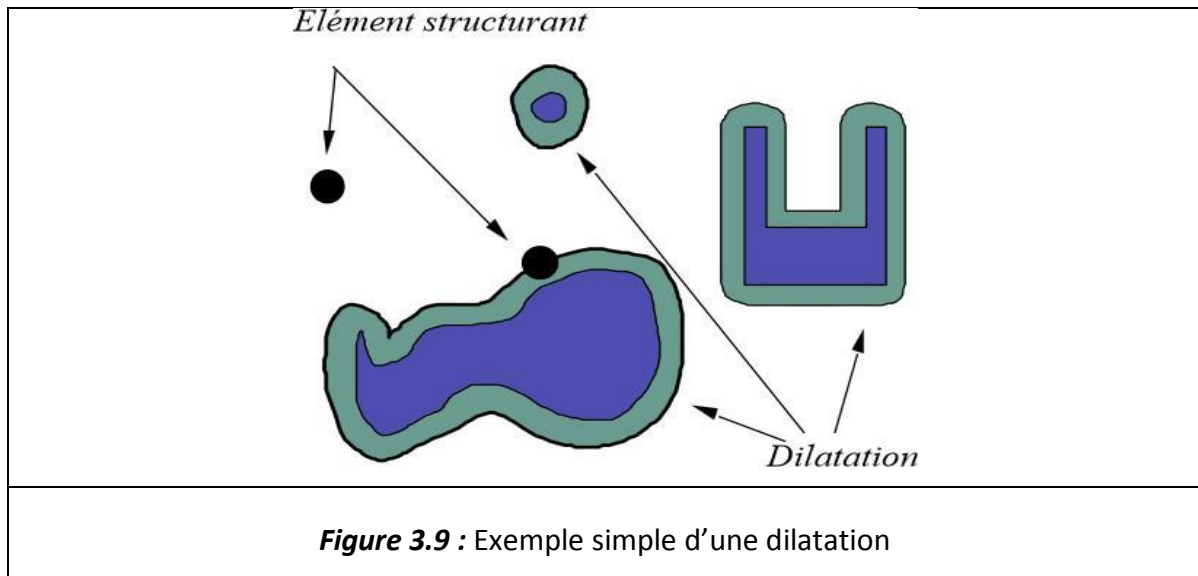
$X \oplus B = \cup \{x + b, x \in X, b \in B\}$ $= \cup \{X_b, b \in B\}$	(3.22)
---	--------

Dans cette formulation (équation 3.22), apparaissent clairement les concepts de l'approche ensembliste : ici la relation imposée entre la forme étudiée et l'élément structurant est l'intersection. Ainsi, un point appartient à l'objet résultat, si l'élément structurant, centré en ce point, intersecte l'objet initial.

La dilatation a les propriétés qualitatives suivantes :

- La taille des objets augmente ;
- Les trous et les concavités, plus petits que l'élément structurant, sont bouchés ;
- Les chenaux étroits sont comblés ;
- Les objets voisins peuvent se connecter ;
- Les petits détails disparaissent.

Un exemple de dilatation binaire est montré dans la figure 3.9.



L'opération qui en quelque sorte tente de produire l'inverse de la dilatation est l'érosion morphologique. On définit l'érosion E , d'un ensemble X par un ensemble B par :

$X \ominus B = \{Z : B_z \subseteq X\}. \quad B_z \subseteq X \Leftrightarrow \forall b \in B: b + z \in X$ $= \{X_b, b \in \check{B}\} \text{ avec } \check{B} \text{ transposé de } B_z$	(3.23)
--	--------

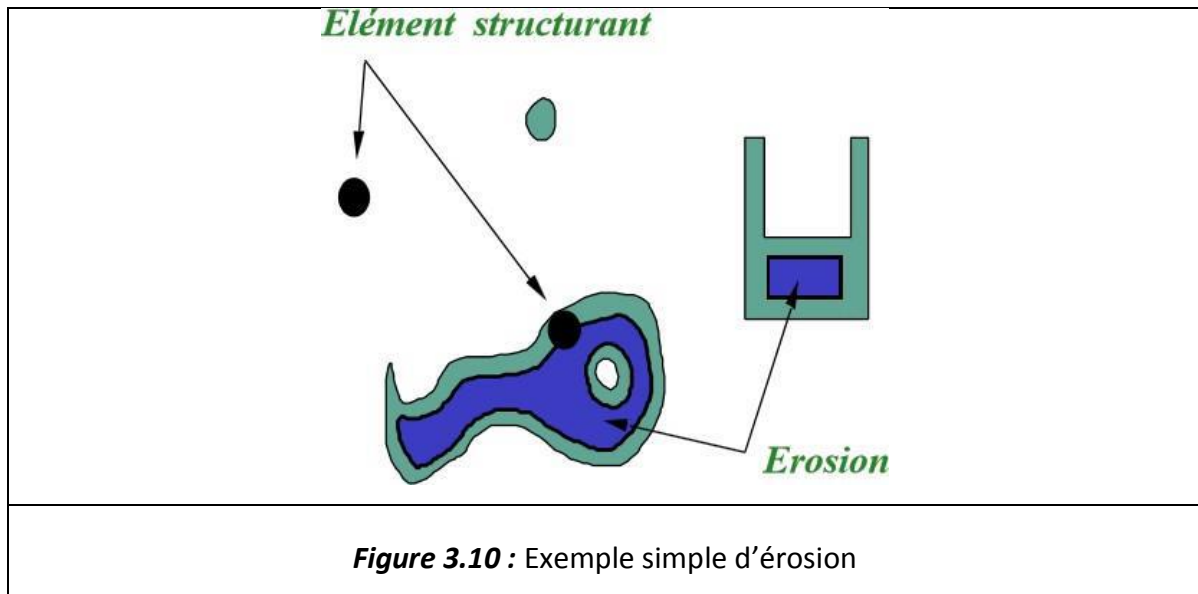
L'équation 3.23 correspond à l'approche ensembliste, où cette fois, la relation imposée entre l'élément structurant et la forme est l'inclusion.

La propriété essentielle de l'érosion est qu'elle est la transformation duale de la dilatation, par rapport à la complémentarité, comme c'est montré dans la première partie de l'équation 3.23.

L'érosion a les propriétés qualitatives suivantes :

- Elle élimine les composantes connexes, plus petites que l'élément structurant ;
- Elle élimine les caps étroits ;
- Elle élargit chenaux et trous, et transforme une presqu'île en île ;
- Elle diminue la taille des objets.

Un exemple d'érosion binaire est montré dans la figure 3.10.



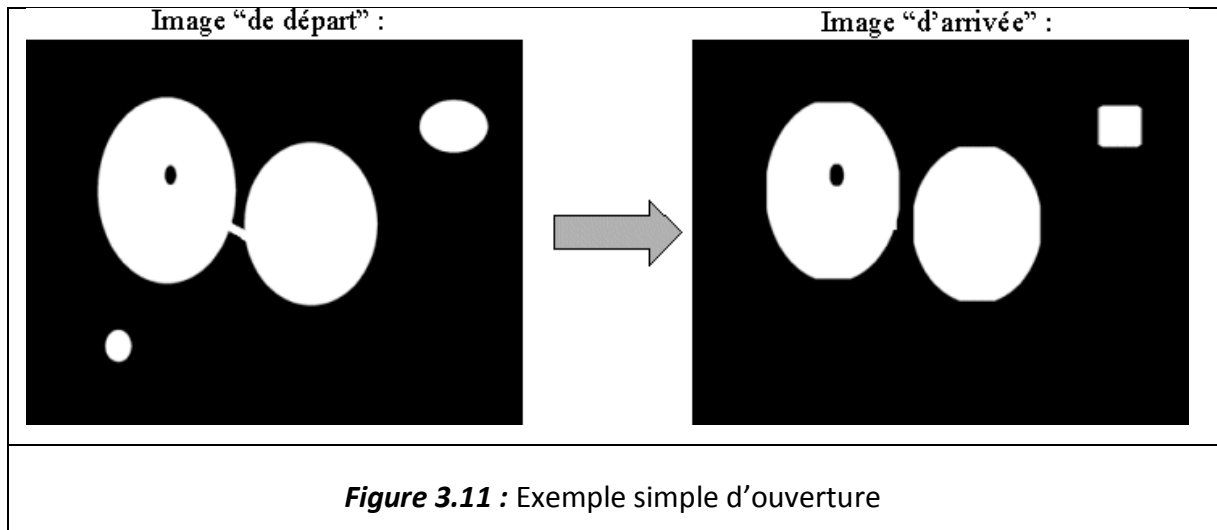
➤ Ouverture et fermeture morphologiques binaires

L'ouverture $O_b(X)$, comme le montre l'équation 3.24, est une composition d'une érosion, suivie d'une dilatation, avec le même élément structurant B . L'ouverture de l'ensemble X est la partie de X , balayée par B , lorsque celui-ci occupe toutes les positions possibles, à l'intérieur de X , par l'élément structurant B , notée $X \circ B$, et définie par :

$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$	(3.24)
--------------------------------------	---------------

Si l'élément structurant est un disque, l'ouverture (figure 3.11) :

- Élimine les petites particules (de taille < élément structurant) ;
- Lisse le contour, en supprimant les petites excroissances (trop fines pour pouvoir contenir l'élément structurant) ;
- Ouvre les canaux étroits.

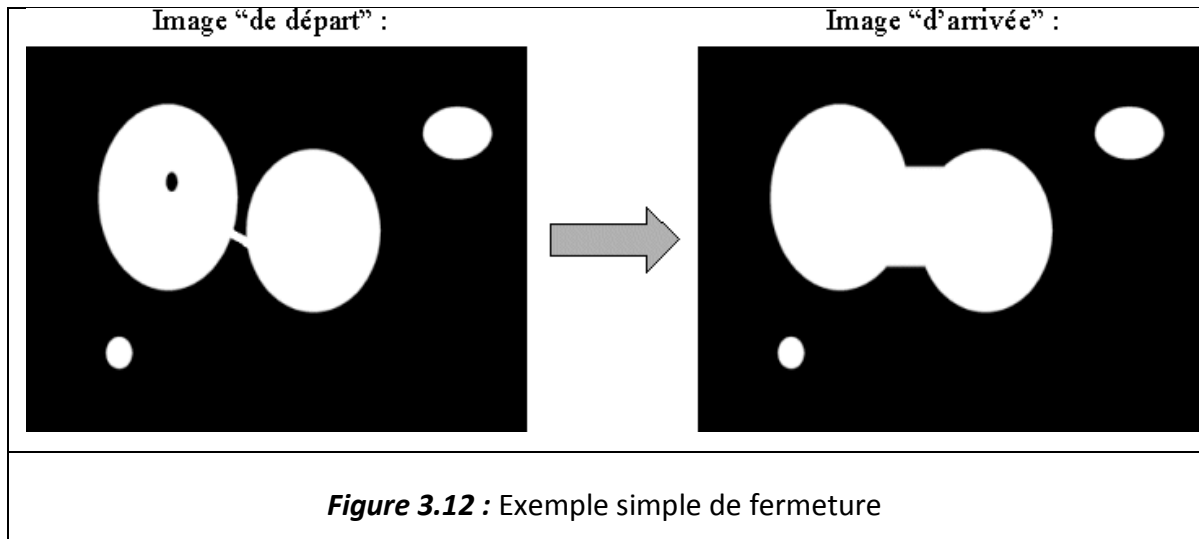


La fermeture, comme le montre l'équation (3.25), est une composition d'une dilatation, suivie d'une érosion, avec le même élément structurant. On définit la fermeture morphologique, notée $F_B(X)$, comme tout ensemble X , par l'élément structurant B , notée $A \bullet B$, et définie par :

$$FB(X) = A \bullet B = (A \oplus B) \ominus b \quad (3.25)$$

Si l'élément structurant est un disque, la fermeture (figure 3.12) :

- Bouche les trous et les canaux étroits des objets, qui sont plus petits que l'élément structurant ;
- Comble les golfes ;
- Lisse les contours, en rajoutant des points dans les concavités étroites (dans lesquelles l'élément structurant ne peut pas se glisser) ;
- Elimine les petits trous ;
- Remplit les trous dans les contours.



3.2.3. Post traitement

Après avoir segmenté les nodules et les tumeurs bronchiques, on procède à leur extraction, en vue de faire une reconstruction 3D des lésions, pour mieux les visualiser, et aussi pour pouvoir calculer le volume des tumeurs, après avoir fait extraire les attribues des voxels (volume pris par un seul pixel).

Une coupe d'image scanner est représentée par deux axes (2D), ce qui veut dire qu'un pixel de cette coupe représente une surface, et l'espace inter coupe peut être défini comme la hauteur de la coupe. Les régions tumorales segmentées peuvent être définies comme un groupe de pixels, qui sont additionnés pour donner une surface, et multipliée par la hauteur permet d'obtenir le volume de la tumeur segmentée.

Discussion

Dans ce chapitre nous avons défini notre méthode proposée et les différents outils mathématiques utilisés. Nous avons expliqué l'étape de prétraitement qui consiste en la normalisation de l'image et l'application d'un filtre anisotrope, ensuite l'étape de traitement se base sur les modèles de contour actif et la morphologie mathématique.

Dans le chapitre suivant nous allons exposer et discuter les résultats obtenus par notre méthode proposée.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de la méthode que l'on a appliqué pour la segmentation des tumeurs bronchiques, et faire leur interprétation.

4.1. Equipement et langage utilisés pour l'implémentation

Nous avons implémenté notre programme sur un PC, avec un processeur Intel® Core™ i3-3110M CPU @ 2.40 GHz, et une mémoire vive de 4.00 Go, sous système d'exploitation Windows 7, 32 bits.

Nous avons utilisé l'environnement MATLAB pour le développement de notre logiciel, avec MATLAB 2014.

MATLAB « *Matrix Laboratory* » est un langage de programmation, de quatrième génération, basé essentiellement sur le calcul matriciel, avec des fonctionnalités mathématiques et graphiques étendues, émulé par un environnement de développement du même nom. L'aspect modulaire est l'un des plus grands atouts de MATLAB, puisque l'utilisateur peut lui-même définir ses propres fonctions, en regroupant des instructions MATLAB dans un fichier portant le suffixe ".m".

Les domaines d'application sont extrêmement variés, et l'on peut citer, par exemple :

- Le calcul numérique, dans le corps des réels ou des complexes ;
- Le calcul de probabilités ou des statistiques ;
- Le calcul intégral ou la dérivation ;
- Le traitement du signal ;
- L'optimisation ;
- Le traitement d'image ;
- L'automatisme. ;

MATLAB peut s'utiliser seul ou bien avec des TOOLBOX (que l'on peut traduire par "boîte à outils"). Ces TOOLBOX sont des extensions évidemment payantes utiles, voire nécessaires,

comportant des fonctions dédiées à ces domaines, pour des développements de niveau professionnel. On peut citer les extensions par exemple :

- OPTIMIZATION pour l'optimisation ;
- IMAGE PROCESSING pour le traitement d'image.

4.2. Type d'images utilisées

Pour notre travail, nous avons travaillé sur des images tomodensitométriques des poumons, de patients atteints de cancer bronchique. Les images sont codées sous format DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine). C'est la norme la plus courante pour le transfert des images numériques médicales. Elles peuvent contenir plusieurs « coupes », ou images, représentant les différents calques d'une numérisation.

On a appliqué notre méthode sur des images tomodensitométriques thoraciques de deux patients, patient 1 (9 coupes), patient 2 (11 coupes).

4.3. Méthode de segmentation

Dans notre travail, nous avons implémenté deux programmes, qui diffèrent dans leurs approches. Les résultats qui vont être présentés dans ce qui suit sont appliqués sur la coupe numéros 4 du patient 1.

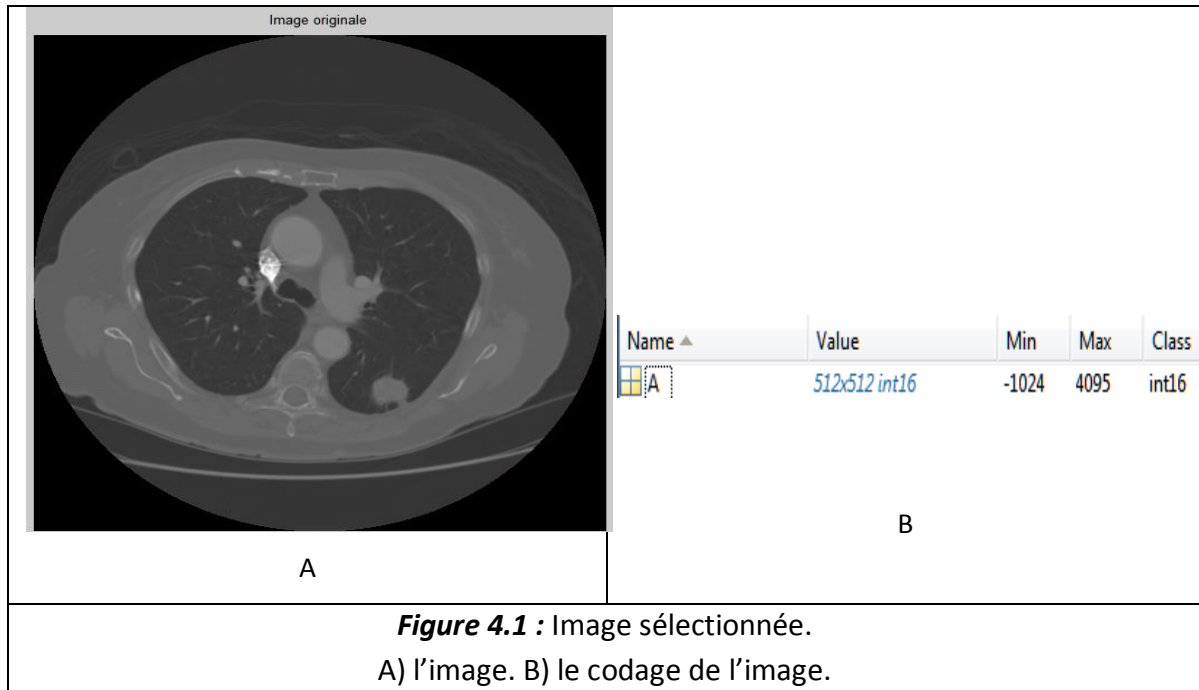
4.3.1. Approche n°1

L'algorithme de cette approche se résume en :

- Lecture d'image ;
- Normalisation de l'image en 256 niveaux de gris ;
- Application du filtre anisotrope ;
- Application de l'algorithme des « Level Set » pour l'extraction des poumons ;
- Application de l'algorithme du « Rolling Ball », pour retrouver les tumeurs juxta-pleurales, supprimées de la zone d'intérêt ;
- Application des opérateurs morphologiques, érosion et dilatation, pour la détection des tumeurs.

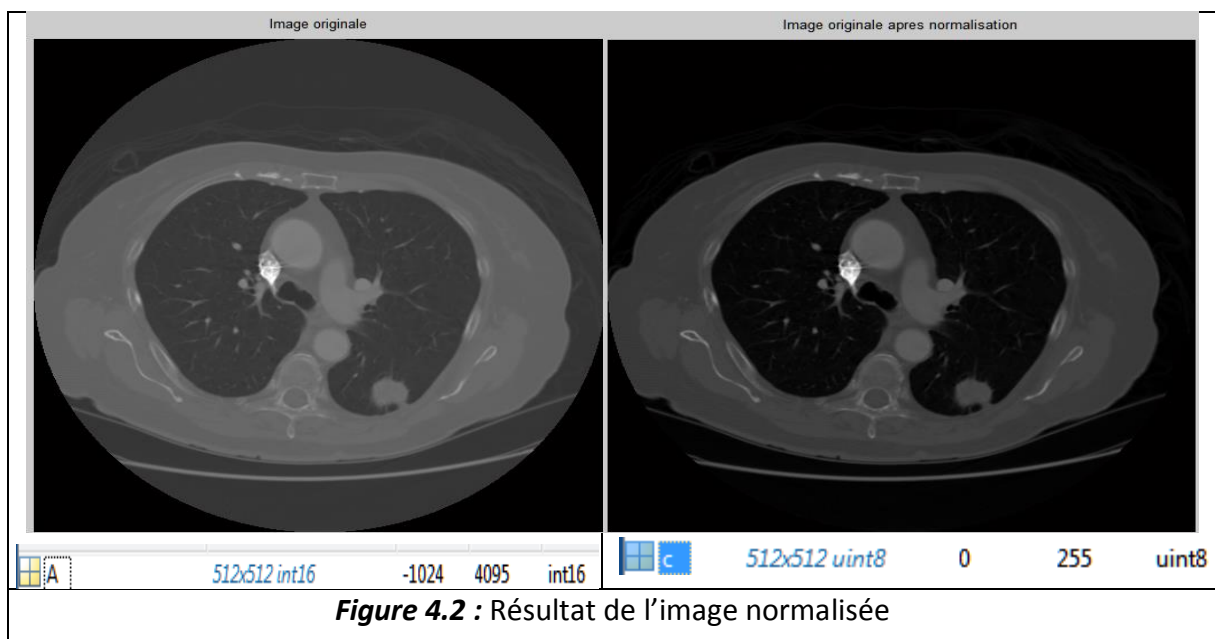
a) Lecture d'image

La lecture de l'image cible se fait par la commande Matlab « dicomread ». Le résultat de l'image est une matrice codée sur 16 bits (figure 4.1).



b) Normalisation

Nous avons appliqué sur l'image originale une normalisation, qui consiste à convertir l'image, en une matrice codée sur 8 bits. Pour les images scanner brutes, leur distribution est codée sur l'échelle de Hounsfield, qui commence par des valeurs négatives «-500 HU» à des valeurs positives «3000». Le résultat de cette conversion est illustré dans la (figure 4.2).



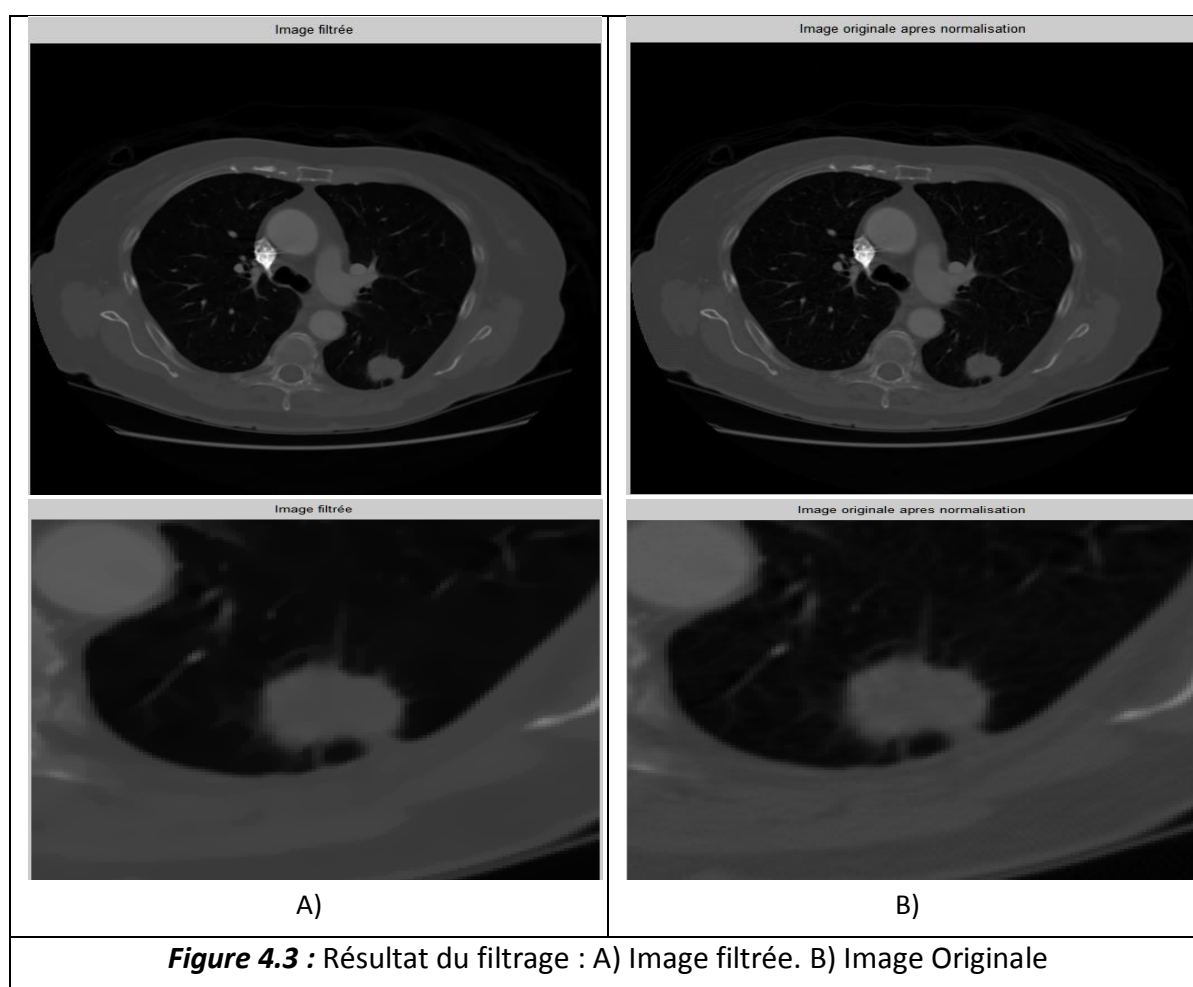
c) Application du filtre anisotrope

Après avoir normalisé l'image, on va appliquer le filtre de diffusion anisotrope de Perona et Malik modifié. Nous avons appliqué ce filtre parce qu'il a la capacité à éliminer les bruits, et à homogénéiser les régions, tout en préservant les contours, et en les accentuant.

Le filtre que l'on a utilisé est le filtre de diffusion de Perona et Malik, mais avec huit directions du gradient, contrairement au filtre original. Il se base sur l'équation de diffusion (4.1).

$g(\nabla u^i) = e^{- \nabla u^i ^2/k^2}$	(4.1)
---	-------

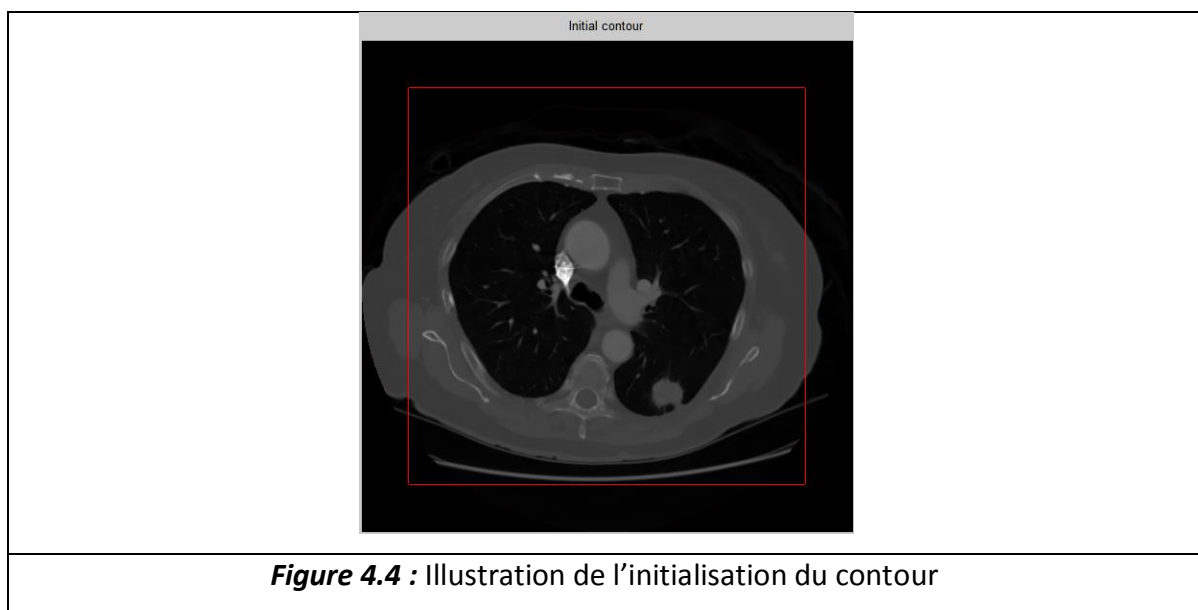
Le paramètre K représentant le seuil de diffusion, a été choisi suivant la valeur conseillée dans la littérature, à savoir 15, et suivant le gradient, qui représente le degré de lissage de l'image, et qui a été choisi égal à « 1/7 », à cause de son instabilité. La (figure 4.3) représente les résultats de l'application de ce filtre.

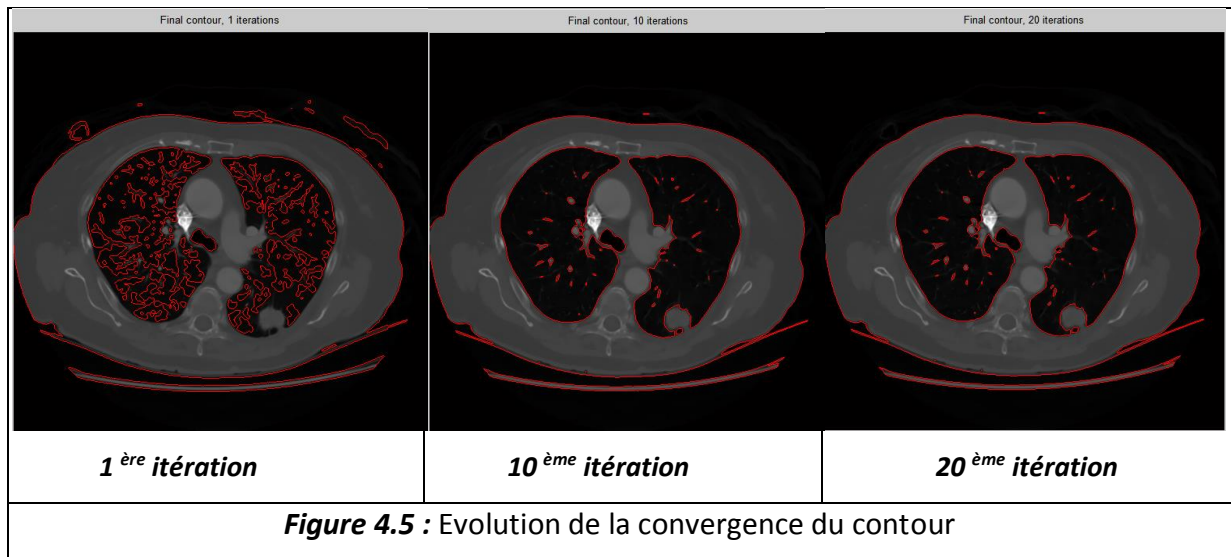


On remarque, qu'après l'application du filtre anisotrope, les régions ont été homogénéisées, et les contours ont été accentués, ce qui justifie le choix du filtre, parce que notre méthode de segmentation se base sur la détection de contour.

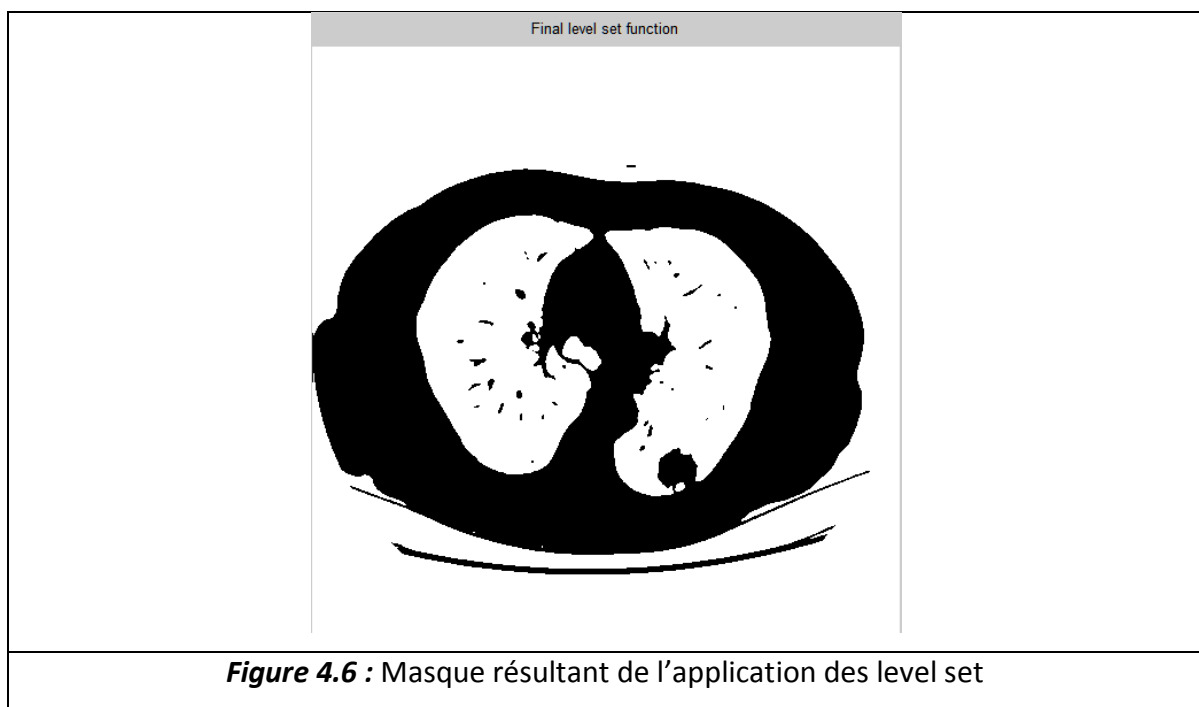
d) Segmentation des poumons

Pour cette étape, on va extraire les deux poumons (gauche et droit), du reste des structures contenues dans la cage thoracique. Pour cela, on s'est basé sur une méthode de modèle déformable, le « level set » de Chan et Vese. Les étapes de cette méthode ont été décrites dans le paragraphe (3.3.3.A). Un contour initial a été initialisé au début de la segmentation, comme montré dans la (figure 4.4). Ensuite, le contour initial va converger vers la zone d'intérêt, itérativement, suivant les étapes décrites auparavant. Le nombre d'itérations a été fixé à 20 ; la (figure 4.5) montre l'évolution de la convergence du contour.





Le résultat de cette segmentation consiste en un masque binaire, délimitant entre les régions sombres et les régions de haut contraste (figure 4.6).



On a utilisé ce résultat pour faire ressortir le masque des poumons, en suivant les étapes suivantes :

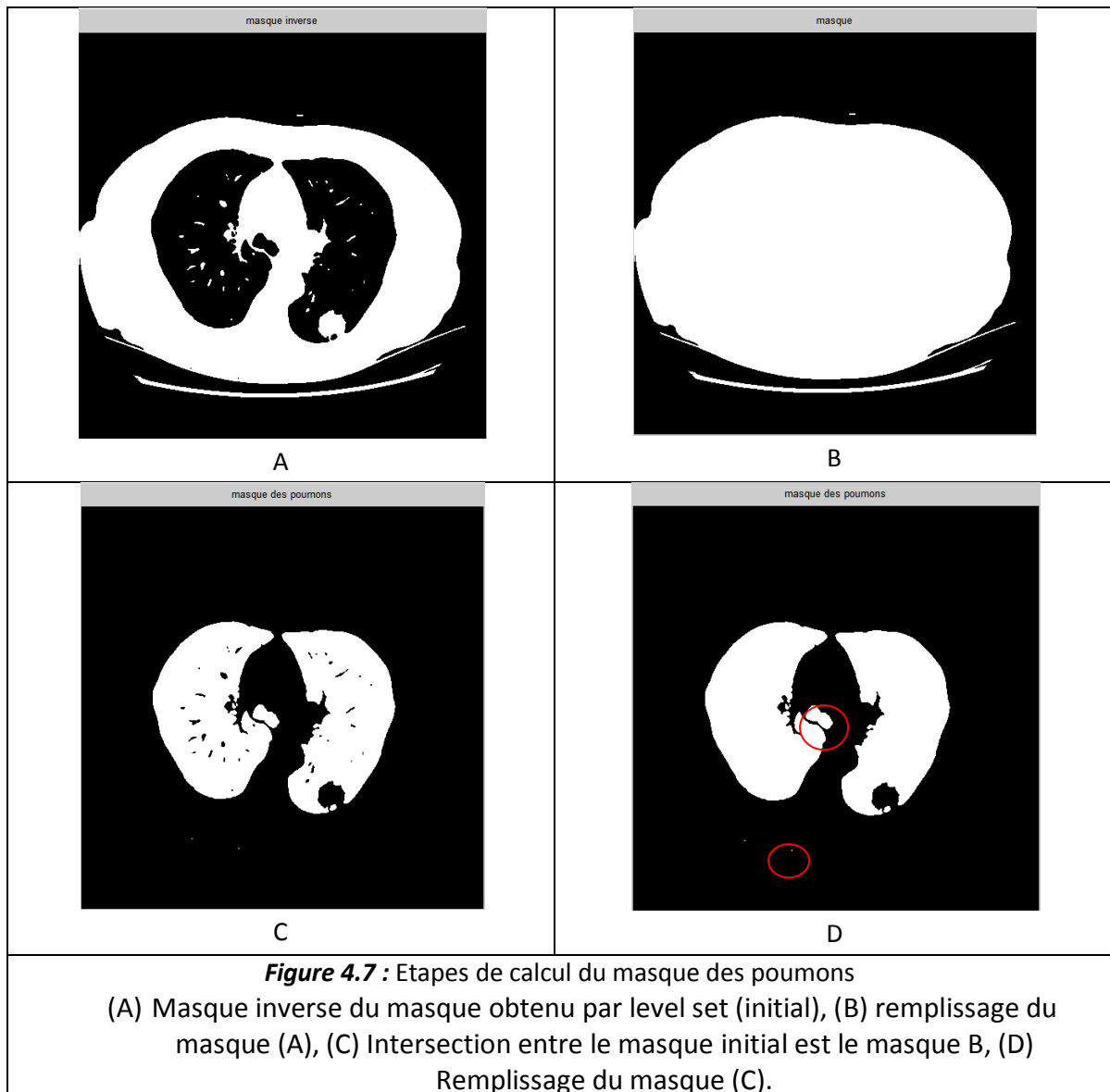
- Calculer le masque inverse du masque résultant de l'application des level set (figure 4.7 (A)) ;
- Faire un remplissage de région sur le masque inverse (figure 4.7 (B)) ;
- Faire l'intersection entre le masque inverse remplie, et le masque binaire, issue de la

Chapitre 04 : Résultats et discussion

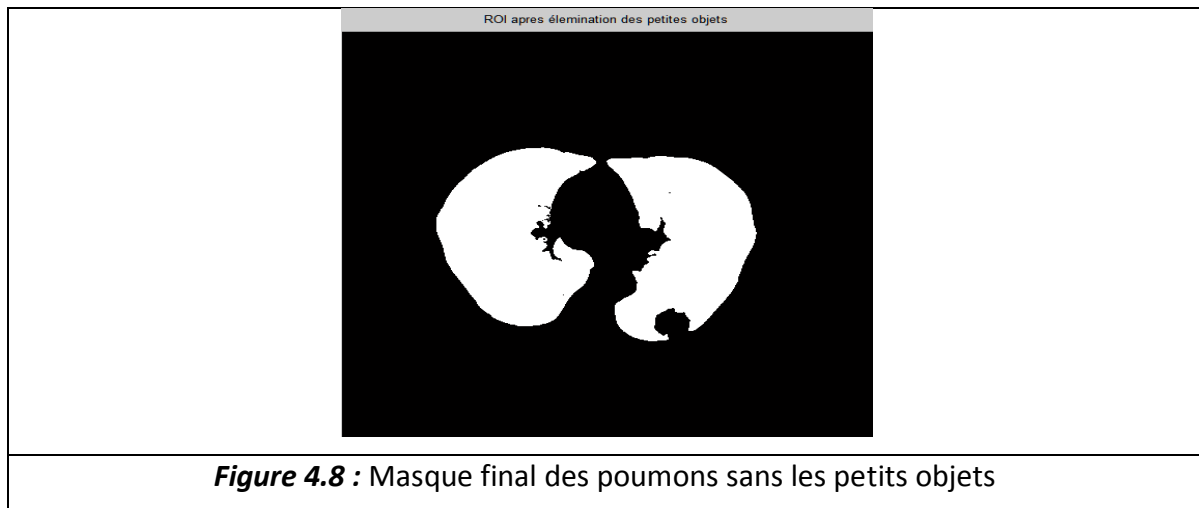
segmentation avec les level set (figure 4.7 (C)) ;

- Faire un dernier remplissage de région (figure 4.7 (D)).

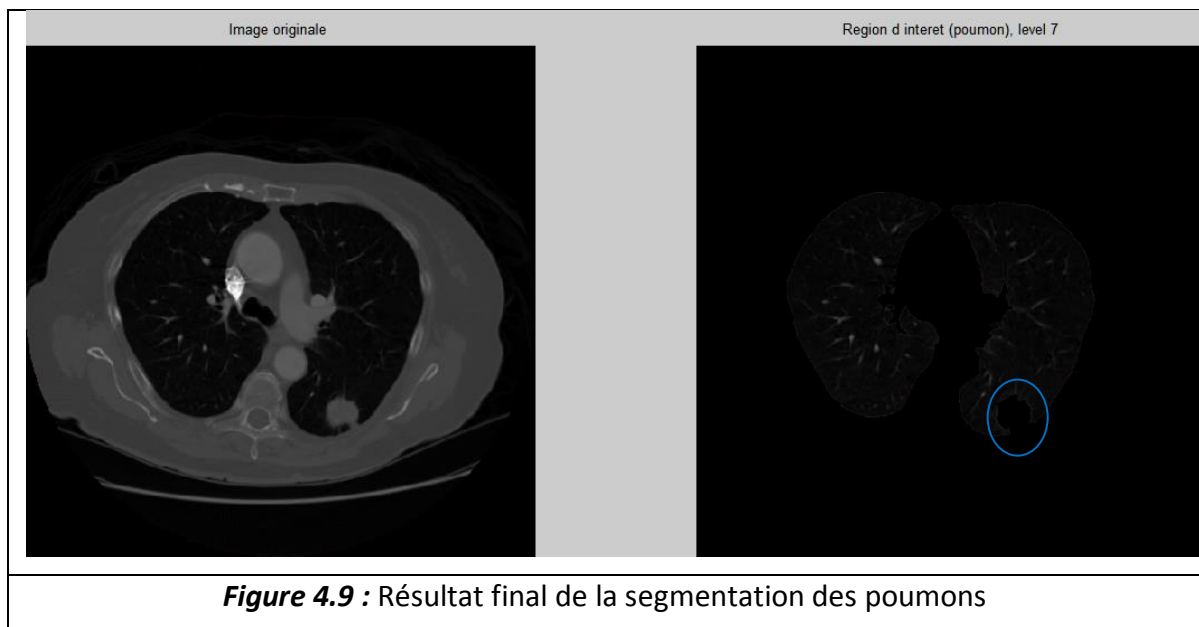
Dans le masque final, on trouve des petites régions qui n'appartiennent pas au poumon, qu'on doit supprimer pour la suite du traitement (régions entourées par des cercles rouges dans la (figure 4.7.D)).



Pour cela, on a fait un étiquetage du masque, et on a pris les deux plus grandes régions en surface (figure 4.8).



Le masque final a été appliqué à l'image originale pour extraire la zone d'intérêt. La (figure 4.9) représente le résultat de cette opération.

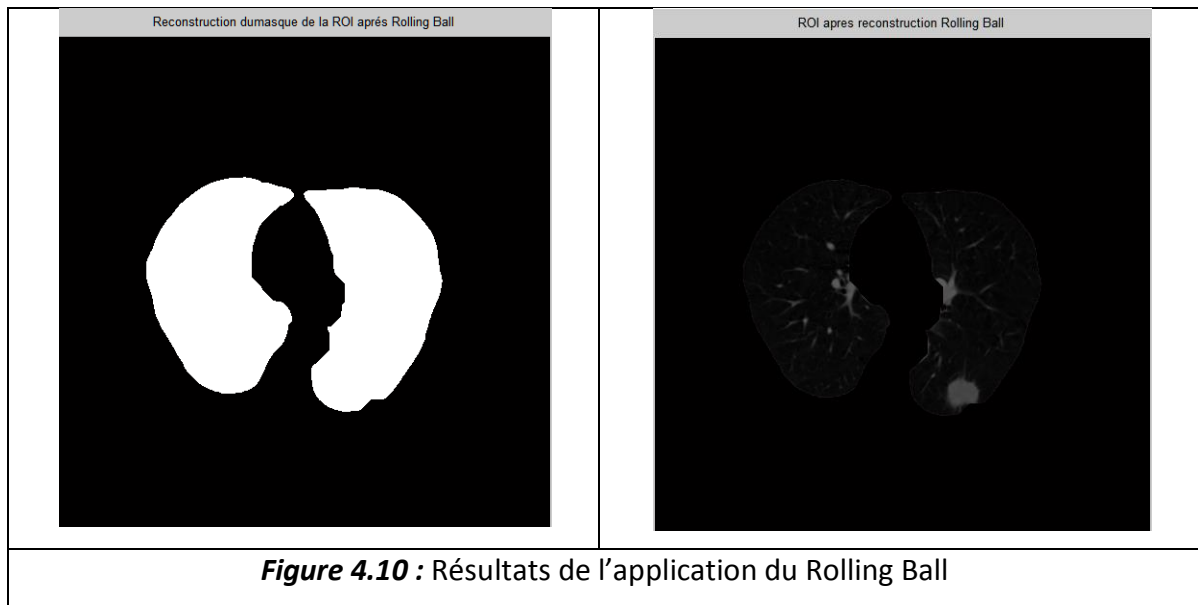


On remarque que, dans le cas où la tumeur est connectée à la plèvre, celle-ci sera supprimée (figure 4.9, cercle bleu). Une étape va être rajoutée, pour retrouver le volume total de la région d'intérêt.

e) Application du Rolling Ball

Le « Rolling Ball » est un algorithme, qui se base sur les notions de la morphologie mathématique, comme on la décrit dans le paragraphe (3.2.2.b).

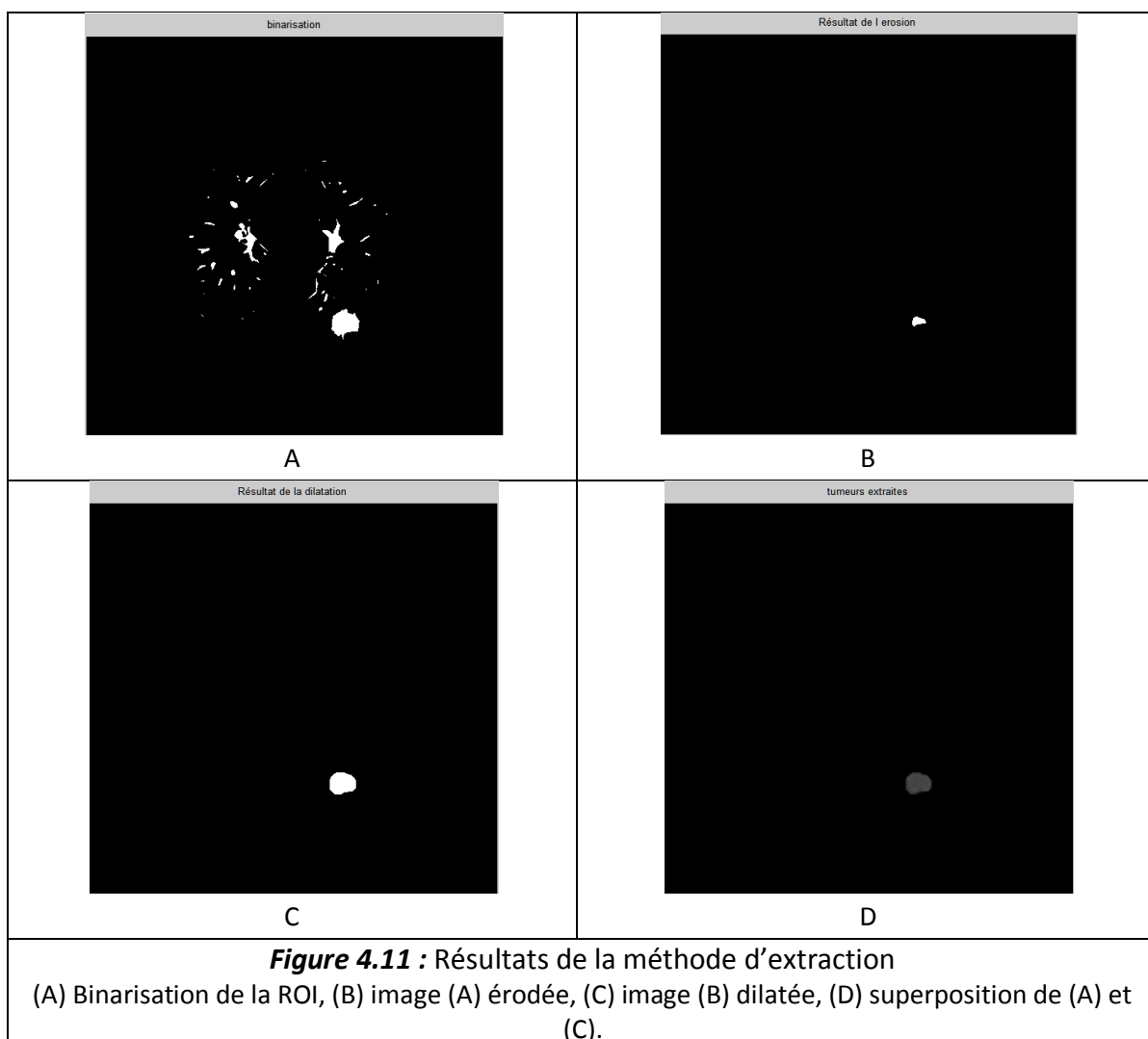
Les résultats de l'application du « Rolling Ball » sont illustrés dans la figure 4.10.



f) Extractions des tumeurs

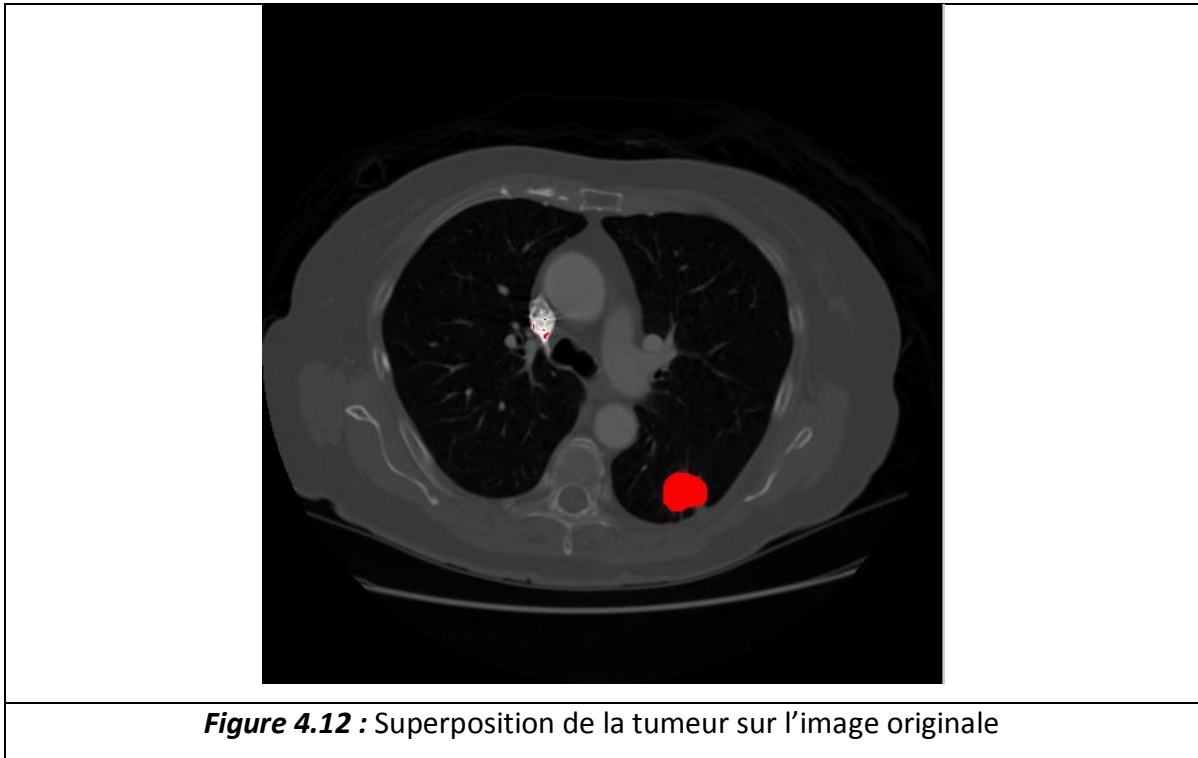
Dans cette étape, on va détecter et extraire les tumeurs, ou les nodules bronchiques, présents dans les poumons. L'approche se base sur des opérations morphologiques, en faisant les étapes suivantes :

- Binariser la région d'intérêt (figure 4.11 (A)) ;
- Faire deux érosions de suite de l'image binarisée, avec un élément structurant disque, de rayon « 4 » (figure 4.11 (B)) ;
- Faire deux dilations de suite de l'image érodée, avec le même élément structurant (figure 4.11 (C)) ;
- Prendre le masque résultant de la dilation, et le superposer avec l'image de la région d'intérêt, afin d'extraire les éléments détectés, à savoir tumeurs, nodules (figure 4.11 (D)).



Remarque : L'élément structurant a été choisi, par rapport à la forme sphérique des tumeurs, et sa taille a été choisie, par essai de plusieurs tailles, allant d'un rayon de 2 à 5.

Dans la (figure 4.12), on présente la tumeur extraite, superposée sur l'image originale, pour avoir un aperçu visuel de la performance de notre méthode.



4.3.2. Approche n°2

La deuxième approche, comme la première est constituée de deux parties, une pour la détection de la région d'intérêt, et la deuxième pour l'extraction des tumeurs.

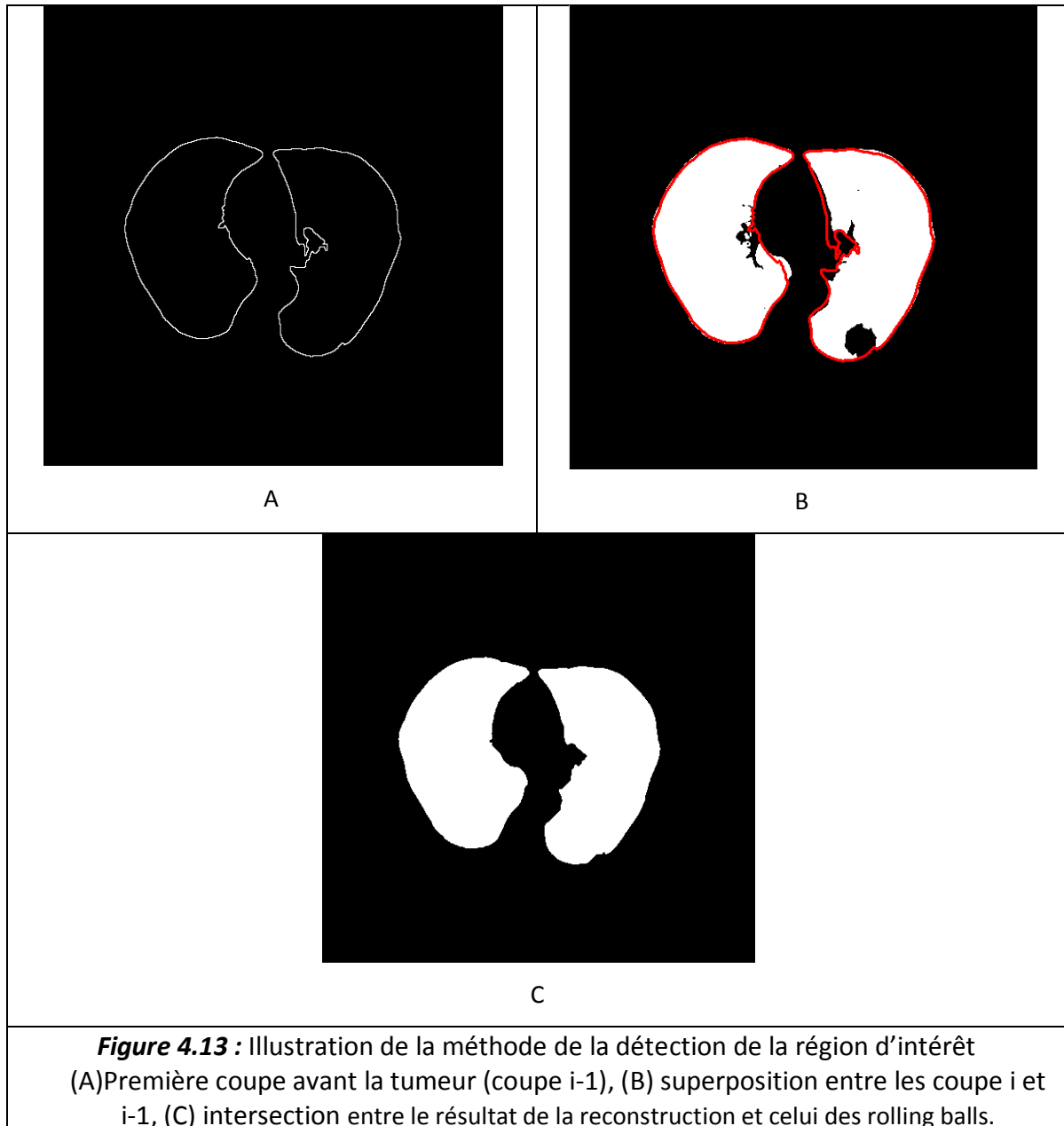
a. Détection de la région d'intérêt

On remarque que, pour notre première approche, sur certaines images, l'algorithme du « Rolling Ball » retrouve non seulement les tumeurs juxta-pleurales, tronquées de la région d'intérêt, mais récupère aussi des régions (les bronches pulmonaires principales), et les rajoute à la région d'intérêt, ce qui fait que le programme commet des erreurs de segmentation, sur les régions non tumorales.

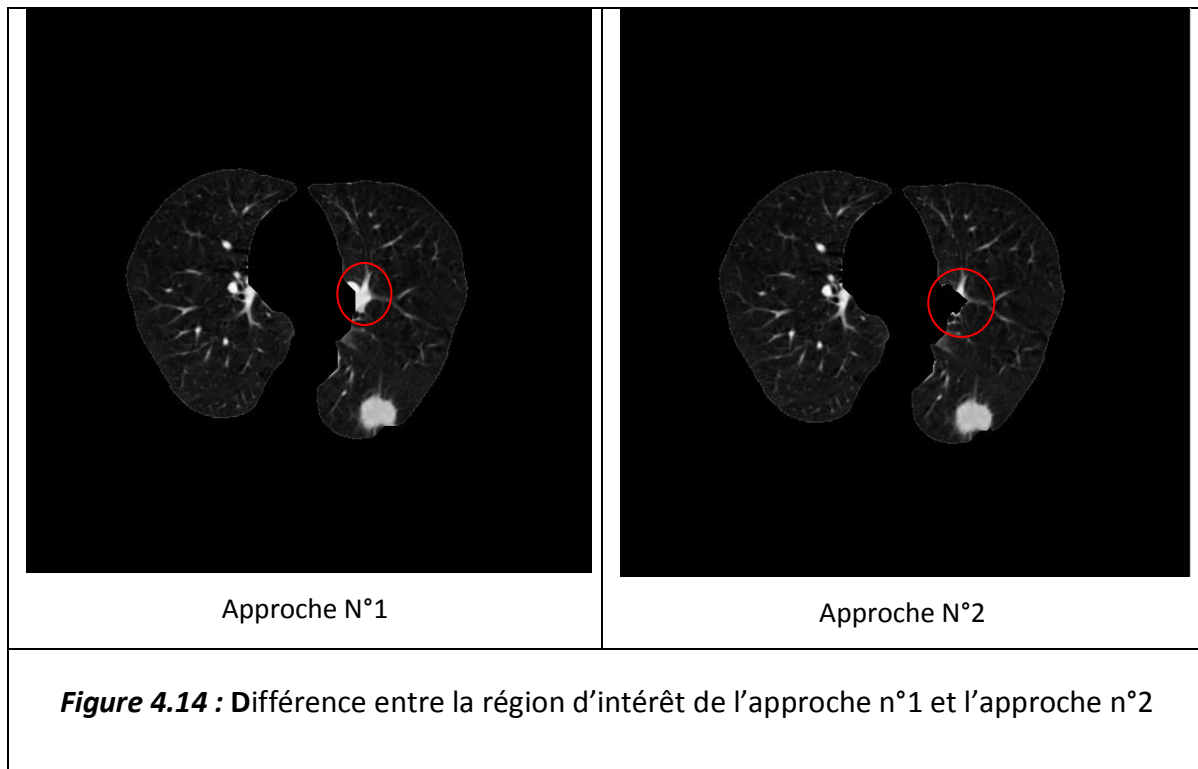
Pour cela, nous avons proposé une deuxième approche, identique à la première dans la succession des traitements à faire (les mêmes algorithmes ont été utilisés), mais le traitement a été fait sur plusieurs coupes, et en prenant compte, pour chaque coupe traitée, le contour de la coupe précédente, afin de confondre, entre la délimitation de la région d'intérêt dans la coupe « i » et dans la coupe « i-1 », pour reconstruire la région d'intérêt des poumons, sans la présence des bronches pulmonaires principales. La méthode consiste à :

- Prendre la première coupe, avant la tumeur, et à détecter le contour des poumons (figure 4.13 (A)) ;

- Superposer la région d'intérêt de la « i^{ème} » coupe, avec le contour de la coupe « i-1 » (figure 4.13 (B)), pour la reconstruction de la région d'intérêt ;
- Faire l'intersection, entre le résultat de la reconstruction, avec le résultat du Rolling Ball (figure 4.13 (C)).



Dans la figure 4.14, on va illustrer la différence, entre la région d'intérêt de l'approche n°1, et celle de l'approche n°2.



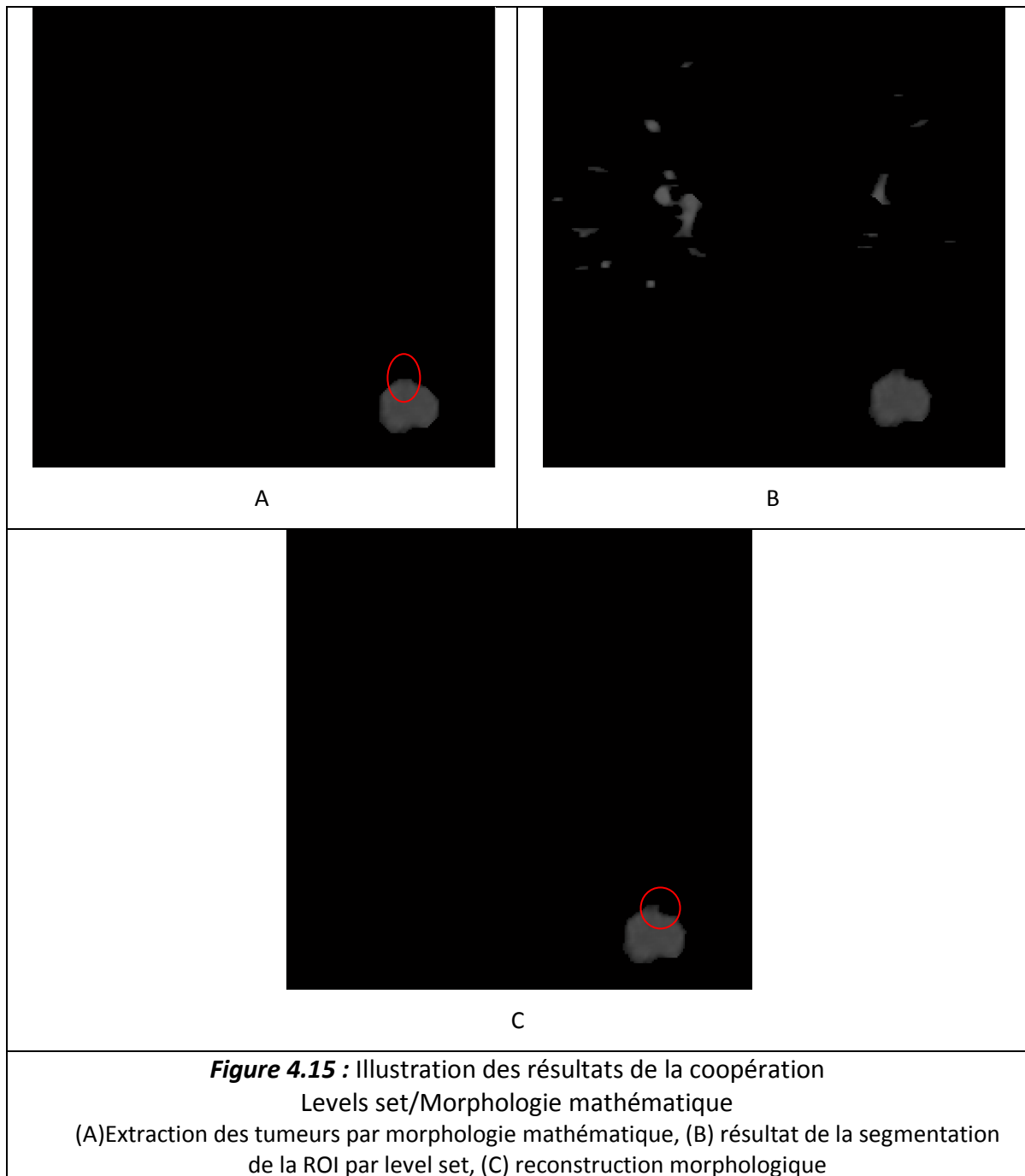
On remarque qu'entre la première et la deuxième approche, le résultat de la détection de la région d'intérêt a été amélioré dans l'approche N°2.

Remarque: La détection de contour et le prétraitement est le même qu'avec l'approche N°1.

b. Extractions des tumeurs

Dans cette étape, on a fait coopérer les « level set » et la morphologie mathématique ; les étapes sont les suivantes :

- Faire l'extraction des tumeurs, en utilisant la morphologie mathématique (figure 4.15 (A)) ;
- Faire une segmentation des régions candidates avec les « level set » (figure 4.15 (B)) ;
- Faire la reconstruction morphologique des tumeurs, à l'aide des deux segmentations (morphologie et level set) (figure 4.15 (C)).



On remarque dans ces résultats, que le résultat de la segmentation coopérative a donné de meilleurs résultats de segmentation, sans enlever une partie des tumeurs, comme dans la première approche (Figure 4.15 (C), cercle rouge).

4.4. Post-traitement

Le post traitement consiste à calculer le volume tumoral détecté. Pour cela, on a cherché des informations sur les images, pour pouvoir obtenir l'épaisseur des coupes, et ce que représente un pixel en taille réelle.

Chapitre 04 : Résultats et discussion

Donc, d'après les images qu'on a utilisées, un pixel occupe une surface de « $0,49 \text{ mm}^2$ », alors que l'épaisseur de la coupe est de « 2.5 mm », ce qui veut dire qu'un pixel occupe un volume de « $1,23 \text{ mm}^3$ ». De ce fait, pour calculer le volume tumoral, on considère le volume d'un pixel, et on le multiplie par le nombre de pixels qui constituent la tumeur.

Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents résultats obtenus dans notre travail. Pour chacune des approches qu'on a utilisées, il existe des points positifs et négatifs. Nous relevons que pour la première approche, qui consiste en la segmentation des poumons par les « level set », après extraction des tumeurs par morphologie mathématique, les résultats de la tumeur extraite ne sont pas complets, car la morphologie mathématique tronque une partie de la tumeur. Pour la seconde approche, nous avons pu résoudre ce problème, à l'aide de la reconstruction morphologique, avec le masque des tumeurs, issu de l'application des « level set ». Mais, même avec cette approche, la méthode tend parfois à connecter la tumeur à segmenter avec les bronches pulmonaires, lorsqu'on est en présence d'une tumeur connectée aux bronches.

Conclusion générale

Le cancer broncho-pulmonaire est l'une des pathologies qui provoque un taux de mortalité les plus élevés chez l'homme. Il est en général diagnostiqué trop tardivement, et face aux différents stades d'évolution, les traitements restent peu efficaces. C'est pourquoi de nos jours, les chercheurs ne cessent de développer des systèmes d'aide au diagnostic, pour aider les praticiens dans leur dur labeur.

Dans notre mémoire, on a proposé un système d'analyse d'images tomodensitométriques, pour l'aide au diagnostic des pathologies du cancer broncho-pulmonaire. Notre système consiste à appliquer les outils mathématiques (level set et morphologie mathématique) sur des images pathologiques, pour l'extraction des tumeurs bronchiques.

En premier lieu, nous avons utilisé une première approche, qui consiste en l'extraction de la zone pulmonaire, en faisant coopérer un algorithme de modèle déformable (level set), et l'algorithme du Rolling Ball. Par la suite, l'étape de segmentation et d'extraction de la tumeur a été faite, par des opérations morphologiques. Cette première phase, qui avait pour objectif d'extraire la tumeur, avait aussi comme inconvénient, sur certaines images, de segmenter des régions non pathologiques, et de les rajouter, comme étant des tumeurs potentielles.

Ceci nous a poussés à utiliser une deuxième approche, qui reprend le même système de traitement, mais cette fois, pour l'appliquer sur plusieurs images à la fois. Cette étape a été rajoutée pour extraire la zone pulmonaire, en prenant en compte la forme de la coupe précédente, et de la faire superposer avec celle-ci, pour la reconstruction de la forme du poumon. Ensuite, dans l'étape d'extraction de la tumeur, on a fait coopérer la méthode des contours déformables, et celle de la morphologie mathématique. La deuxième méthode a donné de meilleurs résultats dans l'extraction de la tumeur, que ceux de la première approche, car la reconstruction de la tumeur est totale. Cependant, dans le cas où la tumeur est collée aux bronches pulmonaires, une partie de celles-ci est détectée comme appartenant à la tumeur.

Comme perspectives, on propose d'utiliser dans l'étape d'extraction de la tumeur, une méthode de classification qui pourra différencier entre tumeurs, nodules et bronches pulmonaires, pour pouvoir faire l'extraction de la tumeur, seule, et faire sa reconstruction en 3D.

Références bibliographiques

- [1] TORTORA & GRABOWSKI, "Anatomie descriptive & Physiologie de L'appareil Respiratoire".
- [2] Dr NASSRA, "Anatomie de l'appareil respiratoire".
- [3] Ligue contre le cancer, "le cancer du poumon ", Berne , 47p , 2018 .
- [4] M.S Jarrar, M. Naouar. "Anatomie du médiastin", Faculté de médecine Ibn El Djazzar Sousse, Laboratoire d'anatomie et d'organogenèse, 192p ; 2012.
- [5] Plan anti cancer, "Manuel de Prise en charge Du Cancer Broncho-Pulmonaire" Ministère de la Santé de la Population et de la Réforme Hospitalière Algérie, 84p , 2016.
- [6] Fondation ARC pour la recherche sur le cancer, " Cancer des poumons", collection, " comprendre et agir ", 46p, 2018.
- [7] I. Monnet. "cancer bronchique à petites cellules (CPC)", Centre hospitalier Intercommunal de Créteil, Réseau Régional de Cancérologie Île-de-France (ONCORIF), 49 p, 2018
- [8] S. Novello, P. Solange, R. Califano, J.Y Douillard, F. Longo, C, Bramley, S. Jezdic. " le cancer du poumon non à petites cellules", société européenne d'oncologie médicale (ESMO) 57p, 2017.
- [9] E. Djeddi, "cancer broncho pulmonaire", thèse de doctorat en médecine, Université Abou Beker Belkaid, 79p, 2013.
- [10] M.D Julian, A.H Elzibak, A. Dobranowskie, A. Farfuse, C. Astelle, A. Naire, Y.T Levinsonf, M. Noseworthy, "Guide d'introduction à l'imagerie médicale : utilisation et sûreté des rayons X", Association canadienne des radiologistes, 28p, 2013
- [11] J.T Bushberg, "The Essential Physics of Medical Imaging", Second Edition, Lippincott Williams & Wilkins, USA, p 933, 2002.
- [12] Centre de santé et de services sociaux, " Tomodensitométrie", centre hospitalier affilié universitaire de Levis, 4p, 2014.

Références bibliographiques

- [13] A Meziane. Digital images segmentation : a state of art of the different methods. Revue d'Information Scientifique et Technique, 12(1). 2002.
- [14] M Benazouze. Analyse intelligente des images médicales : application aux images microscopiques de cytologie. Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaid, Telemcen. 2014.
- [15] J Lecoeur, C Barillot. Segmentation d'images cérébrales : Etat de l'art. Rapport de recherche, INRIA, Renne. 2007.
- [16] M S Brown, J G Goldin, M F McNitt-Gray, L E Greaser, A Sapra, K T Li, J W Sayre, K Martin, D R Aberle. Knowledge-based segmentation of thoracic computed tomography images for assessment of split lung function Med. Phys. 27592–8. 2000.
- [17] M S Brown, M F McNitt-Gray, N J Mankovich, J G Goldin, J Hiller, L S Wilson, D R Aberle. Method for segmenting chest CT image data using an anatomical model: preliminary results IEEE Trans. Med. Imaging 16828–39. 1997.
- [18] S Hu, E Hoffman, J Reinhardt. Automatic lung segmentation for accurate quantitation of volumetric x-ray CT images IEEE Trans. Med. Imaging 20490–8. 2001.
- [19] Metin N. Gurcan, Berkman Sahiner, Nicholas Petrick, Heang-Ping Chan, Ella A. Kazerooni, Philip N. Cascade, Lubomir Hadjiiski. Lung nodule detection on thoracic computed tomography images: Preliminary evaluation of a computer aided diagnosis system. Medical Physics, Vol. 29, No. 11, 2552-2558. Novembre 2002.
- [20] I Sluimer, M Prokop, B Van Ginneken. Towards automated segmentation of the pathological lung in CT IEEE Trans. Med. Imaging 241025–38. 2005.
- [21] S Ukil, J M Reinhardt. Smoothing lung segmentation surfaces in three-dimensional x-ray CT images using anatomic guidance Acad. Radiol. 121502–11. 2005.
- [22] X Sun, H Zhang, Duan H. 3D computerized segmentation of lung volume with computed tomography Acad. Radiol. 13670–7. 2006.
- [23] J Pu, J Roos, C A Yi, S Napel, G D Rubin, D S Paik. Adaptive border marching algorithm: automatic lung segmentation on chest CT images Comput. Med. Imaging Graph. 32452–62. 2008.
- [24] M N Prasad, M S Brown, S Ahmad, F Abtin, J Allen, I Da Costa, H J Kim, M F McNitt-Gray, J G Goldin. Automatic segmentation of lung parenchyma in the presence of diseases based on curvature of ribs Acad. Radiol. 151173–80. 2008.

Références bibliographiques

- [25] P Korfiatis, C Kalogeropoulou, A Karahaliou, A Kazantzi, S Skiadopoulos, L Costaridou. Texture classification-based segmentation of lung affected by interstitial pneumonia in high-resolution CT Med. Phys. 35:290–302. 2008.
- [26] E M van Rikxoort, B de Hoop, M A Viergever, M Prokop, B van Ginneken. Automatic lung segmentation from thoracic computed tomography scans using a hybrid approach with error detection Med. Phys. 36:2934–47. 2009.
- [27] J Wang, F Li, Q Li. Automated segmentation of lungs with severe interstitial lung disease in CT. Med Phys, 36:4592–9. 2009.
- [28] S Sun, G McLennan, E.A. Hoffman, R Beichel. Model-Based Segmentation of Pathological Lungs in Volumetric CT Data. Third International Workshop on Pulmonary Image Analysis. 31-40. 2010.
- [29] M Sofka, J Wetzl, N Birkbeck, J Zhang, T Kohlberger, J Kaftan, J Declerck, S K Zhou. Multi-stage learning for robust lung segmentation in challenging CT volumes. Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. vol 14, 667–74. 2011.
- [30] J Awad, A Owringi, L Villemaire, E O’Riordan, G Parraga, A Fenster. Three-dimensional lung tumor segmentation from x-ray computed tomography using sparse field active models. Med. Phys. 39 (2), 851-865. Février 2012.
- [31] S Sun, C Bauer, R Beichel. Automated 3-D segmentation of lungs with lung cancer in CT data using a novel robust active shape model approach. IEEE Trans. Med. Imaging 31:449–60. 2012
- [32] M. Keshani, Z Azimifar, F Tajeripour, R Boostani. Lung nodule segmentation and recognition using SVM classifier and active contour modeling: A complete intelligent system. Computers in Biology and Medicine 43, 287–300, 2013.
- [33] Y Tan, H L Schwartz, Z Binsheng. Segmentation of lung lesions on CT scans using watershed, active contours, and Markov random field. Med. Phys. 40 (4), April 2013.
- [34] Q Wang, W Kang, C Wu, B Wang. Computer-aided detection of lung nodules by SVM based on 3D matrix patterns. Clinical Imaging 37, 62– 69. 2013.
- [35] J R Yong, S Qi, Han J.W. van Triest, Y Kang, W Qian. Automatic segmentation of juxta-pleural tumors from CT images based on morphological feature analysis. Bio-Medical Materials and Engineering 24, 3137–3144, 2014.
- [36] K. Kothavari and S.N. Deepa. Segmentation of Lung on CT Images Using Robust Active Shape Model (RASM) and Tumour Location Using Morphological Processing. Academic Journal of Cancer Research 7 (2), 73-80, 2014

Références bibliographiques

- [37] S Shen, Alex A .T. Bui, J Cong, W Hsu. An automated lung segmentation approach using bidirectional chain codes to improve nodule detection accuracy. *Computers in Biology and Medicine* 57, 139– 149. 2015.
- [38] E.E. Nithila, S.S. Kumar, Segmentation of lung nodule in CT data using active contour model and Fuzzy C-mean clustering. *Alexandria Engineering Journal*. 2016.
- [39] L Wang, Y Chang, H Wang, Z Wu, J Pu, X Yang. An active contour model based on local fitted images for image segmentation. *Information Sciences*. 2017.
- [40] Q. Abbas. Segmentation of differential structures on computed tomography images for diagnosis lung-related diseases. *Biomedical Signal Processing and Control* 33, 325–334, 2017.
- [41] W. Zhang, X. Wang, P. Zhang, J. Chen. Global optimal hybrid geometric active contour for automated lung segmentation on CT images, *Computers in Biology and Medicine*. 2017.
- [43] P. Perona, J. Malik, Scale space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, n°7, pp 629-639, 1990.
- [44] P. Perona, J. Malik, Scale space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Computer Society Press, Washington*, 16-22, 1987.
- [45] J. Canny, A computational approach to edge detection, *IEEE Trans.* vol. 8, 679-698, 1986.
- [46] R. Terebes, Diffusion directionnelle, application à la restauration et à l'amélioration d'images de documents anciens, Thèse de doctorat, Université de Bordeaux I, France, 2004.
- [47] Y. Samir, Filtrage par Diffusion Anisotropique Appliquée aux Images IRM, université moulou maamri tizi-ouzou ,2004
- [48] B. Boumeshed, B.Bahmed, Segmentation de la main rhumatoïde par les modèles déformables, Mémoire de Master, Spécialité Imagerie médicale, Université SAAD DAHLAB, Blida, 2017.