

Table des matières

Introduction générale	03
------------------------------------	----

Chapitre I Le contexte Médical

I.1 Introduction	06
I.2 Le poumon	06
I.2.1 Anatomie des poumons	06
I.2.2 Le cancer du poumon.....	07
I.3 Les nodules pulmonaires	07
I.3.1 Définition.....	07
a. Micronodule pulmonaire	08
b. Nodule pulmonaire	09
c. Masse pulmonaire	09
I.3.2 Les types des nodules pulmonaires	09
I.4 L'imagerie médicale	10
I.4.1 Le bilan d'imagerie	10
I.4.2 Modalités d'imagerie du poumon	11
I.4.2.1 Radiographie	11
I.4.2.2 Pet-Scan.....	11
I.4.2.3 IRM.....	12
I.4.2.4 TDM (Scanner)	12
I.5 Généralités sur le scanner	12
I.5.1 Définition	13
I.5.2 Principe	13
I.5.3 Les modes d'acquisition	14
I.5.4 Echelle d'absorption d'Hounsfield	14
I.5.5 Fenêtrage	15
I.5.5.1 Les fenêtres parenchymes et médiastinales des poumons	16

I.5.6 Epaisseur de coupe	17
I.6Analyse sémiologique des nodules dans le scanner	17
I.6.1 Etude de la densité, de la morphologie et du contenu.....	17
I.6.1.1 Etude de la Densité.....	17
a. Nodules solides	17
b. Nodules Non Solides	18
c. Nodules Mixtes	18
I.6.1.2 Analyse morphologique	18
d. Étude de la forme	18
e. Étude de la taille	18
f. Étude des contours	19
g. Étude de la localisation	19
I.6.1.3 Etude du contenu	19
a. Air	19
b. Calcifications	19
c. Graisse	20
I.6.2 Les trois groupes des nodules	20
I.6.2.1 Les nodules bénins	20
I.6.2.2 Les nodules malins	20
I.6.2.3Nodule indéterminé.....	21
I.7Conclusion.....	21

Chapitre II : Le système CAD

II.1 Introduction.....	23
II.2. Les systèmes (CAD) en imagerie médicale	23
II.3. Les étapes principales d'un système CAD.....	24
II 3.1 Prétraitement.....	25
II3.2 La segmentation	25
II 3.3Extraction des caractéristiques	26
II.3.3.1 Caractéristiques de la texture (statistiques)	27
II.3.3.1.1 Les statistiques du premier ordre	27

II.3.3.1.2 Les statistiques du deuxième ordre	28
II.3.3.2 Caractéristiques géométriques	30
II.3.3.3 Caractéristiques textuelles	31
II.3.4 La classification	31
II.3.4.1 Définition	32
II.3.4.2 Principes de la classification	32
II.3.4.3 Les phases de classification	32
II.3.4.3.1 Phase d'apprentissage	32
a. Apprentissage supervisé	33
b. Apprentissage non-supervisé et auto-organisation	33
c. Apprentissage par renforcement	33
II.3.4.3.1.1 Les modes d'apprentissage.....	34
II.3.4.3.2 Phase de test.....	34
a. Taux de classification	35
b. sensibilité et spécificité.....	35
II.4 Avantages du système CAD.....	36
II.5 Les CAD en imagerie TDM pour la détection des nodules pulmonaires	37
II.6 Conclusion.....	37

Chapitre III Méthode et résultats

III.1 Introduction.....	39
III.2 Les étapes de système CAD proposé	39
III.3 Base de données.....	40
III.4 Prétraitement.....	42
III.4.1 Filtre médian	42
III.5 La segmentation	44
III.5.1 Segmentation des poumons	44
III.5.2 La segmentation des nodules candidats	49
III.6 Extraction des caractéristiques	52
III.6.1 Calcul de La matrice de cooccurrence	53
III.6.2 Etiquetage de nodules.....	56
III.7 La classification.....	57

III.7.1 Le classifieur SVM	58
III.7.2 Résultat et interprétation	59
III.7.3 Performances de l'approche proposée	65
III.8 Conclusion.....	67
II.9 Interface graphique.....	69
<i>Conclusion générale et perspectives.....</i>	<i>76</i>
<i>Annexe.....</i>	<i>77</i>
Bibliographie.....	82

Liste des figures du 1er chapitre

Figure I.1 vue de face des deux poumons.....	06
Figure I.2 nodule pulmonaire.....	08
Figure I.3 les différentes tailles de nodule.....	08
Figure I.4 Micronodule pulmonaire.	08
Figure I.5 Nodule pulmonaire.....	09
Figure. I.6 Exemples d'une masse pulmonaire.....	09
Figure. I.7 les différents types de nodules pulmonaires : (a) nodule isolé, (b) juxta-vasculaire, (c) juxta-pleural	09
Figure I.8 Les modalités d'imagerie médicale.....	10
Figure I.9 Image radiologique du thorax.....	11
Figure. I.10 Nodule pulmonaire. (a) image scanner, (b) image (pet-scan).....	12
Figure. I.11 Image pulmonaire par TDM.....	12
Figure I.12 composants d'un scanner.....	13
Figure I.13 principe du TDM.....	14
Figure I.14 (a) Acquisition scanner séquentiel, (b) Acquisition hélicoïdal.....	14
Figure I.15 Intensité des images TDM en fonction du type de tissu en unités HU.....	15
Figure. I.16 Les Fenêtres(a) Fenêtre totale, (b) Fenêtre de visualisation	15
Figure. I.17 les Fenêtres(a) Fenêtre " tissu mou ", (b) Fenêtre " os ",(c) Fenêtre " air	16
Figure. I.18 Les fenêtres des poumons (a) f.parenchymateuse, f.médiastinale (b).....	17
Figure. I.19 Epaisseur de coupe (a) : épaisseur de 5 mm, (b) : épaisseur de 1,25 mm.....	17
Figure. I.20 les catégories principales des nodules, (a) nodule solide, (b) nodule non solide, (c) nodule mixte.....	18
Figure. I.21 Exemples des contours des nodules. (a) nets et réguliers, (b) lobulés, (c) spiculés....	19
Figure. I.22 Les différents types de calcifications.....	20

Liste des figures du 2^{ème} chapitre

Figure II.1 les étapes principales du système CAD.....	24
Figure II.2 calcul de la matrice de co-occurrence d'une image. (a) image (b) la matrice de co-occurrence.....	29

Liste des figures du 3^{ème} chapitre

Figure III.1 Schéma fonctionnel de la méthode proposée de CAD.....	39
Figure III.2 image de la base LIDC.....	40
Figure III.3 image du CHU TLEMEN.	41
Figure III.4 concept de filtre médian.....	42
Figure III.5 Application de filtre médian, (a) : image originale, (b) : image filtrée3 x 3, (c) : image filtrée5 x 5, (d) : image filtrée9 x 9, (e) : image filtrée15 x 15.....	43
Figure III.6 Application de filtre médian, (a) : image originale, (b) : image filtrée3 x 3, (c) : image filtrée 5 x 5, (d) : image filtrée7 x 7, (e) : image filtrée 9x 9.....	44
Figure III.7 Schéma représente la segmentation des poumons.....	45
Figure III.8 Le seuil de la methode d'Otsu.....	47
Figure III.9 La segmentation des poumons, (a) masque initial, (b) inverse du masque initial.....	47
Figure III.10 La segmentation des poumons, masque de corps (Mb).....	47
Figure III.11 La segmentation des poumons, secondaire (Ms).....	48
Figure III.12 segmentation des poumons. (a) : image origine, (b) masque final (la taille élément structurant=1), (c) image bien segmentée.....	49
Figure III.13 segmentation des poumons. (a) image origine, (b) image male segmentée (flèche) (la taille élément structurant=1), (c) image bien segmentée (la taille élément structurant=15).....	49
Figure III.14 Les étapes d'identification des nodules candidats.....	50
Figure III.15 segmentation des nodules candidats(a) image du poumon segmenté (b) image segmenté (par seuillage manuelle).....	50
Figure III.16 segmentation des nodules candidats, (a)image segmenté (par seuillage manuelle), (b) image après une ouverture morphologique	51
Figure III.17 segmentation des nodules candidats, (a) image après une ouverture morphologique, (b) image contient que des nodules entre [4-30mm] de diamètre	51
Figure III.18 résultat de tout les étapes de segmentation des nodules candidats(a) image des poumon segmenté, (b) image segmenté (par seuillage manuelle), (c) image après une ouverture morphologique (d) image contient que des nodules entre [4-30mm]de diamètre..	52
Figure III.19 résultat de segmentation des poumons et des nodules candidats.....	52
Figure III.20 segmentation des nodules. (a) nodules segmentés de la base LIDC, (b) nodules étiquetés (10 objets).....	56

Figure III.21 Hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes.....	58
Figure III.22 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par la base LIDC (b) résultat de notre système, (c) nodule détecté.....	60
Figure III.23 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par les radiologues (b) résultat de notre système.....	60
Figure III.24 résultat de la détection de quelques images qui ont la sensibilité 100% par le système.....	61
Figure III.25 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détecté par la base LIDC annotée (b) nodule détecté par le système.....	62
Figure III.26 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détecté par la base LIDC annotée (b) détection de faux positif et faux négatif.	62
Figure III.27 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par les radiologues (b) résultat de notre système.....	63
Figure III.28 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détecté par la base LIDC annotée (b) aucune détection des nodules par le système.....	63
Figure III.29 résultat de la détection des nodules. (a), (c) images qui ne contient aucun nodule dans la base LIDC annotée et dans les images du CHU de Tlemcen (b), (d) aucune détection des nodules par le système.....	64
Figure III.30 graphe des résultats de la base LIDC.....	66
Figure III.31 graphe des résultats des images du CHU de Tlemcen.....	66
Figure III.32 Fenêtre principal de l'interface graphique.....	68
Figure III.33 Fenêtre d'explication du fonctionnement de l'interface.....	69
Figure III.34 Fenêtre pour la lecture d'image initiale.....	70
Figure III.35 Fenêtre de prétraitement.....	70
Figure III.36 Fenêtre de la segmentation du poumon.....	71
Figure III.37 Fenêtre de la segmentation des nodules.....	71
Figure III.38 Fenêtre d'image étiquetée.....	72
Figure III.39 Fenêtre d'extraction des caractéristiques.....	72
Figure III.40 Fenêtre de la classification des nodules.....	73
Figure III.41 Fenêtre de la détection des nodules.....	73
Figure III.42 les fenêtres (a), (b) et (c) représentent les performances de la détection.....	75

Liste des tableaux

Tableau II.1 quelques caractéristiques de Haralick calculés.....	30
Tableau II.2 quelques caractéristiques géométriques.....	31
Tableau II.3 les définitions des grandeurs VP, VN, FP et FN.....	36
Tableau III.1 Quelques caractéristiques calculé par une fenêtre 3*3.....	55
Tableau III.2 Quelques caractéristiques calculé par une fenêtre 5*5.....	55
Tableau III.3 Quelques caractéristiques calculé par une fenêtre 7*7.....	55
Tableau III.4 les caractéristiques de la forme pour les 10 objets	56
Tableau III.5 les caractéristiques de la texture pour les 10 objets.....	57
Tableau III.6 comparaison entre la décision de classifieur SVM et des experts.....	59
Tableau III.7 comparaison entre la décision de classifieur SVM et des experts.....	61
Tableau III.8 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la forme	65
Tableau III.9 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la forme	65
Tableau III.10 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la	65

Liste des abréviations

TDM:Tomodensitométrie
CT: Computerized Tomography
CAD : Systèmes d'aide à la détection
CADi : Systèmes d'aide au diagnostique
SVM : Support a vaste machine
LIDC : Lung Image Database Consortium
IDRI : Image Database Resource Initiative
TEP : Tomographie par émission de positon
IRM : Imagerie par résonance magnétique
OMS : Organisation Mondiale de la Santé
CHU :centre hospitalo-universitaire.
HU : unité d'Hounsfield
mm : millimètre
NP : nodule pulmonaire
1D : mono-dimensionnel
2D : deux dimensions
3D : trois dimensions
RX: rayons X
GLCM: Gray Level Co-occurrence Matrix
DICOM: Digital Imaging and Communication in Medicine
VP : vrai positif.
VN : vrai négatif.
FP : faux positif.
FN : faux négatif.
Mi : Le masque initial
Mb : Le masquedecorps
Ms : Le masque secondaire
Mf : Le masque final

RÉSUMÉ

Les nodules pulmonaires peuvent indiquer un stade précoce du cancer du poumon. Ainsi, la détection précoce des nodules est le moyen le plus efficace pour sauver la vie des patients.

Le but de ce mémoire est de présenter une approche globale de diagnostic assisté par ordinateur(CAD), qui permet d'aider le radiologue à effectuer différentes mesures pour la détection des nodules pulmonaires dans les images scanner. Ce système effectue la tâche d'interprétation des images médicales à partir d'une chaîne de traitement tel que le prétraitement des images par le filtre médian, la segmentation du poumon par la méthode d'Otsu, la segmentation des nodules candidats basée sur l'application d'un seuillage manuel, l'extraction des caractéristiques, enfin la classification des nodules candidats à l'aide d'un classifieur(SVM).

Dans ce mémoire nous avons travaillé avec deux bases d'image annotées, la première LIDC (Lung Image Database Consortium), la deuxième est obtenue à partir du CHU de Tlemcen.

Les performances du système proposé et appliqué sur la base LIDC annotée ont montré une sensibilité moyenne de 82.35%, une spécificité moyenne de 98.78%, et un taux de classification moyenne de 97.24%. Des résultats similaires ont été obtenus sur les images provenant du CHU de Tlemcen.

Mots-clés : Nodule pulmonaire, images TDM, Base LIDC, système CAD, classifieur SVM.

Introduction générale

Avant la consommation à grande échelle de cigarettes, le cancer du poumon était une maladie rare. En 1912, Adler publiait un livre dans lequel il décrit les 374 cas confirmés de cancer du poumon publiés dans le monde entier. De nos jours. Le cancer du poumon représente la première cause de mortalité, avec 900 000 nouveaux cas par an chez l'homme et 330 000 chez la femme [1]. En 2015 et pour la première fois, le cancer du poumon dépasse le taux de mortalité par cancer du sein chez les femmes, [2] L'incidence de cette lourde pathologie reste croissante en Algérie, avec des effets négatifs sur la communauté et surtout chez la jeunesse.

Le terme général de «cancer» s'applique à un grand groupe de maladies pouvant toucher n'importe quelle partie de l'organisme .Un nodule des poumons, aussi appelé nodule pulmonaire, est une petite boule anormale pouvant se former à l'intérieur des poumons pour différentes raisons [3].

En 2013, l'OMS Organisation Mondiale de la Santé a lancé son Plan d'action mondial pour la prévention et la lutte contre les maladies non transmissibles 2013-2020 qui vise à réduire de 25% la mortalité prématurée due au cancer. Certaines des cibles volontaires sont plus pertinentes pour la prévention du cancer comme celle relative à la réduction de 30% de la consommation de tabac. Les spécialistes conseillent aux fumeurs d'arrêter de fumer et surveiller leurs poumons de passer un scanner 2 fois par an pendant 2 années [4].

C'est grâce à l'importance de ce sujet dans le domaine médical, et son influence sur la population, nous avons choisi comme projet de fin d'étude la détection des nodules pulmonaires

Il y a plusieurs techniques permettent la surveillance et de dépistage précoce du cancer : La radiographie du thorax est l'examen diagnostique de base, les examens complémentaires étant le scanner, la tomographie par émission de positon (PET Scan), une IRM (Imagerie par résonance magnétique) mais la tomodensitométrie est devenue très fréquente en comparaison avec l'imagerie médicale provenant de la radiographie va permettre de détecter un plus grand nombre de nodules pulmonaires [5].

C'est pourquoi on a choisi la TDM comme un système d'acquisition des images des poumons pour la détection des nodules pulmonaires

Notre travail porte sur la détection des nodules pulmonaires dans les images scannographies dont l'objectif d'extraire les nodules pulmonaires pour faciliter le diagnostic de ces images ultérieurement : La question n'est pas de se substituer au médecin, mais de lui proposer des outils performants qui l'aident dans son travail d'analyse des images scannographies.

Dans ce travail nous présentons un système (CAD) qui permet d'aider le radiologue pour la détection des nodules pulmonaires dans les images TDM

Nous avons effectué une chaîne de traitement commencer par le prétraitement des images par le filtre médian, puis la segmentation du poumon par la méthode d'Otsu, la segmentation des nodules candidats basée sur l'application d'un seuillage manuel, l'extraction des caractéristiques, enfin la classification des nodules candidats à l'aide d'un classifieur (SVM).

Plan du mémoire :

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Chapitre 1

Dans ce chapitre nous présentons des généralités sur l'anatomie des poumons, les nodules ainsi que les méthodes d'acquisitions des images et mettre en relief la technique d'imagerie scanner TDM.

Le chapitre 2 présente des généralités sur le système CAD et ces étapes principales, et son rôle dans l'imagerie médicale et en particulier dans le domaine de la détection des nodules pulmonaires.

Chapitre 3

Le dernier chapitre est consacré à la présentation du système CAD proposé ainsi que les résultats obtenus et leur interprétation, avec une interface graphique qui résume toutes les étapes.

Nous terminons notre travail avec une conclusion générale résumant les résultats obtenus et les perspectives futures.

I.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'approche médicale de l'imagerie du poumon, pour situer le contexte dans lequel l'application que nous cherchons à développer va être utilisée. Nous présentons l'anatomie du poumon, les nodules pulmonaires et les différents types des nodules.

Nous décrivons ensuite les généralités sur l'imagerie médicale et les modalités d'imagerie utilisées pour la détection des nodules pulmonaires nous nous intéressons sur le TDM (scanner) et la réalisation d'une image scanner, les types d'images, les qualités d'images etc...

Nous terminons ce chapitre par présenter en détail les nodules pulmonaires sur des images scanner et des changements bénins et malins qui peuvent se produire.

I.2 le poumon

I.2.1 Anatomie des poumons

Les poumons sont des organes vitaux spongieux et volumineux. Ils sont le siège des échanges gazeux entre l'air et le sang, responsable de l'apport en oxygène dans l'organisme.

Les deux poumons sont séparés par le médiastin. Ils sont posés sur le diaphragme et protégés par la cage thoracique. La plèvre est une mince membrane à deux feuillets, dont l'un tapisse la paroi intérieure du thorax et l'autre enveloppe les poumons. Entre les deux feuillets, une petite quantité de liquide permet aux poumons de glisser à l'intérieur de la cage thoracique.

Le poumon est divisé en différentes sections, nommées lobes pulmonaires. Il y a trois lobes dans le poumon droit et deux dans le poumon gauche dont la face interne présente un emplacement pour le cœur. Les lobes sont séparés par des scissures. Chaque lobe se subdivise en plusieurs segments possédant des bronchioles respiratoires, les conduits alvéolaires et les alvéoles dont la paroi très fine contient des capillaires qui sont le siège des échanges gazeux. Les poumons sont donc constitués de l'ensemble de ces alvéoles, accolées entre elles. La figure I.1 montre un schéma des éléments principaux des poumons [6].

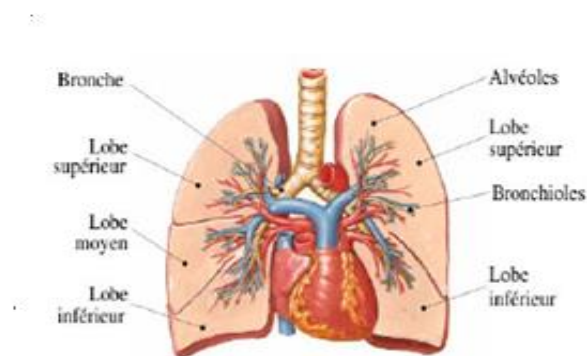


Figure. I.1vue de face des deux poumons.

I.2.2 Le cancer du poumon

Le terme général de «cancer» s'applique à un grand groupe de maladies pouvant toucher n'importe quelle partie de l'organisme. Le cancer apparaît à partir d'une seule cellule. On parle aussi de tumeurs malignes ou de néoplasmes ou nodule.

La principale cause du cancer du poumon est le tabagisme (environ 90 % des cas). Plus vous avez fumé beaucoup et longtemps, plus votre risque de développer un cancer du poumon augmente. Il existe d'autres facteurs pouvant augmenter le risque de souffrir d'un cancer du poumon, tels que : la consommation d'alcool et du cannabis, une mauvaise alimentation, exposition au radon, exposition à des produits chimiques tels que l'arsenic, le chrome, le nickel et pollution atmosphérique.

Plusieurs symptômes, parfois mineurs et communs à de nombreuses maladies, peuvent conduire à la découverte d'un cancer du poumon. Certains signes peuvent attirer l'attention, tel que :

- Toux, présence de sang dans les crachats.
- Douleur thoracique, fatigue anormale.
- Perte d'appétit et Perte de poids.
- Modification de la voix, des difficultés à avaler.
- Infections pulmonaires fréquentes (bronchite, pneumonie).

Les premiers symptômes d'un cancer du poumon apparaissent malheureusement tardivement, quand la tumeur est déjà bien installée, Si les symptômes sont persistants ils doivent amener à consulter immédiatement un médecin. Il est rare que le cancer du poumon soit découvert sans symptôme au cours d'un examen radiologique systématique [3].

L'exactitude du diagnostic est essentielle pour administrer un traitement adapté et efficace car chaque type de cancer nécessite un protocole spécifique comprenant une ou plusieurs modalités comme la chirurgie et/ou la radiothérapie, et/ou la chimiothérapie. L'objectif primordial est de guérir la maladie ou de prolonger la durée de vie. Améliorer la qualité de vie des patients est aussi un objectif de premier plan [2].

I.3 Les nodules pulmonaires

I.3.1 Définition

Un nodule est une formation anormale de forme généralement arrondie, se développant à la surface d'un tissu ou bien dans un organe. Un nodule des poumons, aussi appelé nodule

pulmonaire, est une petite boule anormale pouvant se former à l'intérieur des poumons pour différentes raisons (Figure. I.2). Il est très souvent découvert à l'occasion d'une radiographie thoracique. Le nodule peut être le signe de multiples pathologies comme une infection localisée, inflammation, une tuberculose ganglion, cancer bronchique ou parfois anomalie vasculaire ou congénitale [3].



Figure. I.2 nodule pulmonaire

Un nodule pulmonaire est une petite opacité blanche arrondie visible sur une radiographie ou un scanner. Cette opacité est inférieure à 30 millimètre (mm) et si elle est inférieure à 4mm, on l'appelle micronodule. Au-delà de 30mm (Figure. I.3), ce ne sont plus des nodules mais des masses pulmonaires, La majorité des petits nodules sont bénins [7].

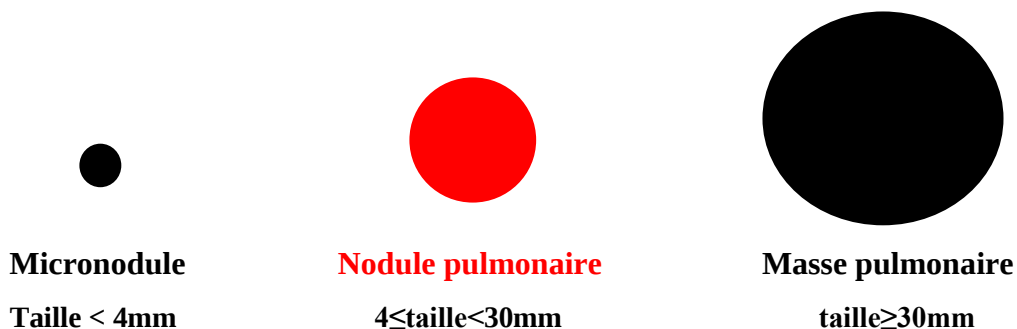


Figure. I.3 les différentes tailles de nodule.

a. Micronodule pulmonaire

Il est de siège sous pleural (flèche).
(Figure. I.4) Les fenêtres révèlent une calcification centrale signant la bénignité [7].

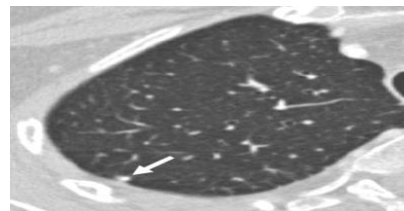


Figure. I.4 Micronodule pulmonaire.

b. Nodule pulmonaire

Il s'agit d'un nodule de moins de 30 mm entouré de tissu pulmonaire sain (Figure. I.5). Les nodules pulmonaires sont le plus souvent bénins [7].



Figure. I.5 Nodule pulmonaire.

c. Masse pulmonaire

Le terme de masse pulmonaire (Flèche) est réservé aux opacités de plus de 3cm de diamètre (Figure. I.7), pour laquelle il existe une haute probabilité de malignité [7].

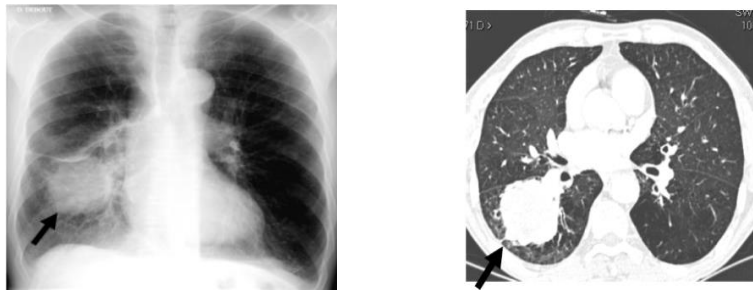


Figure. I.6 Exemples d'une masse pulmonaire.

I.3.2 Les types des nodules pulmonaires :

Dans le poumon on trouve trois types des nodules pulmonaires, comme il est montré dans la (figure .I.6), il y a les nodules juxta-vasculaire qui sont collés avec les vaisseaux, les nodules juxta-pleural collés avec la paroi du poumon, et les nodules individuelle sont isolés.

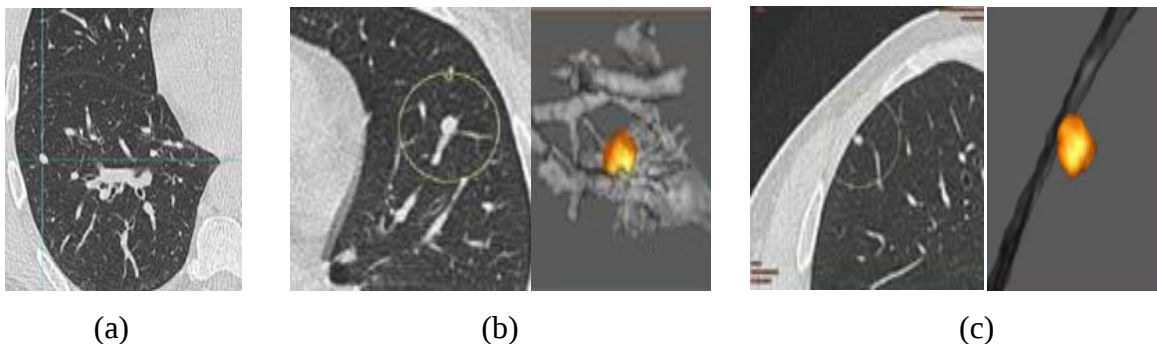


Figure. I.7 les différents types de nodules pulmonaires : (a) nodule isolé, (b) juxta-vasculaire, (c) juxta-pleural [8].

I.4. L'imagerie médicale

Le rôle de l'imagerie dans les applications médicales occupe une place croissante depuis plusieurs années. Les améliorations technologiques des appareils d'acquisition permettent de réaliser des images de plus en plus précises [9].

L'imagerie médicale regroupe différentes techniques qui permettent de "voir" l'intérieur du corps humain (Figure. I.8), la structure ou la fonction des organes, sans procéder à une intervention directe sur ceux-ci. L'imagerie médicale est utilisée afin d'étayer un diagnostic ou de proposer un traitement pour de nombreuses pathologies, notamment en cancérologie. Avec les actes dits interventionnels, l'imagerie aide également à la réalisation d'actes diagnostiques et thérapeutiques précis, en chirurgie, cardiologie, rhumatologie ou neurologie par exemple.

L'apport de l'imagerie médicale dans la prise en charge des maladies depuis leur diagnostic jusqu'à leur traitement est devenu irremplaçable. Le recours à une imagerie médicale de plus en plus performante, en scanographie notamment, améliore la qualité du diagnostic et permet de mieux orienter la stratégie thérapeutique et d'évaluer l'efficacité des traitements [10].

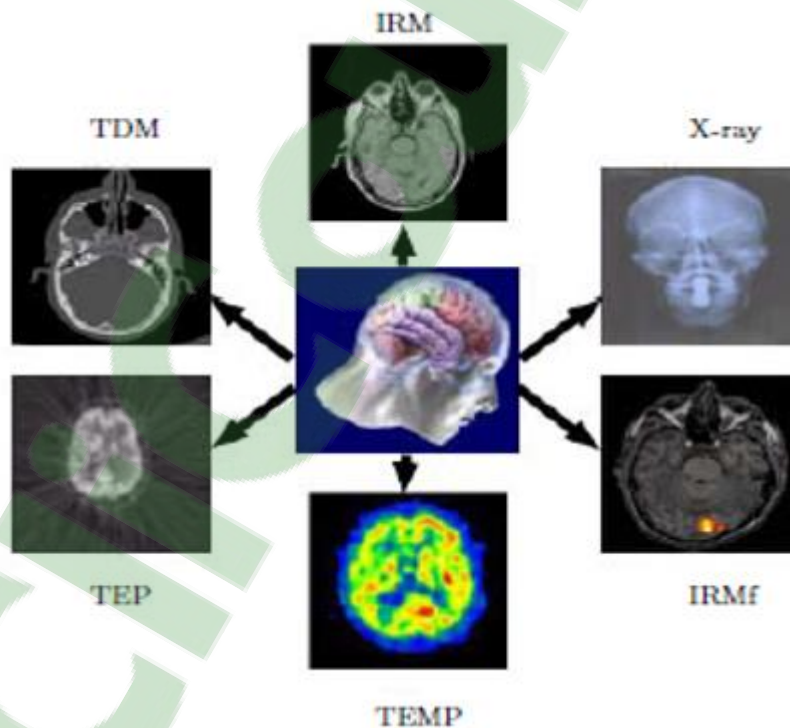


Figure. I.8 Les modalités d'imagerie médicale [6].

I.4.1 Le bilan d'imagerie

Il existe plusieurs modalités d'imagerie pour la détection des nodules pulmonaires, il doit maintenant comporter : un cliché thoracique de face (36X43) ou mieux un cliché numérisé et un cliché de profil, un scanner spiralé rotatif de type « multibarrettes » corps entier, explorant thorax, si possible un Pet Scan au départ pour contrôler son évolution ultérieure et dépister des métastases occultes , une IRM éventuelle pour l'étude approfondie de la paroi thoracique, de la colonne , du médiastin , de la bifurcation trachéo-bronchique [9].

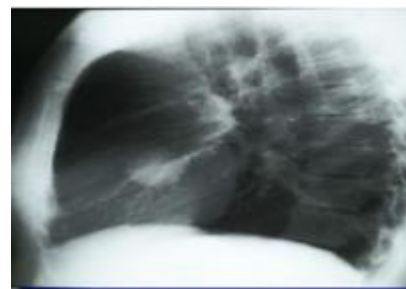
I.4.2 Modalités d'imagerie du poumon

I.4.2.1 Radiographie

De face et de profil, elle peut montrer une tache sombre et irrégulière, un voile (provoqué par l'aération insuffisante du poumon) ou un épanchement pleural (présence d'un liquide opaque dans la plèvre, à la base du poumon). En radiographie (Figure. I.9), les nodules ne sont pas faciles à observer contrairement aux masses. Cet examen n'est pas très sensible pour la détection de nodule [11].



(a)



(b)

Figure. I.9 Image radiologique du thorax. (a) image de face (b) image de profil.

I.4.2.2 Pet-Scan

A l'inverse des images TDM qui fournissent une information anatomique (ou structurelle) précise, les images TEP fournissent une information fonctionnelle (c'est-à-dire de l'activité du corps humain) [9]. Pet-Scan n'est demandée que si les seules données du scanner ne peuvent affirmer avec certitude le caractère bénin du nodule. Le Pet-Scan n'est pas plus précis que le scanner (au contraire) mais il apporte des renseignements sur l'activité de ce nodule, Le Pet-Scan, dans sa technologie actuelle, ne détecte que des nodules de diamètre supérieur à 8 mm [12] (Figure. I.10).

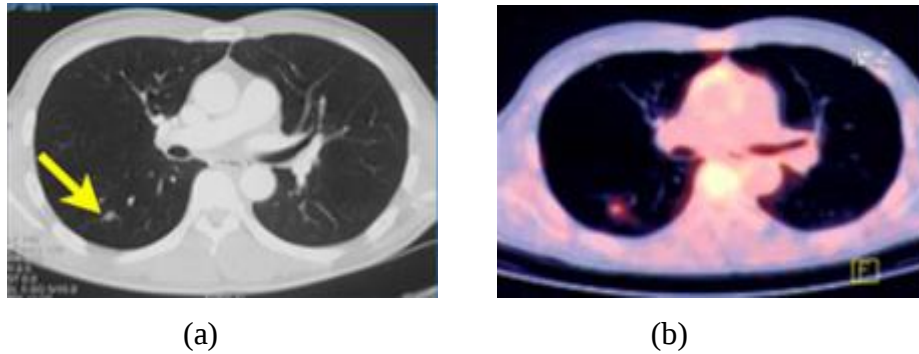


Figure. I.10 Nodule pulmonaire. (a) image scanner, (b) image (pet-scan)

I.4.2.3 IRM

La résonance magnétique (**IRM**) a un rôle très limité dans l'évaluation des nodules. Elle retrouve une utilité dans l'évaluation d'une lésion chez un patient qui ne tolère pas de moyen de contraste iodé ou pour apprécier l'extension tumorale dans certaines localisations [9].

I.4.2.4 TDM (Scanner)

Le scanner est un moyen de dépistage des nodules pulmonaires très sensible. Le scanner thoracique permet de repérer la taille et la localisation des anomalies ou nodules, même de très petite taille, inférieure ou égale à 3 millimètres. Il faut au minimum réaliser un scanner qui précisera la taille du nodule, son caractère unique ou multiple, sa situation et permettra surtout une analyse de sa morphologie. Cette analyse permet de déterminer si le nodule est rassurant ou s'il est préférable de poursuivre les investigations [12] (Figure. I.11).

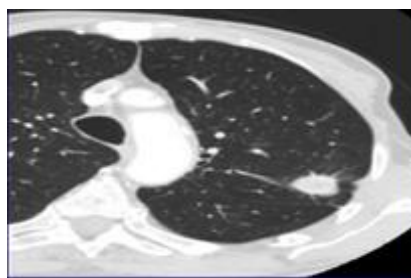


Figure. I.11 Image pulmonaire par TDM.

I.5 Généralités sur le scanner

C'est au début des années 1970, que Godfrey Hounsfield, chercheur anglais invente une technologie qui a révolutionné le secteur du diagnostic médical.

De nos jours, plusieurs technologies sont utilisées en tomographie mais la plus communément répandue est la tomographie à rayon X que Hounsfield a utilisé pour son premier système. La tomographie a plusieurs dénominations : scanner X, scanographie, scanneur, tomодensitométrie et en anglais Computerised Tomography (C.T.)[13]. (Figure. I.12).

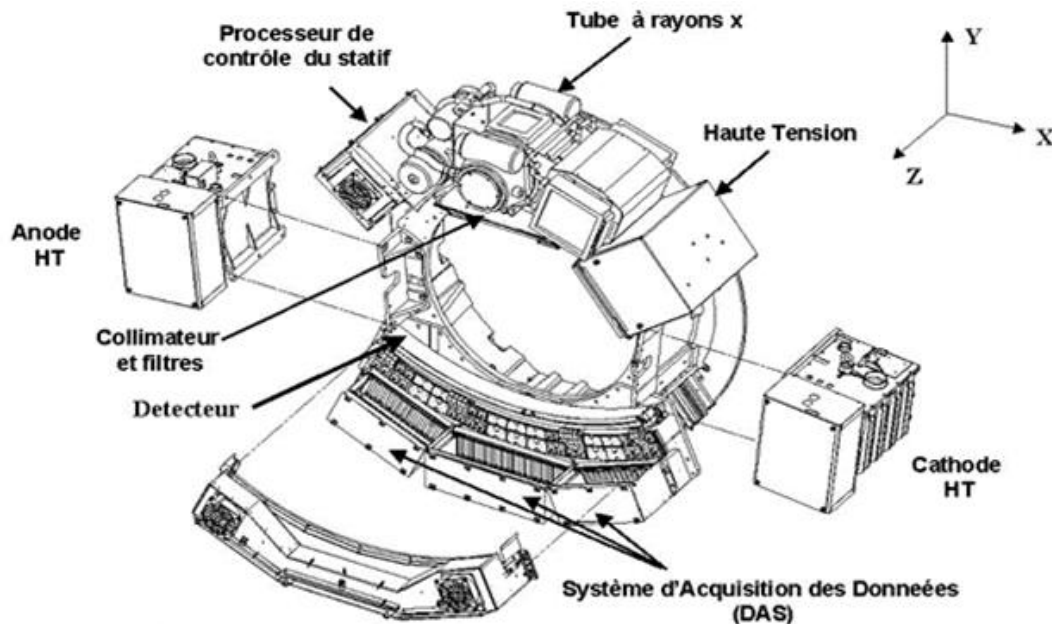


Figure. I.12 composants d'un scanner

I.5.1 Définition

Le scanner, ou tomодensitométrie est un examen perfectionné qui utilise les rayons X. Il recherche des anomalies qui ne sont pas visibles sur des radiographies standard. Son principe consiste à réaliser des images en coupes fines du corps humain.

I.5.2 Principe

Le principe de la tomодensitométrie repose sur le théorème de Radon (1917) qui décrit comment il est possible de reconstruire la géométrie tridimensionnelle d'un objet à partir d'une série de prises de vues 2D de celui-ci [13]. Il permet une réalisation de différentes images du corps en mesurant l'absorption d'un faisceau de rayons X balayant le patient dans différentes directions. La sommation de tous ces profils de densité obtenus pour ces différentes valeurs angulaires en fonction de θ (θ angles de rotation) s'appelle un sinogramme, Des algorithmes d'inversion de la transformée de Radon permettent, à partir de ces profils, de reconstruire une image [8]. Les images obtenues sont ensuite analysées par un ordinateur qui redéfinit des coupes de différentes parties du corps [13] (Figure. I.13).

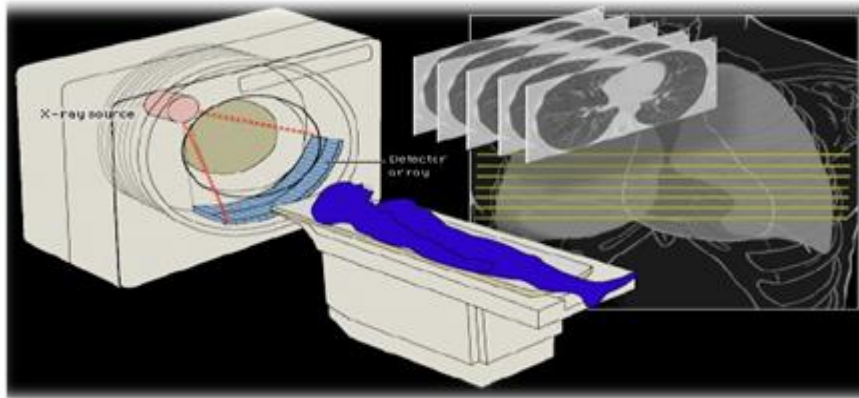


Figure. I.13 principe du TDM

I.5.3 Les modes d'acquisition

Il existe deux modes d'acquisition : séquentiel et hélicoïdal.

Alors que le scanner conventionnel est fondé sur le principe de l'imagerie en coupes avec réalisation de sections successives de la région anatomique examinée, le scanner hélicoïdal permet l'exploration de tout un volume. Fondé sur le principe d'une rotation continue, le couple tube à rayons X/détecteur tourne autour de la table d'examen qui se déplace elle aussi de façon continue à une vitesse fixée [13] (Figure. I.14).

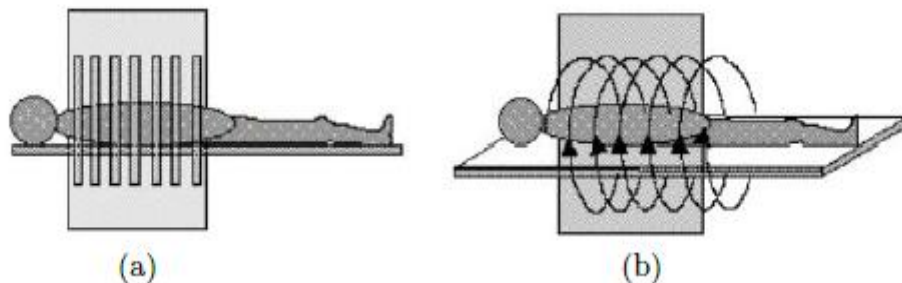


Figure. I.14 (a) Acquisition du scanner séquentiel, (b) Acquisition hélicoïdal [6].

I.5.4 Echelle d'absorption d'Hounsfield

Les images TDM ont ainsi des valeurs allant de -1000HU (HU= unité d'Hounsfield) pour l'air (fond de l'image ou trachée) à 1000HU (et parfois des valeurs supérieures) pour les os.

Selon le niveau et la largeur de la fenêtre dans l'échelle d'absorption d'Hounsfield, seront objectivés : les tissus mous (muscle, cœur, foie,...), les structures calciques (os : niveau 40, largeur 30 permettent l'étude précise des densités du cerveau).

La répartition des intensités en unité HU en fonction des types de tissus imagés est donnée sur la figure I.15. [14].

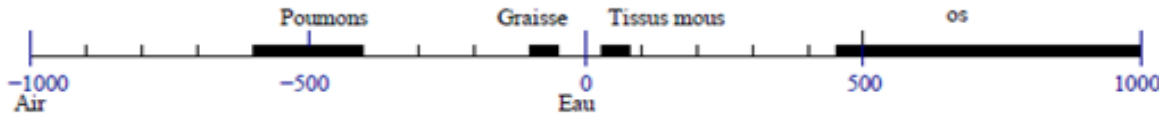


Figure. I.15 Intensité des images TDM en fonction du type de tissu en unités HU

Les mesures de coefficients d'absorption sont calibrées pour fournir des images aux intensités connues pour les différents types de tissus. La calibration est réalisée grâce à l'échelle de Hounsfield (HU) reposant sur les valeurs particulières d'absorption(μ) fixées à $\mu_{eau} = 0$ pour l'eau et $\mu_{air} = -1000$ pour l'air. Elle est donnée par la formule de normalisation suivante : [14]

$$HU(\mu \text{ tissu}) = \frac{\mu \text{ tissu} - \mu \text{ eau}}{\mu \text{ eau} - \mu \text{ air}} \times 1000 \quad (I.1)$$

I.5.5 Fenêtrage

Deux paramètres modulables définissent la fenêtre utile de densités :

- le niveau (level) : valeur centrale des densités visualisées
- la largeur de la fenêtre (window) : détermine le nombre de niveaux de densité.

En augmentant la fenêtre l'image s'enrichit de niveaux de gris mais le contraste diminue entre les structures de l'image. En diminuant la fenêtre, le contraste augmente.

Lorsque la fenêtre d'étude est ouverte au maximum, l'os apparaît blanc, l'air noir et toutes les structures hydriques sont uniformément grises, l'image obtenue est celle d'une médiocre tomographie conventionnelle [9] (Figure. I.16).

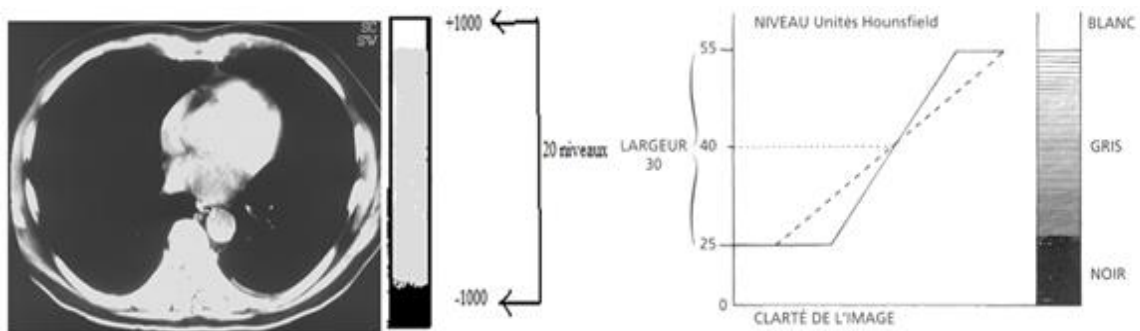


Figure. I.16 Les Fenêtres(a) Fenêtre totale, (b) Fenêtre de visualisation

À l'opposé, un réglage de fenêtre étroite permet de mettre en évidence, des différences minimales de densités dans la fourchette de densités choisies. Seules les densités comprises dans la fenêtre sont étudiées sur l'écran du téléviseur ; toutes les structures de densité supérieure sont uniformément blanches et celles de densité inférieure, uniformément noires [9] (Figure. I.18).

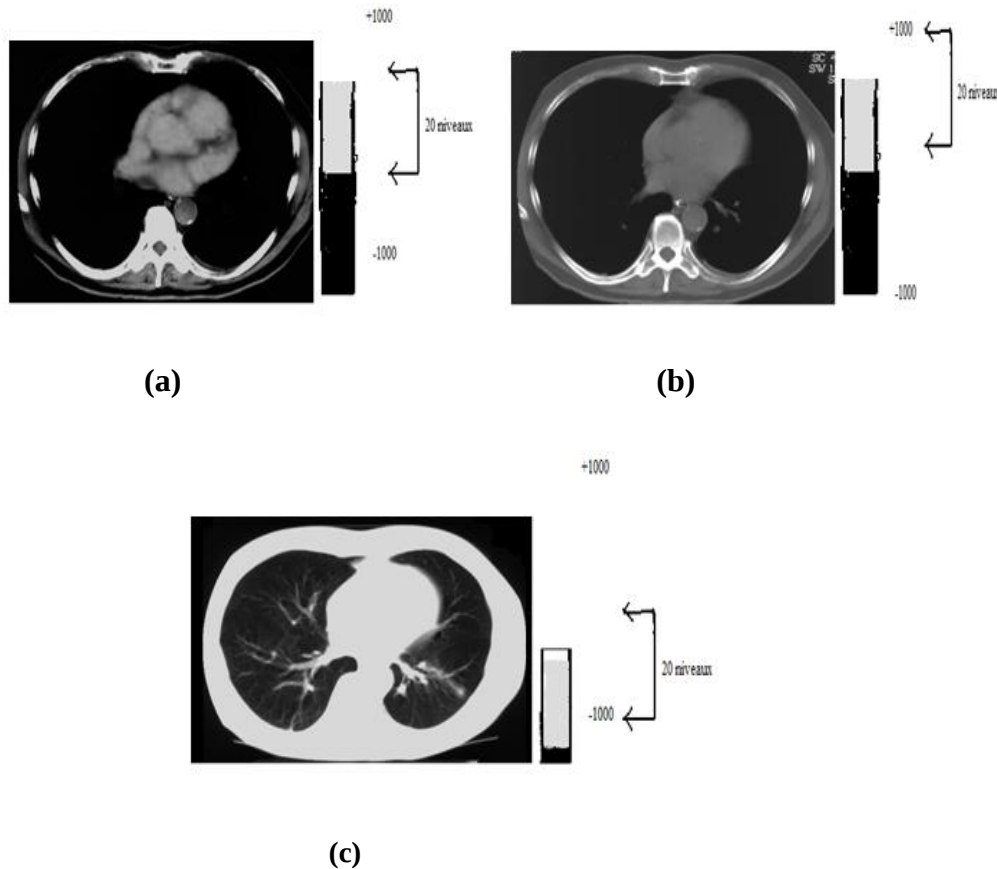


Figure. I.17 les Fenêtres (a) Fenêtre " tissu mou ", (b) Fenêtre " os ", (c) Fenêtre " air

Le patient ne doit surtout pas bouger, car les images seraient floues. Il doit bloquer sa respiration quand le manipulateur le lui demande.

I.5.5.1 Les fenêtres parenchymateuses et médiastinales des poumons

Pour l'analyse tomodynamométrique du thorax, on a deux fenêtres (Figure. I.18) :

- une fenêtre dite tissulaire ou **médiastinale** avec une largeur de l'ordre de 350 UH et un niveau d'environ 40 UH. Ce niveau correspond à l'absorption moyenne de la plupart des tissus de l'organisme.
- une fenêtre dite **parenchymateuse** dont le niveau est de l'ordre de -600 UH et la largeur de l'ordre de 1 600 UH permet, d'analyser correctement le parenchyme pulmonaire [15].

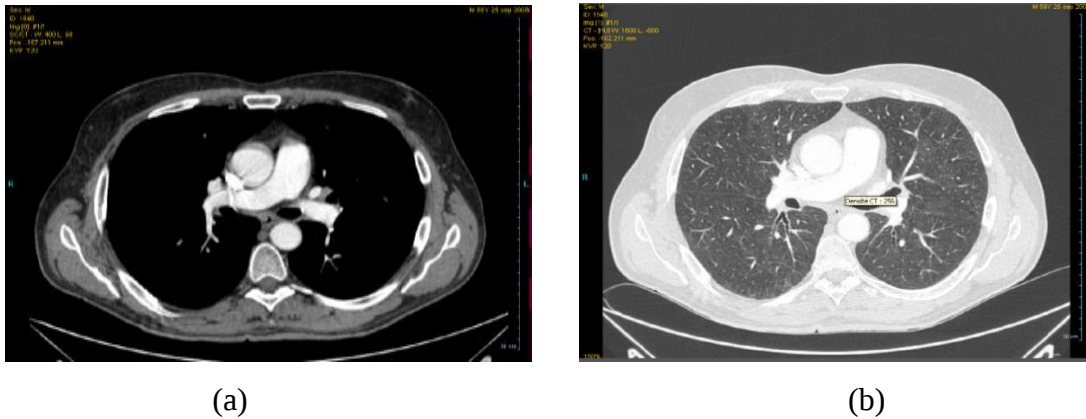


Figure. I.18 Les fenêtres des poumons (a) Fenêtre parenchymateuse, (b) fenêtre médiastinale.

I.5.6 Epaisseur de coupe

Nous avons vu qu'elle influençait le rapport signal / bruit (Figure. I.19).

Pour obtenir une bonne définition en densité, il faut des coupes fines (1mm).

Mais plus les coupes sont fines, plus il faut de rayons X incidents pour garder un rapport signal / bruit aussi bon que possible [16]

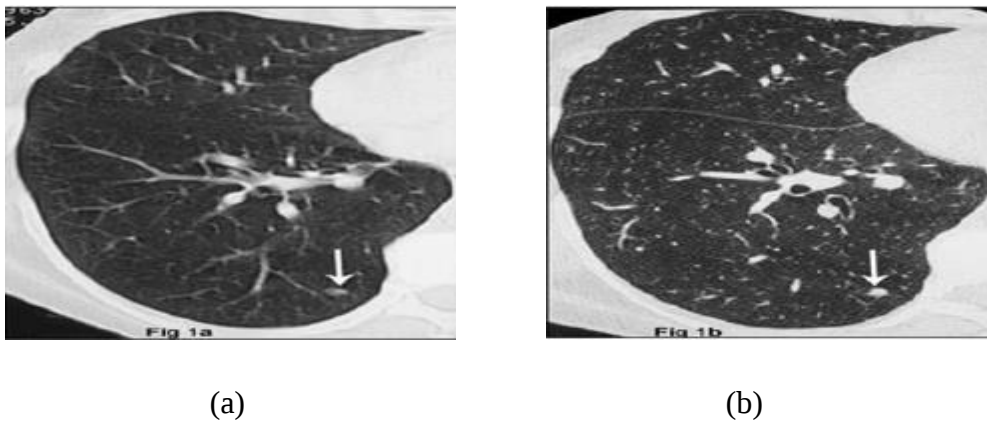


Figure. I.19 Epaisseur de coupe (a) : épaisseur de 5 mm, (b) : épaisseur de 1,25 mm.

I.6 Analyse sémiologique des nodules dans le scanner

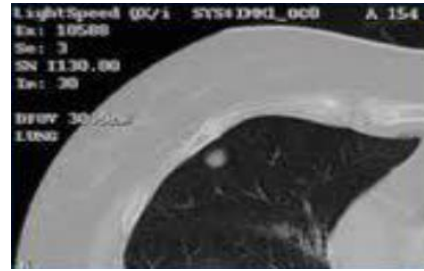
I.6.1 Etude de la densité, de la morphologie et du contenu [17].

I.6.1.1 Etude de la Densité

En fonction de leur apparence en TDM, les nodules sont classés en trois catégories principales (Figure.I.20)

a. Nodules solides

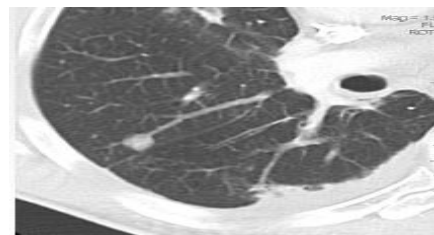
Sont les plus fréquents, Présentent une densité tissulaire, effaçant les contours des vaisseaux avec les quels ils ont un contact.



(a)[12]

b. Nodules Non Solides

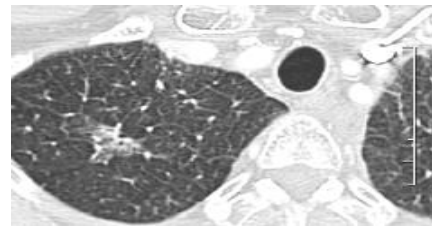
Densité inférieure à celle des vaisseaux, qu’ils respectent et les traversent.
Il faut éliminer les lésions inflammatoires ou infectieuses.



(b)

c. Nodules Mixtes

Faits d’une composante non solide et d’une composante de densité tissulaire [18].
Peuvent être dus à des lésions inflammatoires réversibles sous traitement en particulier la pneumonie organisée.



(c)

Figure. I.20 les catégories principales des nodules : (a) nodule solide, (b) nodule non solide, (c) nodule mixte.

I.6.1.2 Analyse morphologique [17]

a. Étude de la forme

La morphologie de la lésion est parfois suffisamment typique pour permettre un diagnostic spécifique de lésion bénigne. Les nodules de malformation sont généralement malins.

b. Étude de la taille

Généralement, plus le nodule est petit, plus il a de chance d’être bénin.
Ce critère de taille ne suffit pas à lui tout seul pour exclure un cancer.

c. Étude des contours

Les bords et les contours des nodules peuvent être classifiés en 4 catégories en fonction de leur apparence sur les coupes scanographiques fines (Figure.I.24) :

- 1 : les bords sont nets et réguliers, et la forme globalement sphérique;
- 2 : les bords sont nets et réguliers, mais présentent une ou plusieurs lobulations
- 3 : les contours sont flous, mal définis
- 4 : les contours sont spiculés.

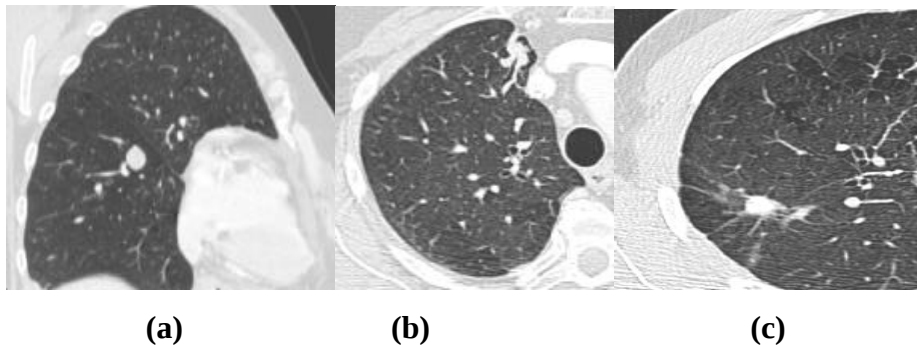


Figure. I.21 Exemples des contours des nodules. (a) nets et réguliers, (b) lobulés, (c) spiculés.

d. Étude de la localisation

-Une localisation dans **un lobe supérieur** augmente la probabilité de cancer

I.6.1.3 Etude du contenu**a. Air**

L'aie est observé de façon plus fréquente dans les lésions malignes (30 %).

b. Calcification

Six types différents de calcifications ont été décrits (Figure. I.22) :

- 1: calcifications diffuses de type solide, 2: calcifications rondes, centrales, en cible,
- 3: calcifications lamellaires et concentriques, 4: calcifications en pop-corn,
- 5: calcifications excentriques, 6: calcifications dispersées

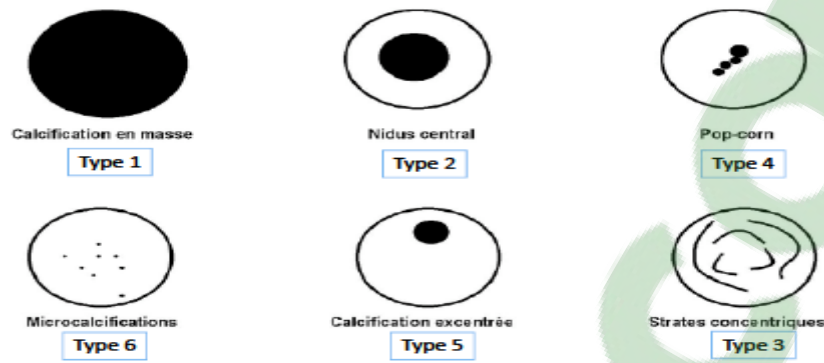


Figure. I.22 Les différents types de calcifications.

c. Graisses

La présence de graisse dans un nodule est suffisante pour affirmer la b nignit .

I.6.2 Les trois groupes des nodules [17]

Au terme de ce bilan scanographique (**Densit , Morphologie et contenu**), les nodules pulmonaires sont diff renci s en trois groupes : malin, b nin, ind termin .

I.6.2.1 Les nodules b nins

- Impr gnation calcique diffuse et intense
- Crit res diagnostique d'hamartochondrome (contours lisses et r guliers, forme sph rique, amas graisseux avec calcifications en « pop-corn »).
- Calcifications de type b nin (type 1, 2,3 et4).

➤ conduite   tenir

- Ne n cessitent aucune exploration compl mentaire
- Ou une simple surveillance radiographique tous les 6 mois jusqu'  une stabilit    deux ans.

I.6.2.2 Les nodules malins

Un seul crit re est suffisant

1. nodule sup rieur   10 mm persistant sur un examen de contr le,
2. Nodule mixte persistant sur un examen de contr le,
3. Nodule solide de taille sup.   20 mm,
4. Contours spicul s
5. Calcifications de type malin (type 5 et 6)

➤ conduite   tenir

- Doivent faire l'objet sans retard d'une v rification histologique par biopsie ou r section chirurgicale

I.6.2.3 Nodule indéterminé

- Sont les plus fréquents : 70 % des cas,
- Doivent faire l'objet d'une stratégie d'exploration qui varie en fonction de la probabilité a priori de la malignité et de la taille du nodule

➤ **Approche diagnostic des nodules indéterminé**

1. Biopsie et résection chirurgicale
2. Prise de contraste du nodule en scanographie
3. Tomographie par émission de positons (TEP)
4. Évaluation de la croissance du nodule.

I.7 Conclusion

Le scanner reste le meilleur examen pour la détection des nodules pulmonaires, la découverte d'un nodule pulmonaire sur un examen tomodensitométrique est une éventualité de plus en plus fréquente, une telle découverte conduit à craindre la présence d'un petit cancer dont il ne faut pas retarder l'exérèse, tout en gardant la volonté d'éviter des procédures diagnostiques invasives pour une lésion bénigne.

II.1 Introduction

Dernièrement, le diagnostic assisté par ordinateur (CAD) est devenu une partie du travail clinique courant pour la détection du cancer du poumon sur des scannographies. Le CAD commence à être appliqué largement dans la détection et le diagnostic dans beaucoup de différents types d'anomalies dans des images médicales obtenues dans divers examens au moyen de différentes modalités de formation d'image. En fait, le CAD est devenu un des sujets principaux de recherches en formation d'image médicale et radiologie diagnostique [19].

Nous aborderons dans ce chapitre, une étude sur le système CAD, sa place en imagerie médicale, et les principales étapes du système, ensuite nous terminons ce chapitre par des généralités sur la détection des nodules pulmonaires par ce système en imagerie TDM.

II.2 Les systèmes (CAD) en imagerie médicale

Un système d'aide à la prise de décision dédiée en imagerie médicale est un programme informatique qui consiste à assister le clinicien dans la tâche parfois délicate d'interprétation et de classement des images médicales. Ce domaine est représenté par deux applications principales : les systèmes d'aide à la détection (*Computer Aide Détection* ou CAD) et les systèmes d'aide au diagnostic (*Computer Aide Diagnostics* ou CADi). Les CAD ont pour rôle de détecter et d'attribuer un score à une ou plusieurs tumeurs dans une image. Les CADi différencient les tumeurs malignes et bénignes parmi celles détectées par les CAD ou fournies par un clinicien.

En termes vulgarisés, un CAD peut être assimilé à un observateur numérique analysant l'image et y posant le même type de décision qu'un clinicien. Cette décision numérique n'a pas pour ambition de remplacer l'avis humain, mais de le compléter. Ainsi, le clinicien peut utiliser ce second avis pour revenir sur son appréciation initiale, en la confirmant, en l'infirmand, ou en attirant son attention sur d'autres localisations potentiellement pathologiques. La technologie CAD est interdisciplinaire et combine des éléments d'intelligence artificielle et de traitement d'images.

Le développement de systèmes CAD en imagerie médicale a débuté dans les années 80 et ciblait des applications à forts enjeux médicaux comme la mammographie. Des études présentent un état de l'art non exhaustif d'une grande partie des méthodes CAD existantes. Elles montrent que ces systèmes permettent une meilleure prise en charge des pathologies cancéreuses, notamment en augmentant les performances en terme de détection et en diminuant les

variations inter- et intra-cliniciens. Certaines méthodes sont d'ailleurs déjà implantées sur les consoles cliniques. On peut citer en exemple Image Checker de R2 technologies (<http://www.r2tech.com>), CADi (<http://www.icadmed.com>), Kodak mammography CAD engine (<http://www.kodak.com>) et syngo mammoCAD de Siemens qui assure l'aide au diagnostic en mammographie. syngo CT de Siemens comporte un ensemble de modules dédiés au cancer du poumon ou du colon (<http://www.medical.siemens.com>) pour l'imagerie TDM, tandis que Philips utilise les programmes xLNA (www.medical.philips.com) pour l'imagerie TDM. Les rares méthodes de type CAD récemment proposées en imagerie TEP 3D n'ont pas encore fait l'objet d'un transfert industriel. Pourtant, les principaux constructeurs (Siemens, Philips...) sont associés à ces travaux par le biais de collaboration avec des équipes académiques [20].

II.3 les étapes principales d'un système CAD

Le schéma ci après (Figure II.1) nous montre les étapes principales du système CAD [21]

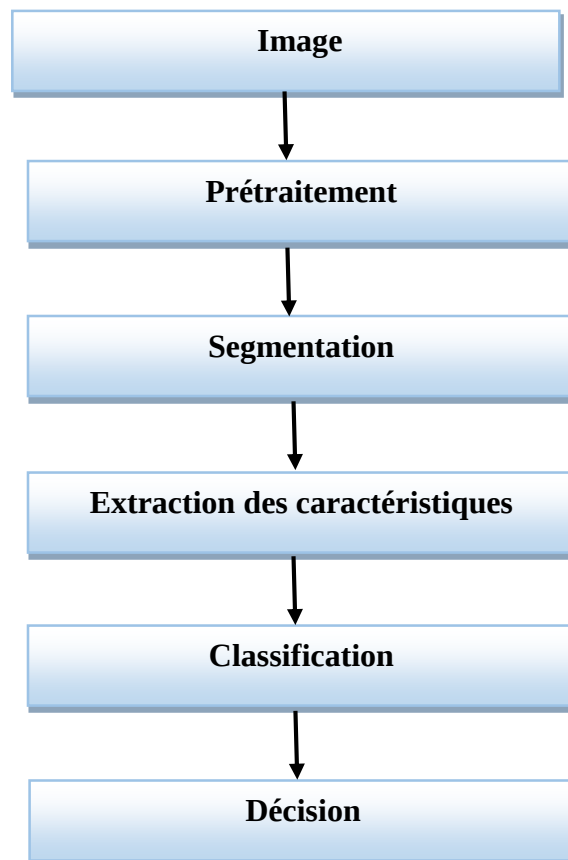


Figure II.1 les étapes principales du système CAD

II.3.1 Prétraitement

Dans une chaîne de traitement d'images, la phase de segmentation constitue une étape clé. Lorsque les images sont d'origine naturelle, on est confronté à la présence de bruit dans ces images et à l'existence de contours peu marqués rendant difficile la formation des régions ou la localisation des frontières. Il faut dès lors procéder à un traitement destiné à réduire le bruit et renforcer les contrastes locaux. Du fait du caractère non stationnaire du processus d'acquisition, d'image, la qualité de cette dernière est généralement de faible contraste, pour cela nous avons besoin des filtres pour résoudre ce problème [22].

Le filtrage est le processus de remplacer un pixel par une valeur qui est fonction des données à proximité du pixel. C'est un opérateur local [23].

II.3.2 La segmentation

La segmentation des images est une étape importante dans le processus d'analyse des images, c'est un des sujets qui a été le plus étudié dans ce domaine. La segmentation a pour objectif l'extraction d'indices visuels dans une image. Elle permet de partitionner une image en ensembles de points appelés régions, homogènes pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité, couleur, texture, ...) et sont différentes pour au moins une de ces caractéristiques des régions voisines [24].

De façon plus précise, on peut définir la segmentation comme étant une partition d'une image I en n ensembles C_i appelés régions tels que :

- 1) $\bigcup_{i=1}^n C_i = I$
- 2) $\forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2 \text{ et } i \neq j \Rightarrow C_i \cap C_j = \emptyset$
- 3) $\forall i \in \{1, \dots, n\}^2 C_i \text{ est connexe}$
- 4) $\forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2 P_{(C_i)} = \text{vrai}$
- 5) $\forall i \in \{1, \dots, n\}^2 C_i \text{ est adjacent à } C_j \text{ et } i \neq j \Rightarrow P_{(C_i \cup C_j)} = \text{faux}$

Où le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité.

La première condition signifie que l'image I est partitionnée en n classes. Et la deuxième explique que toutes les classes sont disjointes deux à deux.

La troisième étape, la quatrième et la cinquième imposent à chaque pixel d'une classe de satisfaire à la même propriété au sens du prédicat P . Le prédicat P n'est plus vrai pour la réunion de deux classes adjacentes [25].

Donc, la segmentation permettant une analyse de données en regroupant les pixels formants l'image à classer de telle sorte que les pixels appartenant à une classe soient plus similaires entre eux que ceux des classes différents, et affecter à chaque entité de la scène traitée une étiquette indiquant son appartenance à une classe particulière. L'entité utilisée caractérise généralement un pixel ou un ensemble de pixel, tandis que l'étiquette constitue un thème choisi par l'utilisateur.

Il n'y a pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une technique est lié :

- à la nature de l'image :
 - éclairage non homogène, reflets,
 - présence de bruit, de zones texturées,
 - contours flous, en partie occultés,
- aux opérations situées en aval de la segmentation :
 - localisation, mesure, calcul 3D,
 - reconnaissance des formes, interprétation,
 - diagnostic, contrôle qualité,
- aux primitives à extraire :
 - contours, segments de droite, angles,...
 - régions, formes,
 - textures,
- aux contraintes d'exploitation :
 - complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel,
 - taille de la mémoire disponible en machine.

Ainsi, une multitude de techniques de segmentation est présentée dans la littérature, On peut les regrouper en trois grandes familles : Les méthodes de segmentation par contours, Les méthodes de segmentation en régions et Les méthodes de classification [25].

II.3.3 Extraction des caractéristiques

Le choix des attributs pour caractériser une région est un problème difficile qui demande toute l'expérience du traiteur d'images. Ce choix dépend de l'image à traiter et du problème à résoudre. A partir des résultats de la segmentation appliquée sur les images, nous obtenons une

carte de régions homogènes où les pixels de chaque région portent une seule valeur caractérisant la région [24].

Pour le calcul des attributs de chaque région de l'image, on cherche les valeurs des niveaux de gris de chaque pixel de la région obtenue par la segmentation dans l'image initiale. Ces attributs sont définis comme suit :

Un système de classification ne traite que très rarement l'image brute telle quelle. Différentes caractéristiques descriptives de l'image ou du cas clinique (patient) sont généralement préférées. Celles-ci sont en effet porteuses d'un nombre plus important d'informations facilitant leur interprétation. Ces caractéristiques sont assimilées à ce que l'œil humain analyse avant de poser son diagnostic sur la présence ou pas de tumeurs. Elles sont l'interprétation de l'image d'un point de vue numérique et leur choix est primordial. Elles doivent en effet permettre au classifieur de discriminer les éléments pathologiques des éléments sains et être caractéristiques de chacune des classes.

On peut différencier plusieurs familles de caractéristiques selon leur type :

- les caractéristiques de texture
- les caractéristiques géométriques
- Caractéristiques textuelles [20]

II.3.3.1 Caractéristiques de la texture (statistiques)

Les caractéristiques statistiques reflètent généralement les propriétés de bruit et de texture des zones étudiées.

II.3.3.1.1 Les statistiques du premier ordre

Les statistiques du premier ordre caractérisent les niveaux de gris de l'image sans prendre en compte leur distribution relative. Des mesures de moyennes ou d'histogrammes peuvent être extraites [26].

➤ Statistiques d'image

De nombreuses statistiques peuvent directement être extraites d'une image afin de caractériser la texture couleur qu'elle contient. Les statistiques les plus courantes sont [26] :

La moyenne des composantes couleurs, la variance ou l'écart-type qui constitue une estimation du degré de dispersion des composantes couleurs autour de leur moyenne, la dissymétrie qui estime le degré d'asymétrie des valeurs des composantes couleurs par rapport à leur moyenne, l'aplatissement qui estime le degré de concavité ou convexité des composantes couleurs par rapport à leur moyenne.

Cependant, ces statistiques n'exploitent que l'information de couleur des pixels et négligent les relations spatiales entre ces derniers. La caractérisation des textures couleurs à partir de ces attributs est donc peu performante.

➤ **Histogrammes d'image**

Les histogrammes font également partie des descripteurs statistiques du premier ordre. Ils décrivent la distribution de niveaux des composantes couleurs de l'image. Cette description peut être effectuée de différentes façons [26] :

L'histogramme peut être implanté selon une structure tridimensionnelle (3D) composée de cellules caractérisant chaque couleur. Si les composantes couleurs sont codées sur 8 bits, l'histogramme de l'image contiendra alors $(256)^3$ cellules. Chacune de ces cellules contient en fait le nombre de pixels de l'image caractérisés par la couleur considérée.

Une autre description consiste quant à elle à considérer indépendamment les trois composantes couleurs par le biais des histogrammes mono-dimensionnels (1D) des images-composantes.

Les attributs qui se sont souvent extraits de ces histogrammes pour discriminer les différentes classes sont :

La médiane, qui partitionne l'histogramme en deux parties d'égale population,

Le mode, qui correspond au maximum de l'histogramme.

L'intervalle interquartile, qui est une caractéristique de dispersion autour de la médiane.

Tout comme pour les statistiques d'image, l'inconvénient majeur des histogrammes est qu'ils n'exploitent que l'information de couleur et négligent les relations spatiales entre les pixels. Il est donc nécessaire de considérer des attributs statistiques d'ordre supérieur pour une analyse de texture plus efficace.

II.3.3.1.2 Les statistiques du deuxième ordre

Les statistiques d'ordre deux représentent généralement des propriétés de texture. Celle-ci est assimilée à l'apparence locale de l'image, c'est à dire l'organisation des détails d'une petite partie de l'image telle que le système visuel humain l'aperçoit.

[Haralick et al., 1973] a proposé un ensemble de 14 caractéristiques qui peuvent être utilisées afin d'homogénéiser les mesures extraites pour les différentes modalités d'imagerie. Ces mesures proviennent de la matrice de cooccurrence de l'image [20].

➤ **Matrice de co-occurrence**

La matrice de co-occurrence est largement utilisée dans l'analyse de texture. Elle est très

facile à mettre en oeuvre et donne de bons résultats sur plusieurs types de texture. Dans la plupart des applications, les images utilisées sont représentées en niveaux de gris et la matrice de co-occurrence est connue sous le nom GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix).

La matrice de co-occurrence C d'un vecteur de déplacement $(\Delta x, \Delta y)$ d'une image I de la taille $(m \times n)$ est définie par la formule :

$$C_{\Delta x, \Delta y}(x, y) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1 & \text{si } I(p, q) = i \text{ et } I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Pour améliorer la performance de la méthode, nous pouvons réduire la taille de la matrice. Pour le faire, nous pouvons grouper des niveaux gris de l'image par les techniques de partitionnement de données.

La Figure II.2 montre la façon dont est calculée la matrice de co-occurrence du vecteur de déplacement $(1,0)$.

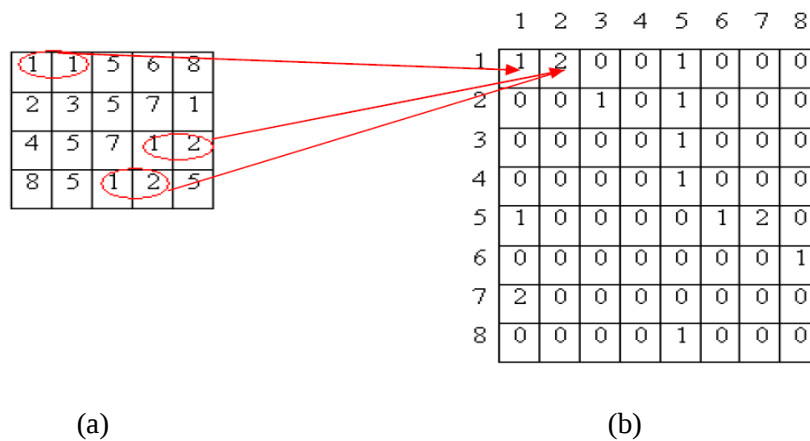


Figure II.2 calcul de la matrice de co-occurrence d'une image. (a) image (b) la matrice de co-occurrence.

Le choix du vecteur de déplacement est toujours très important pour la réussite de la méthode. Normalement, nous voulons obtenir des matrices de co-occurrence de plusieurs vecteurs de déplacement sur des directions et des distances différentes [27].

Le problème est la combinaison des indices des matrices pour que nous puissions utiliser cette méthode avec des orientations et des échelles différentes, nous voulons aussi réduire le nombre de matrice de co-occurrence calculé. Pour ce faire, nous devons évaluer l'importance des vecteurs de déplacement par rapport aux types de textures.

Plusieurs études ont été menées pour déterminer une distance ou une orientation optimale. En pratique, une distance courte donne généralement de bons résultats [28].

La masse d'informations sur cette matrice est trop grande et nous ne pouvons pas retirer directement des remarques utiles pour l'analyse de texture. Quatorze indices intermédiaires (Tableau II.1) sont proposés par Haralick en 1973. Ces indices réduisent l'information contenue dans la matrice de co-occurrence et permettent une meilleure discrimination entre les différents types de textures [29].

Nous utilisons la matrice de co-occurrence normalisée pour calculer les paramètres illustrés dans le tableau suivant :

Paramètres	La formule
<i>Entropy</i>	$-\sum_{i,j} P(i,j) * \log(p(i,j))$
<i>Correlation</i>	$\frac{\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - \mu_x)(j - \mu_y) P(i,j)}{\sigma_x \sigma_y}$
<i>Homogeneity</i>	$\sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} \frac{P(i,j)}{1 + (i - j)^2}$
<i>Contrast</i>	$\sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} (i - j)^2 * P(i,j)$

Tableau II.1 quelques caractéristiques de Haralick calculés.

Il existe aussi d'autres descripteurs d'Haralick, pour plus d'informations (voir l'annexe A).

II.3.3.2 Caractéristiques géométriques

Les caractéristiques géométriques des tumeurs, exprimées par exemple par des critères de convexité, peuvent aussi être discriminantes. Elles sont généralement simples à interpréter car elles correspondent aux détails visuels sur lesquels se focalisent consciemment les cliniciens. Cette famille de caractéristiques est généralement dédiée aux imageries de type anatomique étant donné qu'elle repose sur une délinéation précise des structures étudiées.

Le principal inconvénient des caractéristiques de forme est d'être fortement corrélé à la segmentation initiale des tumeurs étudiées. Celle-ci peut parfois s'avérer approximative, notamment dans le cas de tumeurs de petite taille. Cette famille de caractéristiques est aussi difficilement exploitable dans le cas de l'imagerie fonctionnelle [20] (Tableau II.2).

Les caractéristiques de la forme se divisent en deux approches :

Approche contour

-Prise en compte du contour seul. L'intérieur de la forme n'est pas considéré, par exemple : périmètre, compacité, rectangularité...

Approche région

- Prise en compte des détails internes (trous ou nœuds) comme la surface, le nombre d'Euler [30].

Nous proposons 4 paramètres :

Paramètres	La formule
Centre de gravité G (Xg, Yg)	$Xg = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad Yg = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$
Rectangularité (R)	$R = \frac{Aire_{(masse)}}{Aire_{(rectangle)}}$
La circularité	$C = \frac{(4 * \pi * Aire)}{périmètre^2}$
La compacité	$v = (4P * circularité)$

Tableau II.2 quelques caractéristiques géométriques.

Il existe aussi d'autres descripteurs, pour plus d'informations (voir l'annexe B).

II.3.3.3 Caractéristiques textuelles

La dernière grande famille de caractéristiques rassemble des informations qui ne sont plus directement extraites des images, mais du dossier médical du patient. Ce type de caractéristiques est communément appelé sémantique. L'ensemble des informations personnelles du patient se retrouve dans cette catégorie, allant de son âge à ses habitudes alimentaires. Cette famille de caractéristiques permet de tenir compte de l'influence de paramètres extérieurs à l'image, mais qui influencent néanmoins le diagnostic du clinicien au cours de l'interprétation des images [20].

II.3.4 La classification

Pour mettre en œuvre une classification sur un ensemble de données ;il faut définir :

- ✓ Les objets sur lesquels repose l'analyse.
- ✓ Les attributs (features) : les traits caractéristiques ou les variables décrivant l'objet
- ✓ La mesure de proximité ou de similarité entre les objets [31]

II.3.4.1 Définition

La classification est une des tâches centrales de l'étape de fouille de données dans le processus d'extraction de connaissances dans les bases de données.

Le problème de la classification est traité dans plusieurs communautés de recherche qui se découvrent et s'enrichissent mutuellement : statistiques, reconnaissances de formes, apprentissage automatique, réseaux de neurones et raisonnement à partir de cas.

Le terme *classification* en français désigne à la fois les termes anglais *classification* (classification supervisée) et *clustering* (classification non supervisée) [32].

II.3.4.2 Principes de la classification

Résoudre un problème de classification, c'est trouver une application de l'ensemble des objets à classer, décrits par les variables descriptives choisies, dans l'ensemble des classes. L'algorithme ou la procédure qui réalise cette application est appelé classifieur.

La tâche de l'algorithme de classification est d'autant plus aisée quand la représentation de l'objet est pertinente. Une étape primordiale dans la classification qui est l'extraction des descripteurs. Cette étape va aider à la préparation de la base de données .cette base d'exemples à un effet direct sur l'apprentissage et sur la qualité des performances des classifieurs.

II.3.4.3 Les phases de classification

La classe reçoit une définition qui peut être une définition purement descriptive ou une interprétation, par exemple du type diagnostic médical. Le classifieur qui réalisera le classement des formes doit passer par deux phases, une phase d'apprentissage et une phase de test [Leschi 1991].

II.3.4.3.1 Phase d'apprentissage

Le but de l'apprentissage est de découvrir les règles qui gouvernent et régissent des formes. L'apprentissage est un processus calculatoire qui doit être capable d'amener à une certaine prédiction et à une certaine généralisation.

Il existe trois types d'apprentissages principaux. Ce sont l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé et l'apprentissage par renforcement. Dans le premier cas, on doit apprendre des associations (individus, classes) dans le deuxième cas on ne fournit pas d'indications sur les classes.

a .Apprentissage supervisé

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Son principe est élémentaire : on soumet au classifieur un grand nombre d'exemples pour lesquels l'entrée et la sortie associée sont connues et les paramètres d'apprentissage sont modifiés de façon à corriger l'erreur commise par le classifieur (c'est-à-dire la différence entre la sortie désirée et la réponse du classifieur à l'entrée correspondante). Le classifieur a alors comme but d'approximer ces exemples aussi bien que possible et de développer à la fois la bonne représentation mathématique qui lui permet de généraliser ces exemples pour ensuite traiter des nouvelles situations (qui n'étaient pas présentes dans les exemples).

Le classifieur reçoit directement en entrée les couples «entrée» / «sortie désiré » ou « paramètres descripteurs »/ « classes d'appartenance ».

Exemple de classification supervisée : les réseaux de neurones.

b. Apprentissage non-supervisé et auto-organisation

Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est ici fournie au classifieur. Celui-ci doit donc déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto-organisation. Il n'y a donc pas là de « professeur », puisque c'est au classifieur de découvrir les ressemblances entre les éléments de la base de données .Appelé aussi apprentissage sans professeur.

Nous citons des exemples d'algorithmes d'apprentissage qui sont proposés en littérature, les algorithmes de Kohonen pour les cartes auto-organisatrices ;

c. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement consiste à apprendre quoi faire, comment associer des actions à des situations, afin de maximiser quantitativement une récompense. On ne dit pas à l'apprenant quelle action faire, mais au lieu de cela, il doit découvrir quelles actions donnent le plus de récompenses en les essayant. Dans le cas le plus intéressant, des actions peuvent affecter non seulement les récompenses immédiates mais aussi la situation suivante, et par là, les récompenses à plus long terme .ces deux propriétés « recherche par essai-erreur et récompense à long terme » sont les deux caractéristiques les plus importantes de l'apprentissage par renforcement.

L'apprentissage par renforcement est différent de l'apprentissage supervisé.

Ce dernier nécessite un superviseur qui dicte au classifieur quelle action est correcte dans telle situation. Dans l'apprentissage par renforcement, le réseau n'a pas de superviseur à sa disposition, il interagit avec l'environnement qui lui donne un retour quantitatif sur les valeurs des ses actions.

II.3.4.3.1 Les modes d'apprentissage

➤ Apprentissage « en ligne » et apprentissage « hors-ligne »

Il existe deux modes principaux d'apprentissage. Le premier, dit apprentissage « en-ligne », consiste à modifier les paramètres d'apprentissage immédiatement après la présentation d'un objet ou exemple.

C'est généralement le cas pour l'apprentissage par renforcement qui nécessite une réponse de l'environnement.

Dans Le second mode principal d'apprentissage : « hors-ligne » ou « off-line », Le classifieur est entraîné à partir d'une base d'apprentissage (généralement une base d'exemples).

Ce type d'apprentissage consiste à n'effectuer l'adaptation des paramètres que lorsque l'ensemble des objets d'apprentissage ont été présentés au classifieur. On parle alors d'apprentissage « hors-ligne ». Cette dernière méthode permet de mieux apprendre, car c'est fait à partir d'un ensemble d'objets, plutôt qu'à partir d'un seul.

Dans l'apprentissage en-ligne, chacune des formes est représentée une seule fois ce qui peut sembler donner un apprentissage plus rapide mais nécessite plus de données d'apprentissage.

II.3.4.3.2 Phase de test

Cette phase doit permettre l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du classifieur dans des conditions réelles d'utilisation. Pour cela, des critères classiques comme les taux de classification et les taux d'erreur sont presque systématiquement utilisés. Mais d'autres critères, comme la spécificité et la sensibilité, apportent aussi des informations utiles.

a. Taux de classification

Les taux de classification et d'erreurs permettent d'évaluer la qualité du classifieur par rapport au problème pour lequel il a été conçu. Ces taux sont évalués grâce à une base de test qui

contient des formes étiquetées par leur classe réelle d'appartenance comme celles utilisées pour l'apprentissage afin de pouvoir vérifier les réponses du classifieur .

Pour que l'estimation du taux de reconnaissance soit la plus fiable possible, il est important que le classifieur n'ait jamais utilisé les échantillons de cette base pour faire son apprentissage, de plus, cette base de test doit être suffisamment représentative du problème de classification.

En général, quand les échantillons étiquetés à disposition sont suffisamment nombreux, ils sont séparés en deux parties disjointes et en respectant les proportions par classes de la base initiale. Une partie sert pour former la base d'apprentissage et l'autre pour former la base de test. Les performances en termes de taux de classification sont alors déterminées en présentant au classifieur chacun des exemples de la base de test et en comparant la classe donnée en résultat à la vraie classe.

Le taux de classification correcte est défini par :

$$TC = \frac{vp(i) + vn(i)}{vp(i) + vn(i) + fp(i) + fn(i)} \quad (II.2)$$

vp : vrai positif. vn : vrai négatif.

fp : faux positif. fn : faux négatif.

b. sensibilité et spécificité

L'évaluation des performances d'un classifieur peut être réalisée par l'appréciation de deux lois statistiques, qui sont la sensibilité et la spécificité.

La sensibilité $Se(i)$ représente la probabilité de bonne classification de la classe i et la spécificité $Sp(i)$ est une mesure indirecte de la probabilité de fausse alarme égale à $1 - Sp(i)$.

Pour rappel, ces deux quantités sont définies par :

$$Se(i) = \frac{vp(i)}{vp(i) + fn(i)} \quad (II.3)$$

$$Sp(i) = \frac{vn(i)}{vn(i) + fp(i)} \quad (II.4)$$

Où les grandeurs $VP(i)$, $FN(i)$, $VN(i)$, $FP(i)$ sont définies dans le tableau II.3 :

	Présence d'événement de classe i	Absence d'événement de classe i
Classification Positive	Vrai Positif VP(i)	Faux Positif FP(i)
Classification Négative	Faux Négatif FN(i)	Vrai Négatif VN(i)

Tableau II.3 les définitions des grandeurs VP, VN, FP et FN.

La nature des performances quantitatives d'un système de détection repose sur quatre notions essentielles que sont les vrais positifs (VP), faux positifs (FP), vrais négatifs (VN) et faux négatifs (FN). Un VP quantifie la détection d'une vraie tumeur tandis qu'un FP correspond à la détection d'une tumeur qui n'en est pas réellement une. De même, les FN qualifient les vraies tumeurs non détectées par le système [20].

II.4 Avantages du système CAD

Un système expert peut être conçu pour qu'il ait les caractéristiques générales suivantes :

- Haut rendement : Le système doit avoir la capacité de répondre à un niveau de compétence égal ou supérieur à celui d'un spécialiste du domaine. Cela signifie que la qualité de conseil donné par un système doit être très haute.
- Temps de réponse adéquat : Le système doit agir en un temps raisonnable, comparable ou meilleur au temps exigé par un spécialiste, pour prendre une décision.
- Fiabilité : le système expert doit être fiable et ne doit pas connaître des "failles" sinon il ne sera pas utilisé.
- Compréhensible : le système doit être capable d'expliquer les étapes de son raisonnement pendant qu'elles s'exécutent, au lieu d'être seulement une boîte noire qui produit une réponse miraculeuse.
- Flexibilité : Vu la grande quantité de connaissance qu'un système expert peut avoir, il est important d'avoir un mécanisme efficient pour ajouter, modifier, et éliminer la connaissance.

Une raison de la popularité des systèmes experts basés sur les règles est la capacité de stockage efficace et modulaire des règles [33].

II.5 Les CAD en imagerie TDM pour la détection des nodules pulmonaires

Plusieurs CAD adoptent cette technique notamment pour l'imagerie TDM. Dans ce cas, les tumeurs initiales sont généralement pré-segmentées manuellement ou semi-manuellement et leur forme peut facilement être extraite. Le système CAD ciblé sur le cancer du poumon développé par [Li et al. 2008] se base sur l'extraction d'un ensemble de caractéristiques de forme discriminantes. On peut citer l'irrégularité de la tumeur pré segmentée, son degré de compacité et son diamètre effectif. [Lin et al., 2005; Boroczky et al., 2006] ajoutent aussi la notion de sphéricité pour des nodules pulmonaires. Il est également possible d'utiliser un critère de localisation, et notamment de symétrie afin de caractériser la présence de tumeurs thoraciques comme le fait [Yoshida, 2004] en imagerie TDM [34].

Plusieurs études récentes présentent des systèmes CAD adaptés aux images TDM de manière à bénéficier d'une meilleure localisation des tumeurs.

La détection des nodules pulmonaires a suscité l'attention croissante ces dernières années, diverses méthodes CAD pour la détection des nodules pulmonaires ont été proposées et certaines sont développées et utilisées avec succès dans des procédés cliniques. Le développement de systèmes CAD pour la détection de nodules pulmonaires reste une tâche difficile pour les radiologistes, qui peuvent manquer jusqu'à 30% des nodules. Les radiologistes ont manqué ces lésions dues au chevauchement des structures anatomiques normales avec des nodules [35].

II.6 CONCLUSION

Un système CAD a un impact potentiel sur l'augmentation du taux de détection des tumeurs par les radiologues [33].

L'aide apportée par le système CAD sera finalement d'autant plus appréciable qu'une préparation optimale évite une trop grande quantité de faux positifs [34].

III.1 Introduction

Ce chapitre propose la méthodologie d'un système CAD pour les images TDM. Ce système doit être capable de détecter des nodules pulmonaires de petite taille et de faible contraste de manière à compléter le clinicien dans la difficile tâche d'évaluation d'images TDM pathologiques.

Les étapes principales de notre système CAD sont : le prétraitement, la segmentation du poumon, la segmentation des nodules candidats, l'extraction des caractéristiques, enfin la classification et la détection des nodules pulmonaires.

Le processus commence par l'application du filtre médian dans la phase de prétraitement, ensuite la segmentation des régions pulmonaires dans le thorax.

Puis, à l'intérieur des régions du poumon segmentées, la méthode d'identification des nodules pulmonaires est basée sur l'application d'un seuillage manuel suivie par une ouverture morphologique, enfin, une classification des nodules candidats basée sur le classifieur(SVM) est effectuée.

Après avoir définir les notions du notre modèle d'étude (système CAD), nous allons dans ce qui suit présenter les résultats effectués sous environnement MATLAB.

III.2 les étapes de système CAD proposé pour la détection des nodules pulmonaires

L'algorithme de détection des nodules pulmonaires dans les images scannographiques que nous proposons est présenté dans la figure III.1.

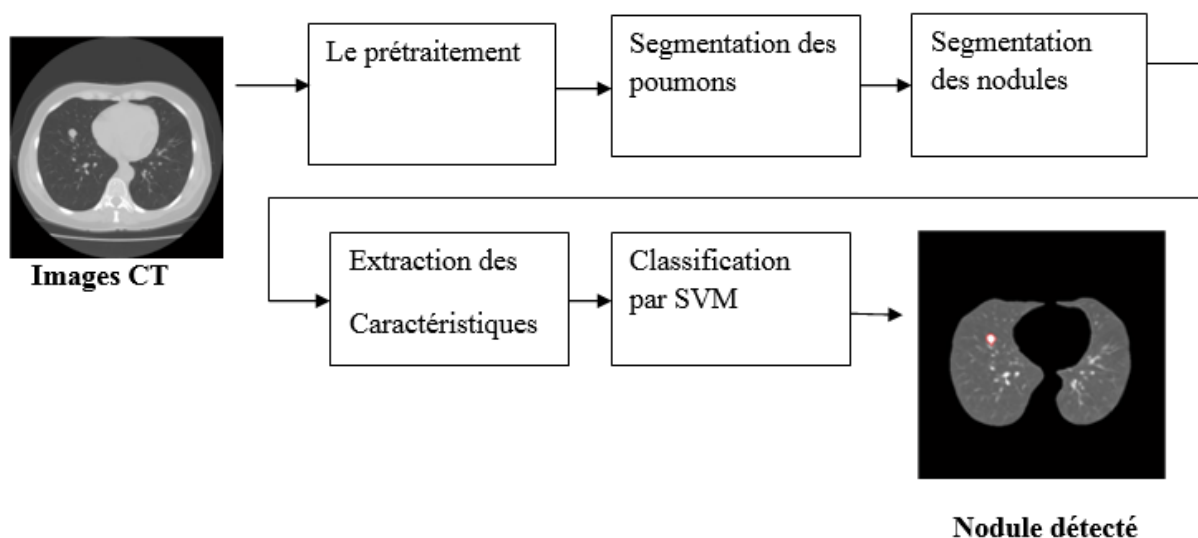


Figure III.1 Schéma fonctionnel de la méthode proposée CAD.

III.3 Base de données

Nous avons travaillé sur des images DICOM provenant de deux sources :

a) **Des images téléchargées sur internet** : <https://imaging.nci.nih.gov/ncia/>. Il s'agit de la base **LIDC-IDRI** : "The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI)".

(LIDC-IDRI) se compose de diagnostic et d'analyses du cancer du poumon des images CT thoraciques avec lésions annotées. Il s'agit d'un web international accessible de ressources pour le développement, la formation et l'évaluation des méthodes CAD pour la détection du cancer du poumon. La base contient 1012 cas (patient) et chaque cas contient aussi plusieurs images (coups). Dans cette étude, nous avons téléchargé un échantillon de 300 images qui ont été prises par GE médical systèmes, Chaque image à une taille de 512*512 pixels.

➤ **Les principales caractéristiques [36]**

Nom de fichier : LIDC-IDRI-0002

Date de fichier : 2011

Format : 'DICOM'

Résolution spatiale : 0.75\0.75

Taille : 512*512

Nombre de bit : 16

Type de couleur : « niveau de gris »

Description d'étude : « THORAX »

Type d'image : axiale

Type d'unité : Unité Hounsfield (HU)

Description série : médiastin et parenchyme

Pour la fenêtre médiastinale : Centre de fenêtre : 40, largeur 350

Pour la fenêtre parenchymateuse : Centre de fenêtre : -600, largeur 1600

Exemple d'image de la base LIDC :

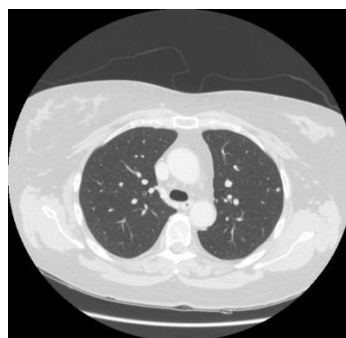


Figure III.2 image de la base LIDC

b) Des images proviennent de l'hôpital de TLEMCEM

Nous avons visité l'hôpital 'Tidjani Damardji' de Tlemcen afin de pouvoir récupérer une base des images scannographies des patients atteints du cancer pulmonaire gravées sur DVD, contiennent 28 patients, et chaque patient a plusieurs coupes, 1960 coupes (image) au total.

➤ Les principales caractéristiques [37]

Format : 'DICOM'

Nom d'établissement : « CHU TLEMCEM »

Nom de fichier : 'G : \DICOM\PA2\ST0\SE1\IM15'

Date de fichier : Février 2015

Résolution spatiale : 0.8\0.8

Taille : 512*512

Nombre de bit : 16

Type de couleur : « niveau de gris »

Description d'étude : « THORAX »

Type d'image : axiale

Type d'unité : Unité Hounsfield (HU)

Description série : médiastin et parenchyme

Pour la fenêtre médiastinale : Centre de fenêtre : 40, largeur 350

Pour la fenêtre parenchymateuse : Centre de fenêtre : -600, largeur 1600

Exemple d'image de CHU Tlemcen :

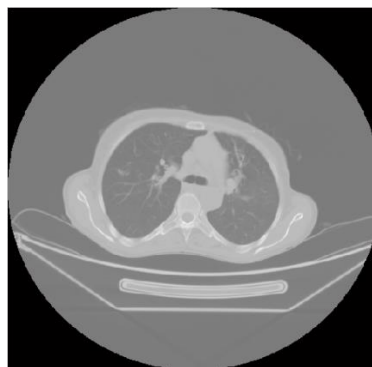


Figure III.3 image du CHU TLEMCEM

III.4 Prétraitement

Comme première étape de notre système CAD la phase de prétraitement, est une étape très importante car nos images contiennent des bruits à cause de l'appareil d'acquisition ou bien du mouvement de patient ...

Après plusieurs applications des filtres sur nos images, nous proposons dans notre travail le filtre médian

III.4.1 Filtre médian

Le filtrage médian est une opération non linéaire employée souvent dans le traitement d'images pour réduire le bruit par le calcul de la médiane des valeurs des pixels avoisinants.

Un filtre médian est plus efficace que la convolution quand le but est de réduire simultanément le bruit et de préserver des bords. de plus, il préserve bien les contours [24].

➤ **L'algorithme de ce filtre :**

- Choisir une fenêtre dont la taille est un nombre impair
- Trier les éléments de la fenêtre dans l'ordre croissant
- Affecter au pixel central " P " la valeur médiane.

Pour la fenêtre 3 x 3, les valeurs des pixels sont :

- 101 79 0 55 200 83 128 92 147
- Tri : 0, 55, 79, 83, **92**, 101, 122, 147, 200.
- P=**200** sera remplacé par la valeur médiane **92** [38].

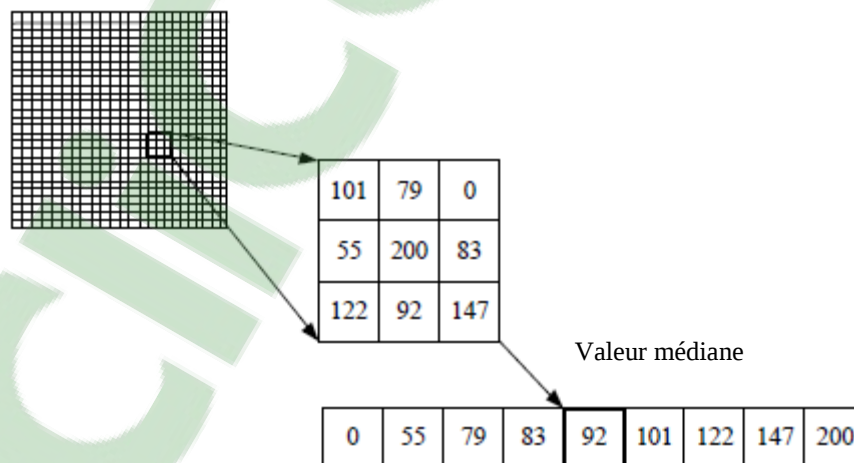


Figure III.4 concept de filtre médian

Résultat du filtrage par le filtre médian :

Exemple1 : image de la base LIDC

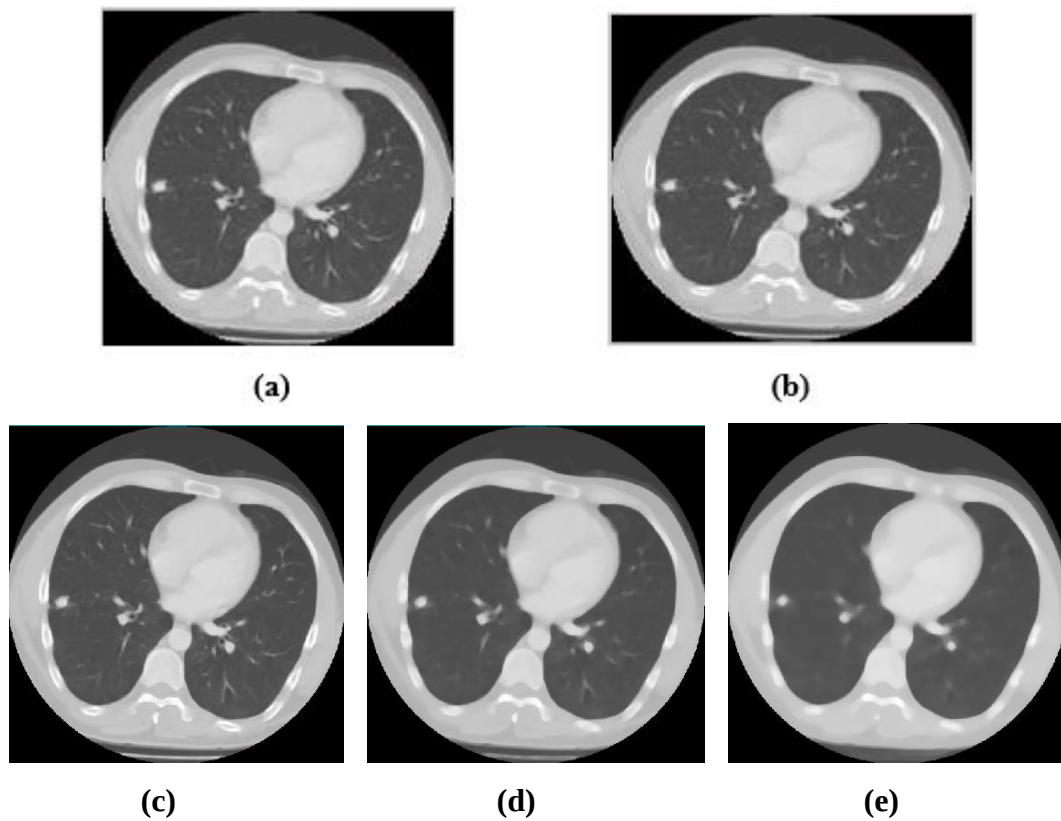
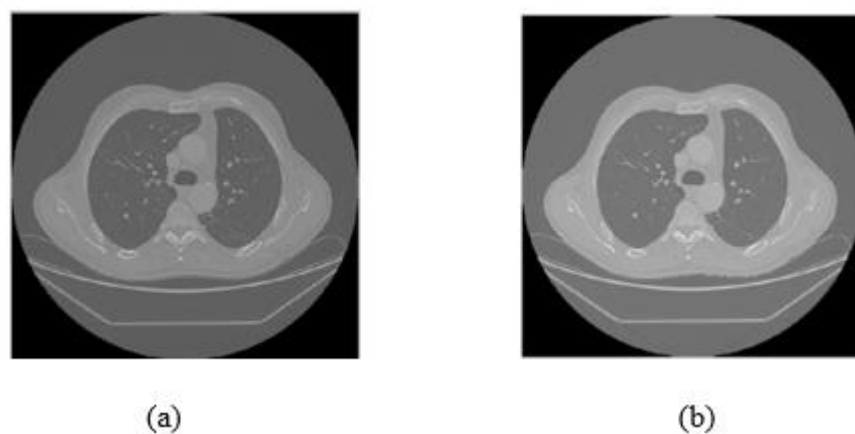


Figure III.5 Application de filtre médian, (a) : image originale, (b) : image filtrée 3×3 , (c) : image filtrée 5×5 , (d) : image filtrée 9×9 , (e) : image filtrée 15×15 .

Exemple 2 : image du CHU de Tlemcen



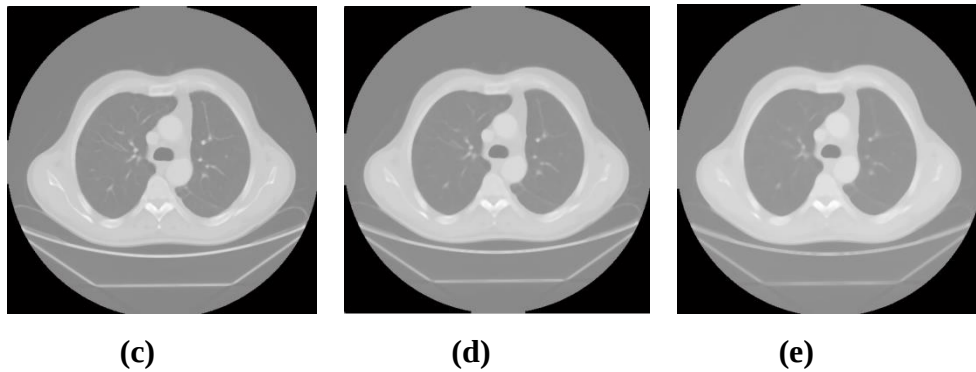


Figure III.6 Application de filtre médian, (a) : image originale, (b) : image filtrée 3×3 , (c) : image filtrée 5×5 , (d) : image filtrée 7×7 , (e) : image filtrée 9×9 .

Interprétations

On remarque que globalement, le filtre médian pour une fenêtre de 3×3 présente une meilleure fidélité à l'image initiale. Ce filtre donne d'excellents résultats sur le bruit impulsionnel.

Si on augmente la taille de la fenêtre on remarque qu'on a un effet de flou sur l'image.

Après plusieurs applications avec des filtres différents, nous avons choisi à partir de ces résultats ce filtre par rapport aux autres, et la fenêtre 3×3 par rapport aux autres fenêtres du filtre médian, ces résultats nous aident dans la partie segmentation pour éviter de segmenter des structures inutiles (le bruit).

III.5 La segmentation

La segmentation des structures thoraciques, qui peuvent être des nodules ou des tumeurs, passe souvent par la segmentation des poumons dans leur ensemble.

III.5.1 Segmentation des poumons

-l'étape de segmentation basée sur la séparation des régions correspondantes aux poumons de l'anatomie environnante, nous proposons une méthode de segmentation qui est passée par différentes étapes représentées selon le schéma ci-après :

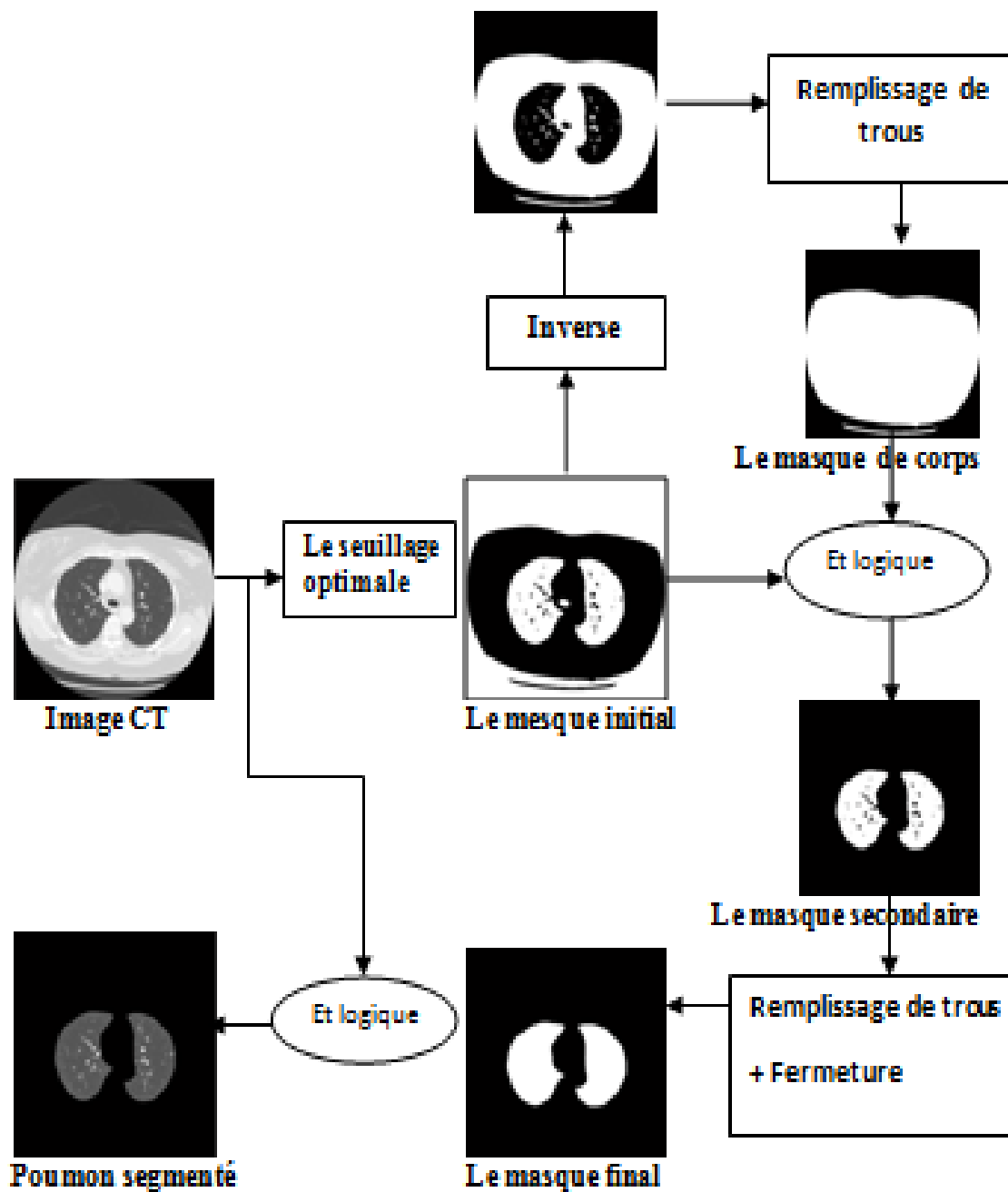


Figure III.7 Schéma représente la segmentation des poumons.

- On commence par l'application d'un algorithme de seuillage optimal on utilise la méthode Otsu.

➤ Méthode d'Otsu

Le seuillage est une méthode simple et très populaire pour le traitement des images numériques [39].

En vision par ordinateur et traitement d'image, la méthode d'Otsu est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image, ou la réduction d'une image à niveaux de gris en une image binaire. L'algorithme suppose alors que l'image à binariser ne contient que deux classes de pixels, puis calcule le seuil optimal qui sépare ces deux classes afin que leur variance intra-classe soit minimale [40].

➤ **Algorithme d'Otsu : [39] Segmentation**

On balaye toutes les valeurs de seuil possible T

Pour chaque seuil T :

-On calcule les moyennes et les variances de chaque classe

-On s'intéresse à la variance intra-classes

Moyennes : μ_1 et μ_2

Variances : σ_1 et σ_2

Probabilité : p_1 et p_2

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} (h(i) - u_1)^2 \quad (\text{III.1})$$

$$\sigma_2^2 = \frac{1}{256-T} \sum_{i=T}^{255} (h(i) - u_2)^2 \quad (\text{III.2})$$

$$u_1 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} h(i) \quad (\text{III.3})$$

$$u_2 = \frac{1}{256-T} \sum_{i=T}^{255} h(i) \quad (\text{III.4})$$

$$p_1 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=0}^{T-1} h(i) \quad (\text{III.5})$$

$$p_2 = \frac{1}{N.M} \sum_{i=T}^{255} h(i) \quad (\text{III.6})$$

Avec

h : histogramme de l'image

M.N : dimension de l'image

Variance Intra-classes

$$\sigma_w^2 = p_1 \cdot \sigma_1^2 + p_2 \cdot \sigma_2^2 \quad (\text{III.7})$$

Le seuil optimal est celui qui donne σ_w minimum, basé sur le fait que les classes sont bien définies et regroupées

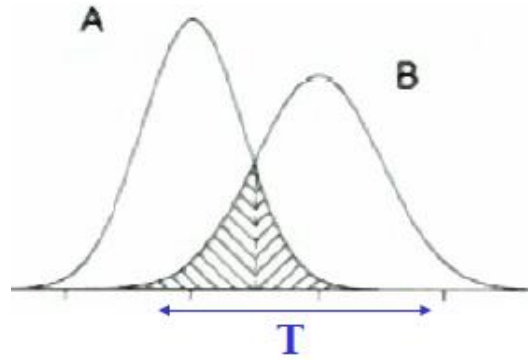


Figure III.8 Le seuil de la methode d'Otsu

Après l'application de la méthode Otsu sur l'image CT origine on obtient le masque initial

Donc **Le masque initial M_i** : est généré par l'application d'un seuillage sur l'image CT d'entrée, puis nous avons fait l'inverse de masque initial, figure (III.9).

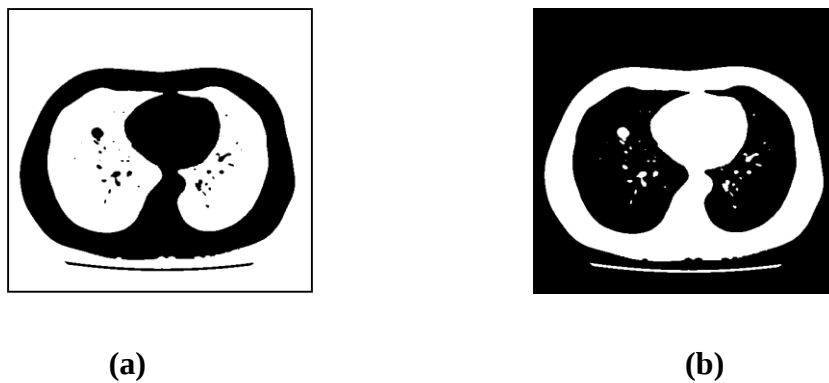


Figure III.9 La segmentation des poumons, (a) masque initial, (b) inverse du masque initial.

Le masque de corps M_b : un algorithme de remplissage de trous est appliquée sur l'inverse de masque initial, est une opération morphologique qui permet de combler les "trous" dans les régions d'une image binaire, figure (III.10).

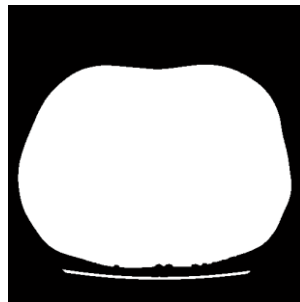


Figure III.10 La segmentation des poumons, masque de corps (M_b).

Le masque secondaire M_s : on applique une simple opération c'est le ET logique entre le masque initial M_i et le masque de corps M_b qui permet de garder les régions communes entre le masque initial M_i et le masque de corps M_b , (figure III.11).

$$M_s = M_i \wedge M_b ,$$

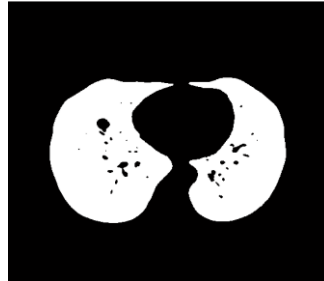


Figure III.11 La segmentation des poumons, secondaire (M_s).

Le masque final M_f : nous avons appliqué un algorithme de remplissage de trous sur le masque secondaire (M_s), suivi par une opération morphologique qui permet de supprimer les régions de trop petites tailles dans une image binaire (extraire uniquement le poumon).

Ensuite nous avons appliqué une fermeture morphologique avec un élément structurant circulaire, qui permet de compléter la mauvaise segmentation à travers sa taille, c'est-à-dire on va changer la valeur de la taille de élément structurant jusqu'aux on obtienne une bonne segmentation des poumons.

➤ **La fermeture morphologique [41] :**

C'est une opération consiste à éliminer des objets sombres d'une image.

$$\varphi_C(X) = X \bullet C = \varepsilon_C(\delta_C(X)) = (X \oplus \check{C}) \ominus C \quad (\text{III.8})$$

$\check{C}$: Élément structurant transposé.

- La fermeture : comble les trous.

Et enfin, le poumon segmenté est montré par la superposition de l'image CT d'entrée et le masque M_f qui servira de région d'intérêt (ROI) afin de segmenter les nodules pulmonaires, figure (III.11).

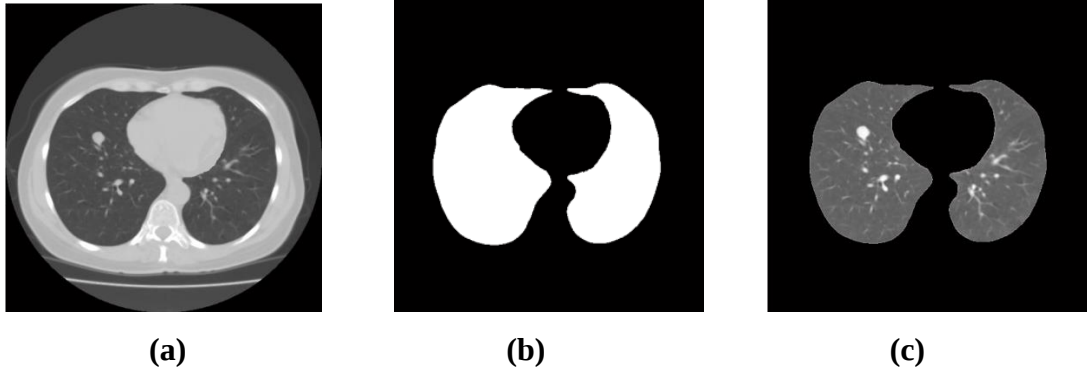


Figure III.12 segmentation des poumons. (a) : image origine, (b) masque final (la taille élément structurant=1), (c) image bien segmentée.

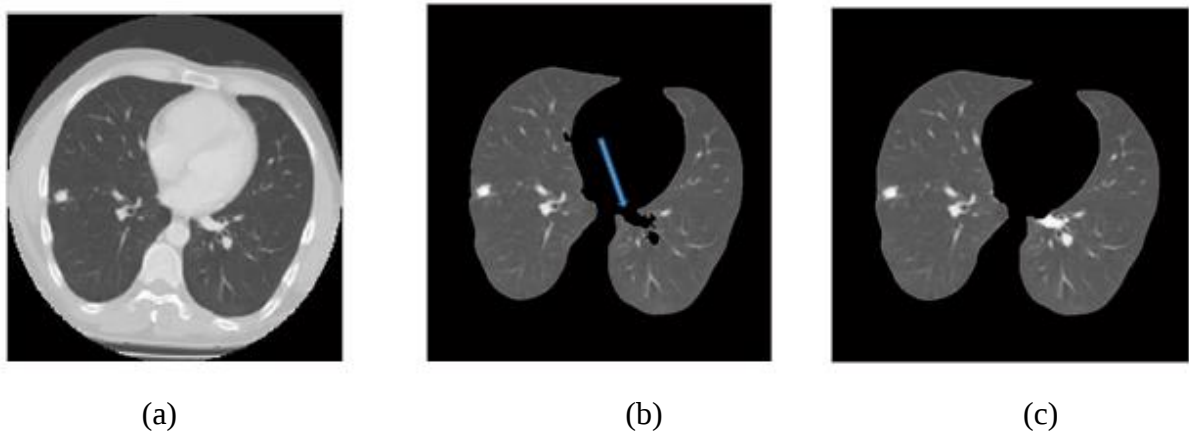


Figure III.13 segmentation des poumons. (a) image origine, (b) image male segmentée (flèche) (la taille élément structurant=1), (c) image bien segmentée (la taille élément structurant=15).

Interprétation

La méthode que nous avons proposée donne de bons résultats dans la majorité des images utilisées.

On remarque que, pour les images de la Figure III.12 on a choisi un élément structurant (de taille =1) qui donne une bonne segmentation des poumons, alors que pour les images de la Figure III.13 (b) les poumons ne sont pas bien segmentés à cause de la taille élément structurant (taille =1) donc on augmentant la taille d'élément structurant (taille=15) on obtient des poumons bien segmentés (c).

III.5.2 La segmentation des nodules candidats (nodules et non nodules)

Après la segmentation des poumons, la prochaine étape concerne la segmentation des nodules, comme il est montré sur le schéma présenté dans la Figure III 14.

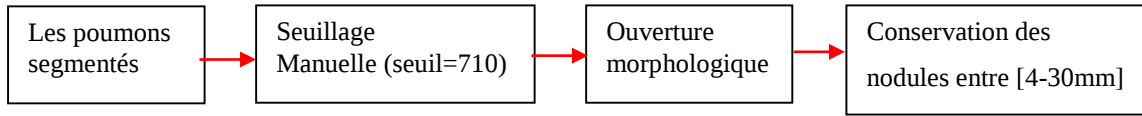


Figure III.14 Les étapes de segmentation des nodules candidats

Dans Cette partie. On commence par l'étape de segmentation basée sur une technique de seuillage pour séparer les nodules et les tissus pulmonaires. Etant donné que la densité des nodules est supérieure à celle du tissu pulmonaire, nous avons appliqué un seuillage manuel Nous avons choisi un seuil = 710 Unité de Hounsfield ce seuil a été sélectionné par un examen sur un ensemble des nodules annotés.

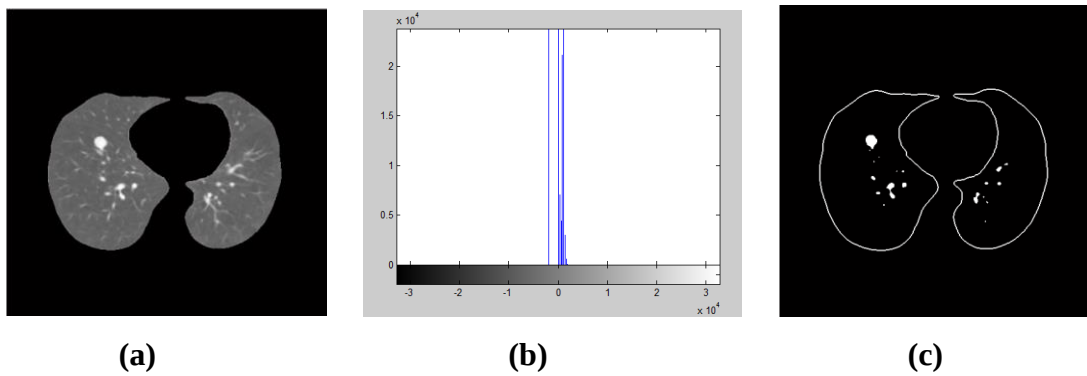


Figure III.15 segmentation des nodules candidats(a) image des poumons segmentés (b) Histogramme de l'image (c) image segmenté (par seuillage manuel)

Ensuite nous avons appliqué une ouverture morphologique avec un élément structurant circulaire de rayon 1 pour éliminer les structures résiduelles qui peuvent être attachées à un nodule candidat.

➤ Ouverture morphologique [41]

C'est une opération morphologique qui permet d'éliminer les composantes les plus petites que l'élément structurant. On note :

$$\gamma_E(X) = X \circ E = \delta_{\tilde{E}}(\epsilon_E(X)) = (X \ominus \tilde{E}) \oplus E \quad (\text{III.9})$$

L'ouverture morphologique de X par E.

X : l'image

E : l'élément structurant

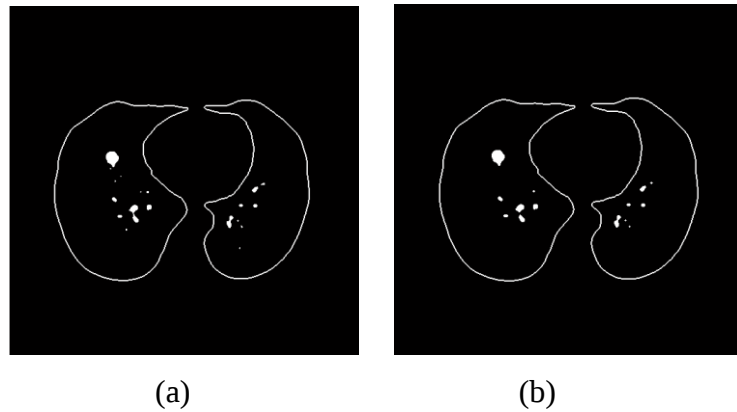


Figure III.16 segmentation des nodules candidats, (a) image segmenté (par seuillage manuel), (b) image après une ouverture morphologique

L'étape finale dans cette partie est de ne préserver que les nodules candidats qui ont le diamètre entre [4-30] mm. Nous avons pris la résolution spatiale ($0.75 \times 0.75 \text{ mm}^2$ pour 1 pixel), puis nous avons calculé la surface minimale d'un cercle (pour un rayon=4mm) et maximale (pour un rayon=30mm) et on a gardé que les régions entre la surface minimale et la surface maximale.

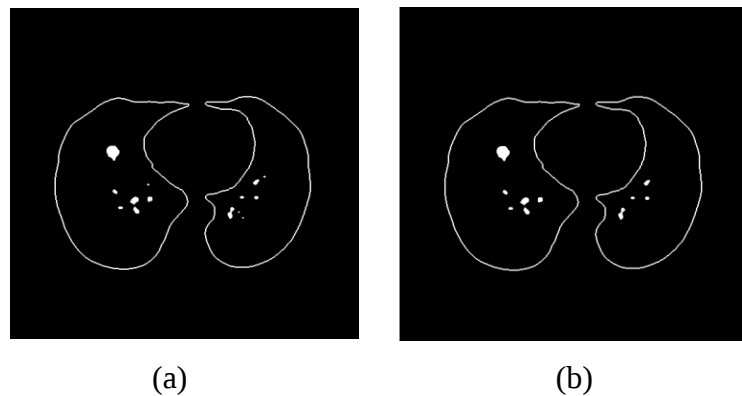


Figure III.17 segmentation des nodules candidats, (a) image après une ouverture morphologique, (b) image contient que des nodules entre [4-30mm] de diamètre

III.5.2.3 Résultats et interprétations

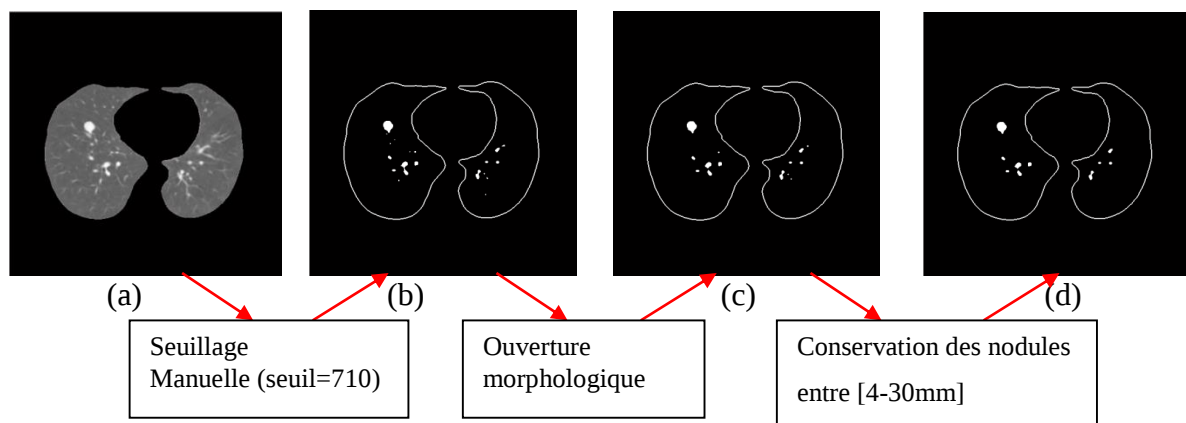


Figure III.18 résultat de tous les étapes de segmentation des nodules candidats(a) image du poumon segmenté , (b)image segmenté (par seuillage manuelle), (c) image après une ouverture morphologique (d) image contient que des nodules entre [4-30mm]de diamètre

On remarque que dans l'image(b) de la Figure III.18 les nodules candidats sont bien segmentés par le seuil choisi, et dans l'image (c) après l'application de l'ouverture morphologique toutes les structures résiduelles qui peuvent être attachées aux nodules candidats sont éliminées, et finalement dans l'image (d) le nombre des nodules candidats réduit car nous avons gardé que les nodules entre [4-30mm] de diamètre (**nous avons supprimé les micronodules et les masse pulmonaires**)

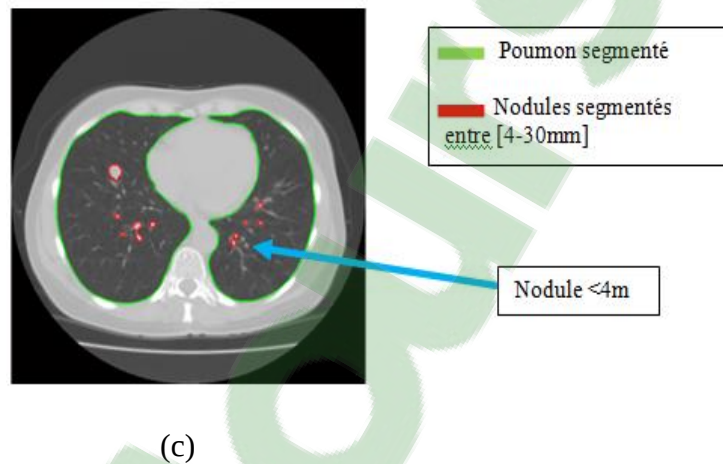


Figure III.19 résultat de segmentation des poumons et des nodules candidats.

Les résultats obtenus indiquent que les nodules pulmonaires qui ont un diamètre compris entre [4-30] mm sont bien segmentés à l'intérieur de la région du poumon.

III.6 Extraction des caractéristiques

Les classifieurs sont formés avec des caractéristiques dérivées des nodules segmentés. L'ensemble des nodules classifiés doit être suffisamment grand et représentatifs pour que les caractéristiques soient pertinentes. Donc, La meilleure classification nécessite de bonnes caractéristiques ainsi qu'un bon apprentissage.

Dans notre approche nous avons choisi deux types de caractéristiques (la forme et la texture), Dans un premier temps nous décrivons l'élaboration d'indices de formes dédiés à la caractérisation de la forme, ensuite nous avons présenté une nouvelle méthode de caractérisation de la texture, basée sur la construction d'une matrice qui donne une représentation statistique de la texture.

Pour les caractéristiques de la forme nous avons calculé 19 caractéristiques telle que : La surface, le centre de gravité(X Y), Circularité, Périmètre, Rectangularité, Compacité, Orientation, Excentricité, Intensité maximale, Intensité minimale,(Les formules sont détaillées dans l'annexe B).

Pour les caractéristiques de la texture, nous avons calculé tout les 14 caractéristiques de Haralick, telle que :

Homogénéité, Entropie, Contraste, Corrélacion, Second moment angulaire, Variance, Homogénéité, moyenne, ... (Les formules sont détaillées dans l'annexe A).

III.6.1 Calcul de la matrice de cooccurrence :

La méthode des matrices de cooccurrence demeure la méthode de référence pour l'analyse de texture naturelle, elle est largement utilisée dans le monde du traitement d'image. Elle présente une grande performance et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images.

[Haralick et al., 1973, Haralick, 1979] proposent d'extraire des statistiques à partir d'une matrice de cooccurrence (GLCM) afin de caractériser une texture. Les matrices de co-occurrence d'Haralick, encore appelées matrices de dépendance spatiale des niveaux de gris, utilisent les statistiques d'ordre 2 et permettent de déterminer la fréquence d'apparition d'un motif formé de deux pixels séparés par une certaine distance d dans une direction particulière θ .

Il s'agit en fait de la probabilité de trouver, si on part d'un pixel de valeur i , un pixel de valeur j quand on se déplace en suivant un vecteur dans la direction θ d'une distance d [42].

Pour ce qui est du vecteur de déplacement, si toutes les directions sont étudiées avec différents pas de déplacement, un grand nombre de matrices de cooccurrence doit être calculé. Ceci conduit à une grande complexité calculatoire. Plusieurs études ont été menées pour déterminer une distance ou une orientation optimale en concluant, qu'en pratique, une distance courte donne généralement de bons résultats [43].

La matrice de co-occurrence C d'un vecteur de déplacement (dx,dy) , d'une image P de taille $M \times N$ est définie par la formule suivante :

1- Initialisation :

$$\sum_{x=1}^{Ng} \sum_{y=1}^{Ng} C(x, y) = 0 \quad (\text{III.10})$$

Où Ng est la valeur maximale du niveau de gris de l'image P

2- Remplissons la matrice :

$$\sum_{x=1}^{Ng} \sum_{y=1}^{Ng} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \left\{ \begin{array}{ll} C(x, y) = 1 + C(x, y) & \text{si } p(i, j) = i \text{ et } p(i + dx, j + dy) = j \\ & \text{si non } C(x, y) = C(x, y) \end{array} \right.$$

(III.11)

Généralement on ne calcule pas la matrice de co-occurrence sur l'image d'origine, mais plutôt sur l'image ayant subi une réduction des niveaux de gris. On réduit généralement le nombre de niveau de gris de 256 à 16,32 ou bien 64. Cette réduction du nombre de niveaux de gris permet de garder l'information nécessaire relative aux régions pertinentes de l'image, et surtout de supprimer tous les problèmes de bruits et autres déformations éventuelles qui sont présentées sur l'image.

A partir de cette matrice, il est possible de calculer plusieurs caractéristiques [Haralick et al., 1973, Haralick, 1979]. Parmi les plus fréquemment utilisées, nous retrouvons : la moyenne, la variance, le contraste, l'énergie, l'entropie, la corrélation, l'homogénéité et l'uniformité [29]. Les 14 caractéristique de Haralick sont dans l'annexe A.

Dans notre approche nous avons choisi deux types de caractéristiques (la forme et la texture), dans un premier temps nous décrivons l'élaboration d'indices de formes dédiés à la caractérisation de la forme, ensuite nous avons présenté une nouvelle méthode de caractérisation de la texture, basée sur la construction d'une matrice qui donne une représentation statistique de la texture.

Dans notre travail nous avons calculé la matrice de co-occurrence avec des différentes fenêtres d'analyse (la fenêtre d'analyse 3*3(D=1), la fenêtre 5*5(D=2), et la fenêtre 7*7(D=3))

Finalement nous avons choisi une fenêtre d'analyse de 3*3, (une distance (D=1), dans toutes les directions) qui donne généralement de bons résultats soit au niveau :

1- de l'extraction des caractéristiques avec des valeurs précisées.

2-de la décision de classifieur (SVM)

Par exemple :

➤ Pour une fenêtre (3*3) :

Quelque caractéristiques	Contraste	Homogénéité	Energie	Corrélation	Discision De SVM
Nodule	0,514402973890696	0,999425125460849	0,997552964289769	0,936451184120286	nodule
Non nodule	0,183204151224432	0,999881344490802	0,999686301626208	0,818584382623320	Non nodule

Tableau III.1 Quelque caractéristiques calculé par une fenêtre 3*3.

➤ Pour une fenêtre (5*5) :

Quelque caractéristiques	Contraste	Homogénéité	Energie	Corrélation	Discision De SVM
Nodule	1,13150478481834	0,999163262913002	0,997361728796978	0,860967112803763	Non nodule
Non nodule	0,393840237228470	0,999829380557242	0,999631667291951	0,605102689231061	Non nodule

Tableau III.2 Quelque caractéristiques calculé par une fenêtre 5*5.

➤ Pour une fenêtre (7*7) :

Quelque caractéristique	Contraste	Homogénéité	Energie	Corrélation	Discision De SVM
Nodule	1,77062025546547	0,998977015453436	0,997178984333979	0,783466020858042	Non nodule
Non nodule	0,589998729885634	0,999794857278298	0,999578631100771	0,392572511777770	Non nodule

Tableau III.3 Quelque caractéristiques calculé par une fenêtre 7*7.

Interprétation :

On remarque que pour une fenêtre 3*3 les valeurs des caractéristiques sont précisées et la décision de (SVM) est la même avec la décision des experts, contrairement avec les fenêtres 5*5 et 7*7 on n'a de mauvais résultats sur les valeurs des caractéristiques entre le nodule et le non nodule et la décision de (SVM) est différente, à celle des experts, et ca influe sur les performances de classifieur.

Remarque

Les images résultantes de l'étape de segmentation contiennent plusieurs objets tels que les nodules et les non-nodules, dans ce cas nous avons appliqué un étiquetage sur l'image segmentée pour extraire les caractéristiques (de forme et de texture) de chaque objet.

III.6.2 Etiquetage de nodules

Associer une étiquette à chaque nodule de l'image segmentée, pour obtenir une nouvelle image dans laquelle les régions sont marquées (une classe par étiquette) [44].

Les figures ci après montrent le résultat de l'étiquetage sur une image qui contient 10 objets.

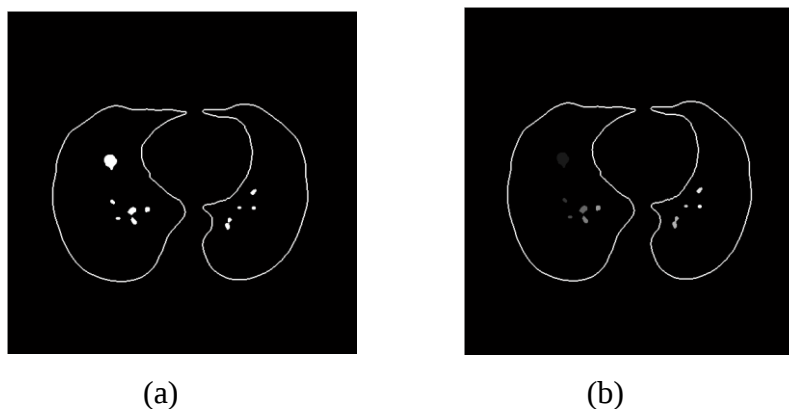


Figure III.20 segmentation des nodules. (a) nodules segmentés (b) nodules étiquetés (10 objets).

Résultats :

Après l'étiquetage on peut extraire les caractéristiques (de forme et de texture) sur chaque objet, dans notre exemple l'image contient 10 objets les caractéristiques de chaque objet sont représentés dans les tableaux suivant (tableau III.4) :

➤ Les caractéristiques de la forme :

	sur	X	Y	Ecc	Con	Equi	El	EX	Fille	MajA	MinA	Orie	Peri	Sold	cir	rec	maxi	Mini	mean
1	296	150	223	0,56	313	19,41	1	0,68	296	21.62	17.96	-72.9	65.36	0,95	1668,90	0,17	194	146	168
2	34	154	283	0,77	34	6,58	1	0,69	34	8.63	5.31	-41.9	19.31	1,00	245,39	0,17	180	146	155
3	24	162	308	0,80	24	5,53	1	0,86	24	7.21	4.32	0.00	15.66	1,00	177,91	0,18	168	146	139
4	97	182	297	0,71	102	11,11	1	0,62	97	13.47	9.43	37.52	36.04	0,95	621,59	0,18	196	146	169
5	60	185	312	0,84	60	8,74	1	0,61	60	12.03	6.57	-54.5	28.38	1,00	402,73	0,19	193	146	166
6	48	204	295	0,47	49	7,82	1	0,86	48	8.43	7.45	61.37	23.07	0,98	328,10	0,21	196	146	167
7	89	323	316	0,94	116	10,65	1	0,49	89	20.22	7.10	75.22	44.63	0,77	540,31	0,20	192	146	163
8	20	339	292	0,72	20	5,05	1	0,83	20	6.11	4.26	0.00	13.66	1,00	152,90	0,17	175	147	147
9	48	360	269	0,83	50	7,82	1	0,59	48	10.65	5.99	44.50	24.79	0,96	331,32	0,19	178	146	155
10	26	360	293	0,53	26	5,75	1	0,87	26	6.31	5.33	0.00	15.66	1,00	192,73	0,18	185	146	156

Tableau III.4 les caractéristiques de la forme pour les 10 objets

➤ les caractéristiques de la texture :

	energ	contr	corr	var	sma	homo	clus	mo	ent	mdp	mdi	iva	map
1	1,1315	0,6978	338	5,63	0,9998	2,1426	21,7915	0,0099	0,0100	0,0156	0,0000	-0,861	0,1227
2	0,3938	0,2124	91	1,53	0,9999	2,0164	5,9097	0,0016	0,0017	0,0156	0,0000	-0,710	0,0428
3	0,3464	0,1214	84	1,37	1,0000	2,0116	5,3766	0,0011	0,0012	0,0156	0,0000	-0,760	0,0379
4	0,6199	0,3641	149	2,51	0,9999	2,0467	9,6929	0,0039	0,0039	0,0156	0,0000	-0,805	0,0728
5	0,5269	0,3337	113	1,93	0,9999	2,0289	7,4119	0,0027	0,0027	0,0156	0,0000	-0,732	0,0561
6	0,4416	0,2427	104	1,75	0,9999	2,0231	6,7537	0,0022	0,0022	0,0156	0,0000	-0,755	0,0516
7	0,7680	0,5461	135	2,39	0,9999	2,0429	9,0101	0,0039	0,0040	0,0156	0,0000	-0,705	0,0656
8	0,3072	0,1214	80	1,31	1,0000	2,0096	5,1267	0,0010	0,0010	0,0156	0,0000	-0,721	0,0340
9	0,4777	0,2731	103	1,75	0,9999	2,0231	6,7232	0,0022	0,0022	0,0156	0,0000	-0,729	0,0507
10	0,3258	0,1517	85	1,40	1,0000	2,0125	5,4710	0,0013	0,0013	0,0156	0,0000	0,7287	0,0385

Tableau III.5 les caractéristiques de la texture pour les 10 objets

III.7 La classification

L'objectif de cette étape est de classer les nodules segmentés comme étant soit des nodules ou non –nodules.

En effet, pour enlever les faux positifs on fait appel à une technique de classification supervisée (classifieur SVM). Elle consiste à affecter à chaque région de l'image une classe qui définit les régions à extraire de l'image. Ce type de classification nécessite deux bases, une pour l'apprentissage et une autre pour le test.

- **Base d'apprentissage** : elle est constituée à partir d'un certain nombre d'images de variabilité différente, segmentées manuellement par des radiologues expérimentés (la base LIDC annotée). Et les images obtenues à partir du CHU de Tlemcen sont annotées par 3 médecins radiologues. Pour la base LIDC nous avons utilisé 90 images qui contiennent 240 nodules segmentés (nodule et non nodules).

Pour la base provienne de CHU de Tlemcen nous avons utilisé 30 images qui contiennent 81 nodules segmentés.

Cette expertise permet d'attribuer une classe à chaque région de l'image (1 : classe nodule, 2 : classe non nodule) de façon à ce que le système puisse effectuer un apprentissage pour qu'il soit en mesure d'associer une classe à une région non apprise.

- **Base de test** : elle est créée à partir des images n'ayant pas contribuées à l'apprentissage. L'objectif de cette base est de prouver la capacité de séparation des algorithmes de classification des nodules en comparant les résultats obtenus des images qui n'ont pas été prise par le système avec les images annotées. Pour cette phase on a utilisé (50 images pour LIDC et 17 images pour le CHU de Tlemcen).

III.7.1 Le classifieur SVM

Les Support Vector Machines souvent traduit par l'appellation de Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont une classe d'algorithmes d'apprentissage initialement définis pour la discrimination.

Leur But est de Trouver un classifieur linéaire (hyperplan) qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces 2 classes.

Dans ce cas ces algorithmes sont basés sur la recherche de l'hyperplan de marge optimale qui, lorsque c'est possible, classe ou sépare correctement les données tout en étant le plus éloigné possible de toutes les observations. Le principe est donc de trouver un classifieur, ou une fonction de discrimination, dont la capacité de généralisation est la plus grande possible.

Cette approche découle directement des travaux de Vapnik en théorie de l'apprentissage à partir de 1995. Elle s'est focalisée sur les propriétés de généralisation d'un modèle en contrôlant sa complexité.

L'objectif des SVM est de chercher Parmi les hyperplans valides, l'hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. Cette distance est appelée distance marge entre l'hyperplan et les exemples.

Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de méthode des séparateurs à vaste marge [45].

Les supports vectors sont indiqués ci-dessous par les flèches.

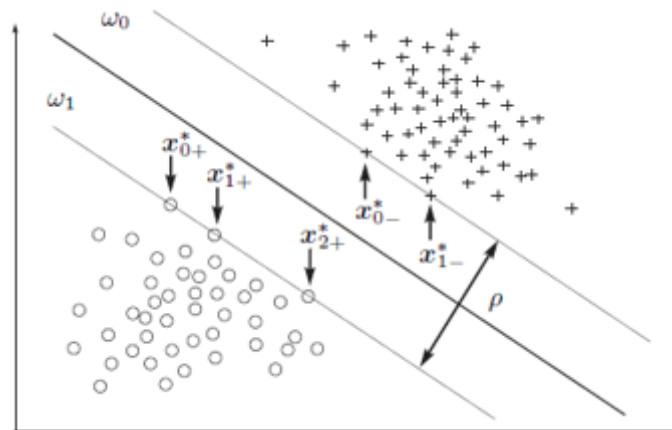


Figure III.21 Hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes

L'hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes, c'est-à-dire dont la distance aux points les plus proches est maximale. Ces exemples

les plus proches qui suffisent à déterminer cet hyperplan sont appelés vecteurs de support, ou encore exemples critiques.

L'hyperplan optimal est perpendiculaire au segment de droite le plus court joignant un exemple d'apprentissage à l'hyperplan.

Par ailleurs, il est montré (conditions de Karush-Kuhn-Tucker) que seuls les points qui sont sur les hyperplans frontières jouent un rôle. Ces points sont appelés vecteurs de support par Vapnik. Ce sont aussi des exemples critiques puisque ce sont eux qui déterminent l'hyperplan optimal [45].

Remarque :

Nous avons choisi le classifieur SVM car :

- nos images sont annotées et le classifieur SVM supervisé.
- dans la majorité des travaux dans la littérature le classifieur SVM donne des bons résultats par rapport aux autres classifieurs.

III.7.2 Résultat et interprétation

Après l'extraction des caractéristiques de cette image, nous avons testé ces caractéristiques par le classifieur SVM, et nous avons obtenu les résultats suivants (1 : nodule, 2 : non nodule) :

Exemples d'images de la base LIDC :

Nombre d'objets	La classification de SVM	La classification des experts (annotation de la base LIDC)
1	1	1
2	2	2
3	2	2
4	2	2
5	2	2
6	2	2
7	2	2
8	2	2
9	2	2
10	2	2

Tableau III.6 comparaison entre la décision de classifieur SVM et des experts pour une image contenant un seul nodule.

Interprétation :

Le tableau indique que notre système a détecté un nodule au niveau de cette image (l'objet N1), et aussi les experts ont annoté le même nodule, dans ce cas notre système a permis une meilleure détection du nodule.

L'image résultante de notre système qui a illustré la détection des nodules est représentée sur la figure (II.22) :

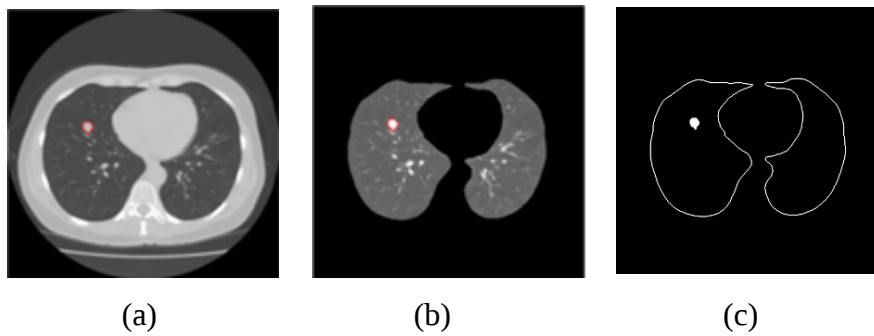


Figure III.22 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par la base LIDC (b) résultat de notre système, (c) nodule détecté.

Exemple d'images du CHU de Tlemcen

Pour les images de CHU de Tlemcen on a fait les mêmes étapes et nous avons comparé les résultats de notre système avec la décision des radiologues (Figure III.23)

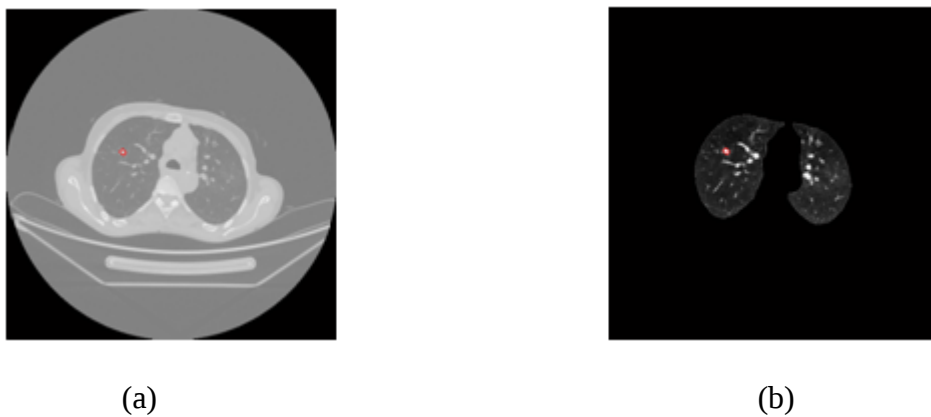


Figure III.23 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par les radiologues (b) résultat de notre système.

Dans cette image on remarque que notre système a permis une meilleure détection du nodule (le même nodule qui était choisis par les radiologues)

-D'autres exemples qui donnent des bons résultats :

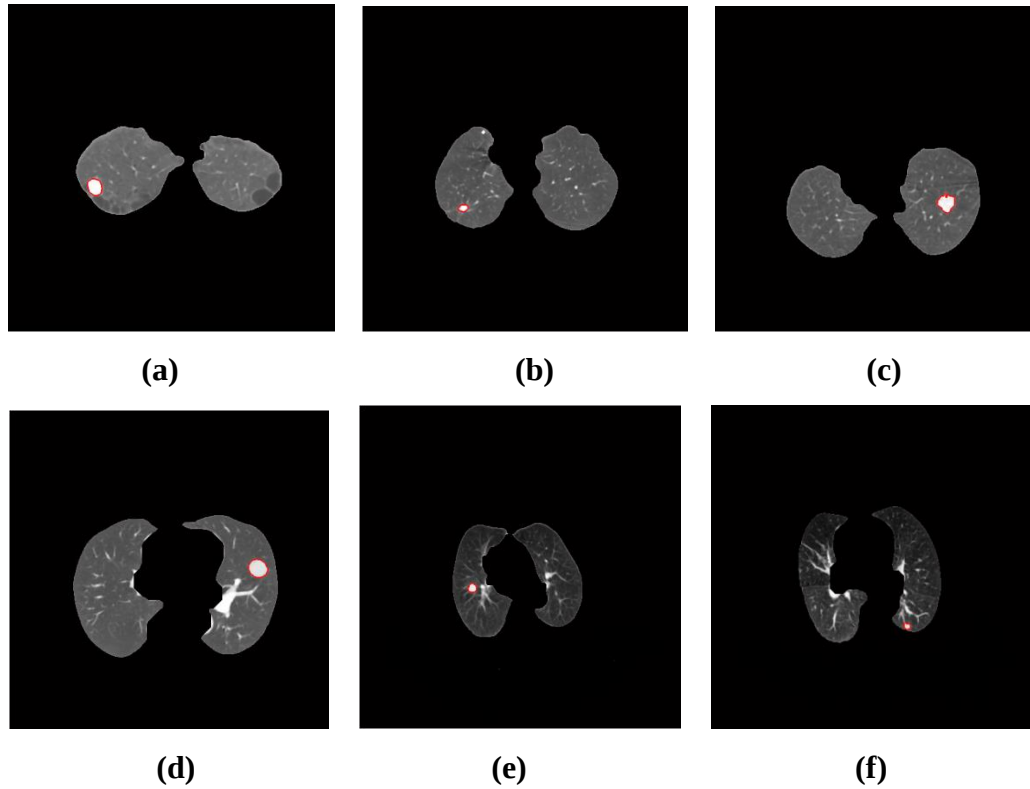


Figure III.24 résultat de quelques images que notre système réussite dans la détection des nodules.

On a bien remarqué que c'est le même système et il a donné les mêmes résultats sur des images différentes.

Dans l'image (a) et (d) le nodule détecté est grand alors que dans l'image (b) il est petit.

Les images (a), (b), (c), (d) sont de la base LIDC.

Les images (e), (f) proviennent de CHU de Tlemcen.

Remarque :

Dans nos images il y a des cas qui donnent des meilleures résultats, comme il y a des autres qui donne des mauvais résultats, dans ces cas notre système Il a raté un nodule (FN), ou bien de détecter un nodule qui est non nodule(FP)

Nombre d'objets	La classification de SVM	La classification des experts (annotation de la base LIDC)
1	1	2
2	2	2
3	1	1

Tableau III.7 comparaison entre la décision de classifieur SVM et des experts

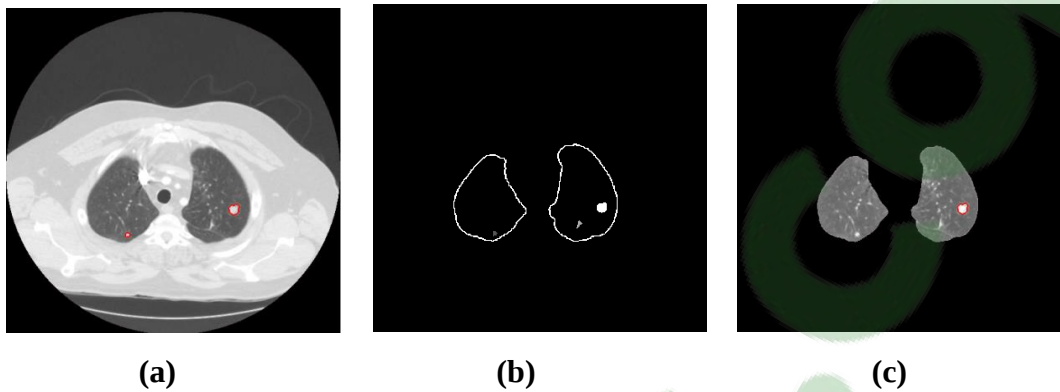


Figure III.25 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détectés par la base LIDC annotée, (b) image étiquetée, (c) nodule détecté par le système.

On remarque que dans cette image deux nodules sont détectés par la base annotée LIDC alors que notre système a détecté un seul nodule et raté l'autre nodule et ceci est due au choix des paramètres pertinents pour la classification.

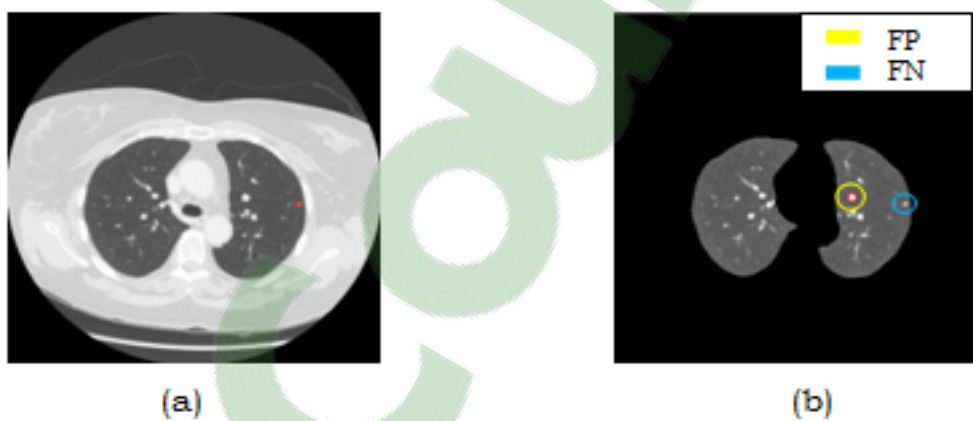


Figure III.26 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détectés par la base LIDC annotée (b) détection de faux positif et faux négatif.

On remarque dans l'image de la figure III.26 que notre système au lieu de détecter le nodule qui est annoté dans la base LIDC, il a détecté un autre donc on a un faux positif (FP) et un faux négatif (FN).

Exemple d'images du CHU de Tlemcen

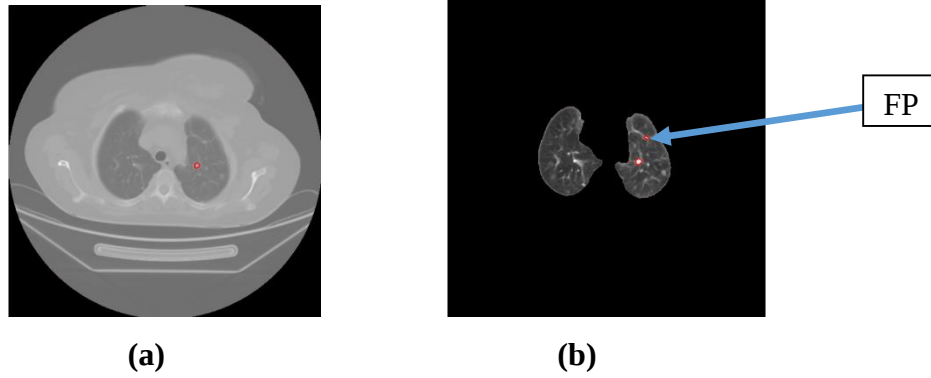


Figure III.27 résultat de la détection des nodules. (a) annotation par les radiologues (b) résultat de notre système.

On voit sur la figure III.27 que le système a détecté deux nodules, le premier est juste car il est annoté par les radiologues mais il a ajouté un autre (FP).

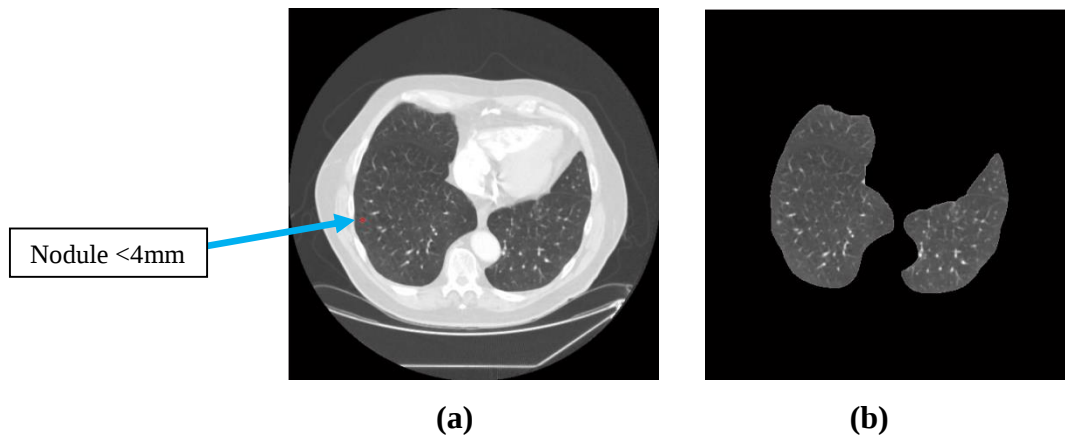


Figure III.28 résultat de la détection des nodules. (a) nodules détecté par la base LIDC annotée (b) aucune détection des nodules par le système.

On remarque dans cette image que la base annotée a détecté un nodule mais le système ne le détecte pas car il est inférieur à 4 mm (on a gardé uniquement les nodules entre [4-30] mm).

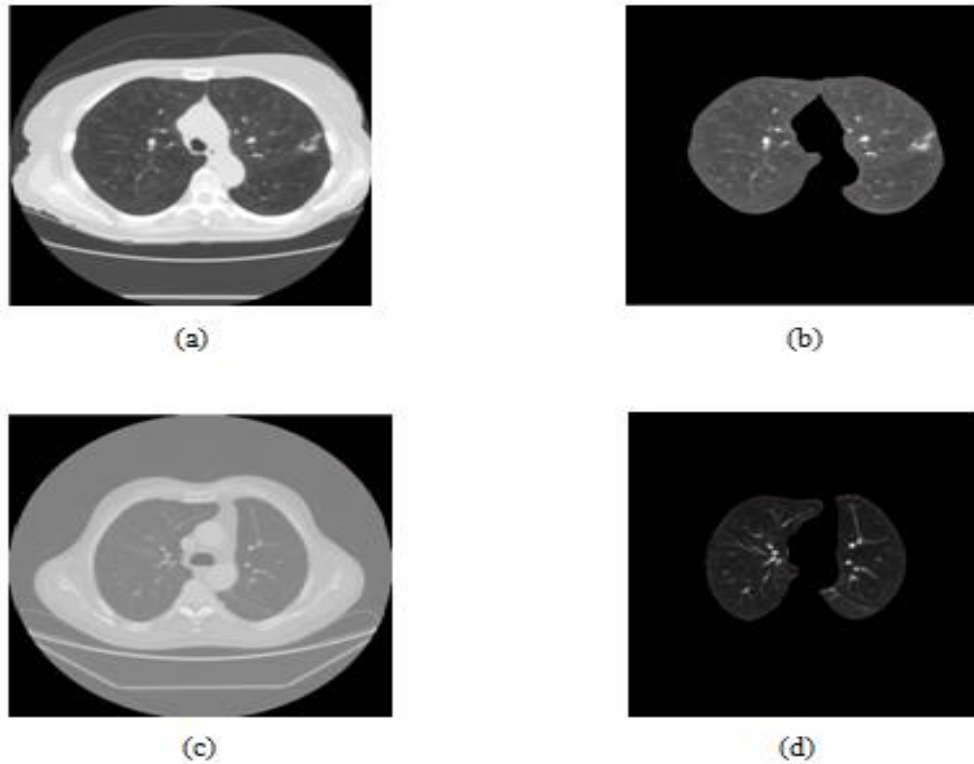


Figure III.29 résultat de la détection des nodules. (a), (c) images qui ne contient aucun nodule dans la base LIDC annotée et dans les images de CHU de Tlemcen (b), (d) aucune détection des nodules par le système.

On remarque que notre système aussi dans les images qui ne contient pas des nodules, il a affiché des images qui ne contient aucun nodule, alors la détection des non nodules est 100%.

III.7.3 Performances de l'approche proposée

Pour tester la validité et la fiabilité de notre système, nous avons effectué une série de tests sur un ensemble d'images issues de la base de données annotée LIDC (50 images) et des images de CHU de Tlemcen (17 images).

La meilleure classification nécessite de bons choix des caractéristiques, pour cela nous avons testé des différents cas des caractéristiques et nous avons choisi les meilleurs résultats.

Le premier cas (les caractéristiques de la forme) :

Dans ce cas nous avons choisi seulement les caractéristiques de la forme, et nous avons calculé les Performances de système (Tableau III.8)

	Sensibilité	Spécificité	Taux de classification
Performances de SVM	64.71%	97.78%	95.58%

Tableau III.8 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la forme

Le deuxième cas (les caractéristiques de la texture) :

Dans ce cas nous avons choisi seulement les caractéristiques de la texture (14 caractéristiques de Haralick), puis nous avons calculé les Performances de système (Tableau III.9)

	Sensibilité	Spécificité	Taux de classification
Performances de SVM	35.29%	94.51%	88.95%

Tableau III.9 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la forme

Le troisième cas (notre choix) :

Après plusieurs tests nous avons choisi tous les caractéristiques (forme+texture), qui donne des meilleures performances par rapport aux autres (Tableau III.10)

	Sensibilité	Spécificité	Taux de classification
Performances de SVM	82.35%	98.78%	97.24%

Tableau III.10 les Performances de SVM avec les caractéristiques de la forme

Interprétation :

Dans cette phase, nous avons testé différentes caractéristiques pour avoir des meilleurs performances de notre système, en premier temps nous n'avons pris que les caractéristiques de la forme on a trouvé une faible sensibilité 64.71% et même pour les texture 35.29%, et après plusieurs tests et lorsque on a combiné entre les deux on a trouvé des bons résultats un Sensibilité de moyenne de 82.35%, et ça indique que les nodules pulmonaires nécessitent des caractéristiques du forme et du texture pour une bonne classification.

Performances de notre système pour les deux bases d'images :

Les images de la base de données LIDC ont donné les résultats qui sont représentés dans le graphe suivant :

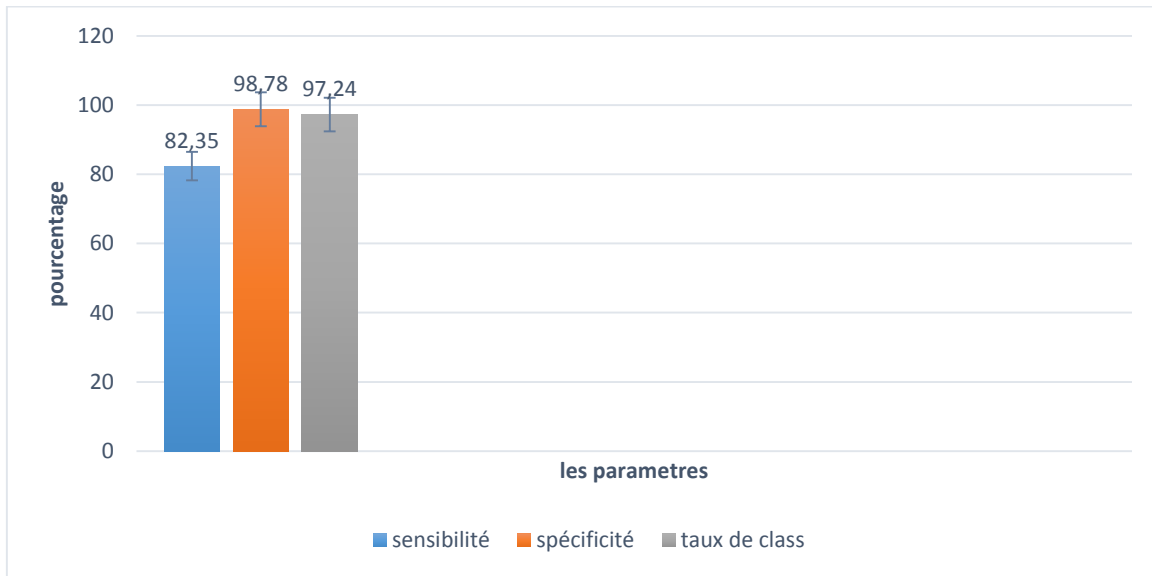


Figure III.30 graphe des résultats de la base LIDC

Pour les images de CHU de Tlemcen nous avons testé les mêmes étapes et on a obtenu les meilleurs résultats avec le mêmes choix des caractéristiques que la base LIDC.

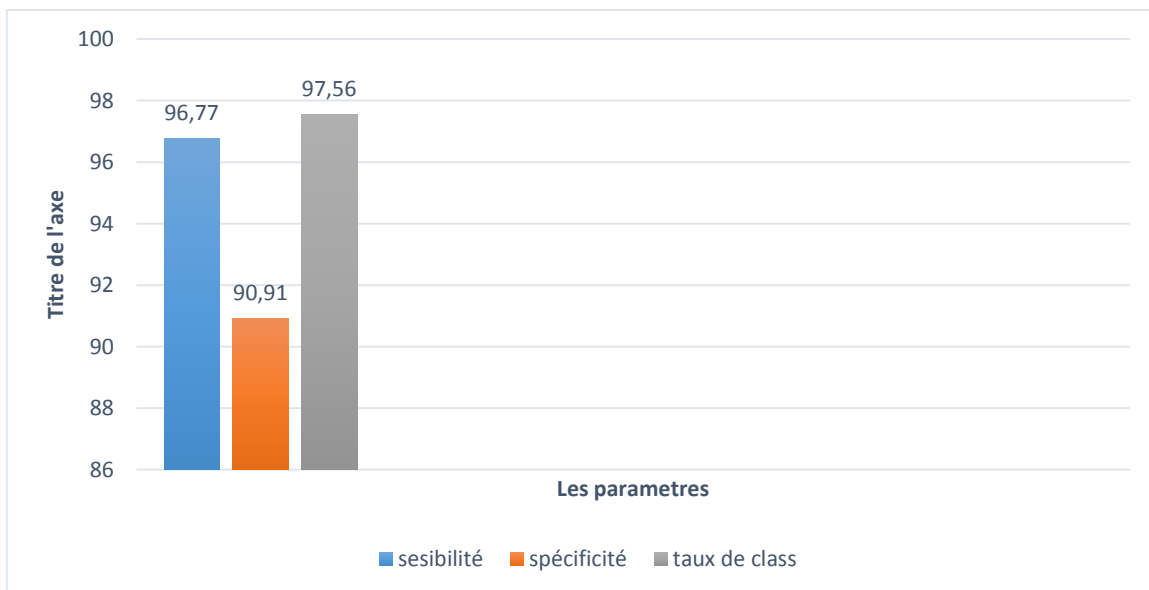


Figure III.31 graphe des résultats des images du CHU de Tlemcen.

Nous avons interprété ces différents résultats entre les deux bases a cause de :

- Pour la base LIDC, l'annotation est très précise (plusieurs experts), Contrairement avec les images du CHU de Tlemcen, l'annotation n'est pas précisée.

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé chaque étape du système CAD proposé et interprété chaque résultat obtenu.

Nous avons commencé par un prétraitement, en utilisant le filtre médian, ensuite nous sommes passées à la segmentation des poumons (la méthode d'Otsu), et la segmentation des nodules par un seuillage manuel.

L'étape suivante concerne l'extraction des caractéristiques, elle a un rôle très important dans l'efficacité du système CAD proposé, on a choisi quelques caractéristiques de forme et de texture afin d'obtenir des résultats acceptables.

L'étape finale a été la classification, nous avons utilisé un classifieur SVM supervisé afin d'avoir détecté les nodules pulmonaires, et éviter le plus possible l'augmentation de FP.

Les performances de l'approche proposée sont données par les résultats suivants :

Pour les images du CHU de Tlemcen :

- Sensibilité 96.77%
- Spécificité 90.91%
- Taux de classification 97.56%.

Pour les images de la base LIDC annoté :

- Sensibilité 82.35%
- Spécificité 98.78%
- Taux de classification 97.24%



III.9 Interface graphique

Nous présentons dans cette partie une interface qui explique les différentes étapes de notre système CAD proposé.

Environnement matériel et logiciel de programmation

Notre application a été réalisée sur un PC de mark DELL, 4Go de RAM sous Windows 2007. Le langage utilisé est : Matlab version 2008.

Présentation de quelques vues

L'interface est composée d'une fenêtre principale et des autres fenêtres, elle contient des boutons permettant d'accéder aux différentes fonctionnalités.

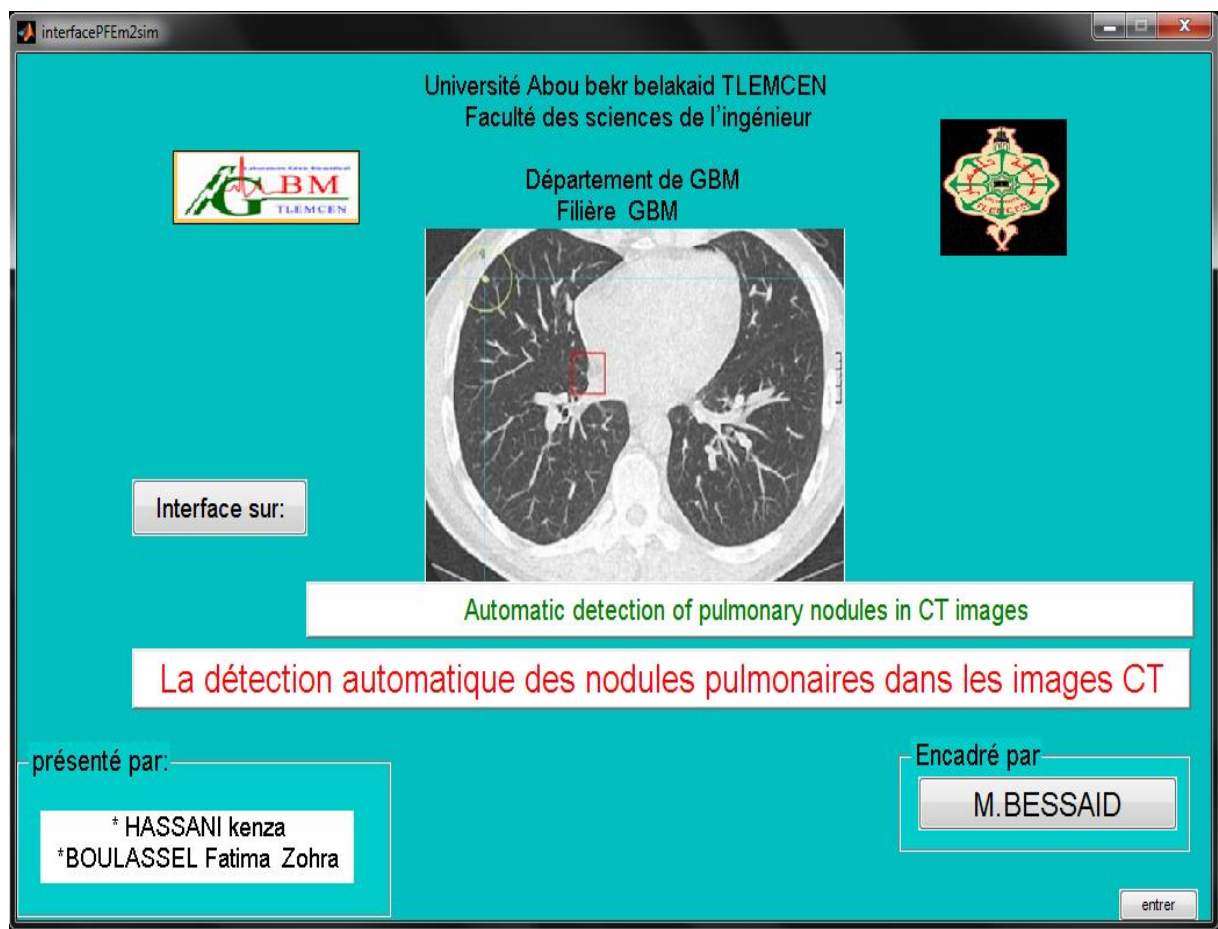


Figure III.32 Fenêtre principal de l'interface graphique.

En exécutant le bouton « entrer » pour passer à la page suivante qui contient toutes les étapes de notre système CAD.

Explication du fonctionnement de cette fenêtre

Cette fenêtre est la fenêtre la plus importante dans l'interface, contient toutes les étapes de notre système CAD comme il est montré sur l'interface présenté dans la Figure 11.

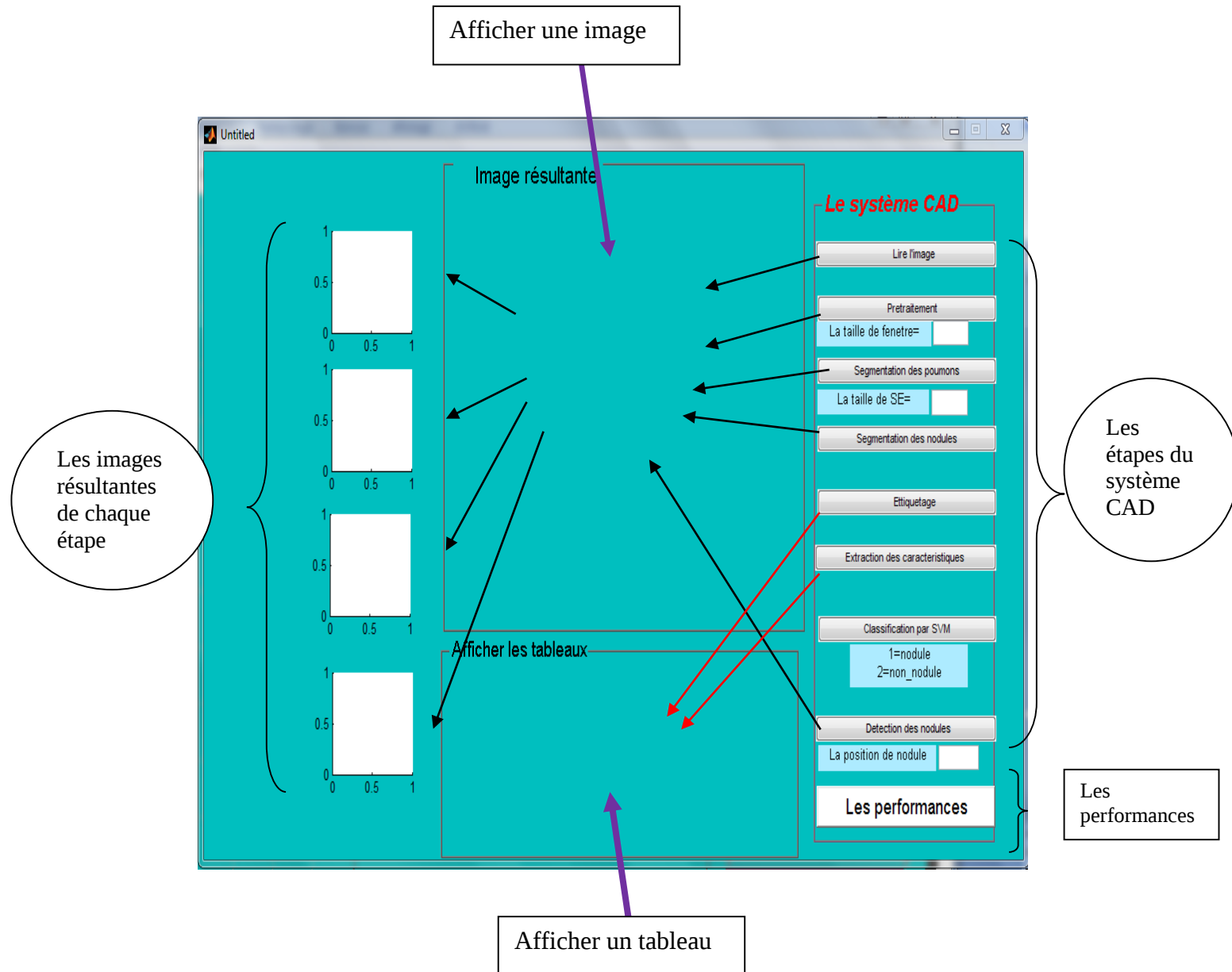


Figure III.33 Fenêtre d'explication du fonctionnement de l'interface

Tous les boutons qui ont des images dans le résultat ont représenté par des flèches noires, et chacune s'affiche individuellement dans la zone à gauche.

Tous les boutons qui donnent dans le résultat un tableau ont représenté par des flèches rouges.

Les étapes du système CAD :

1-lire l'image

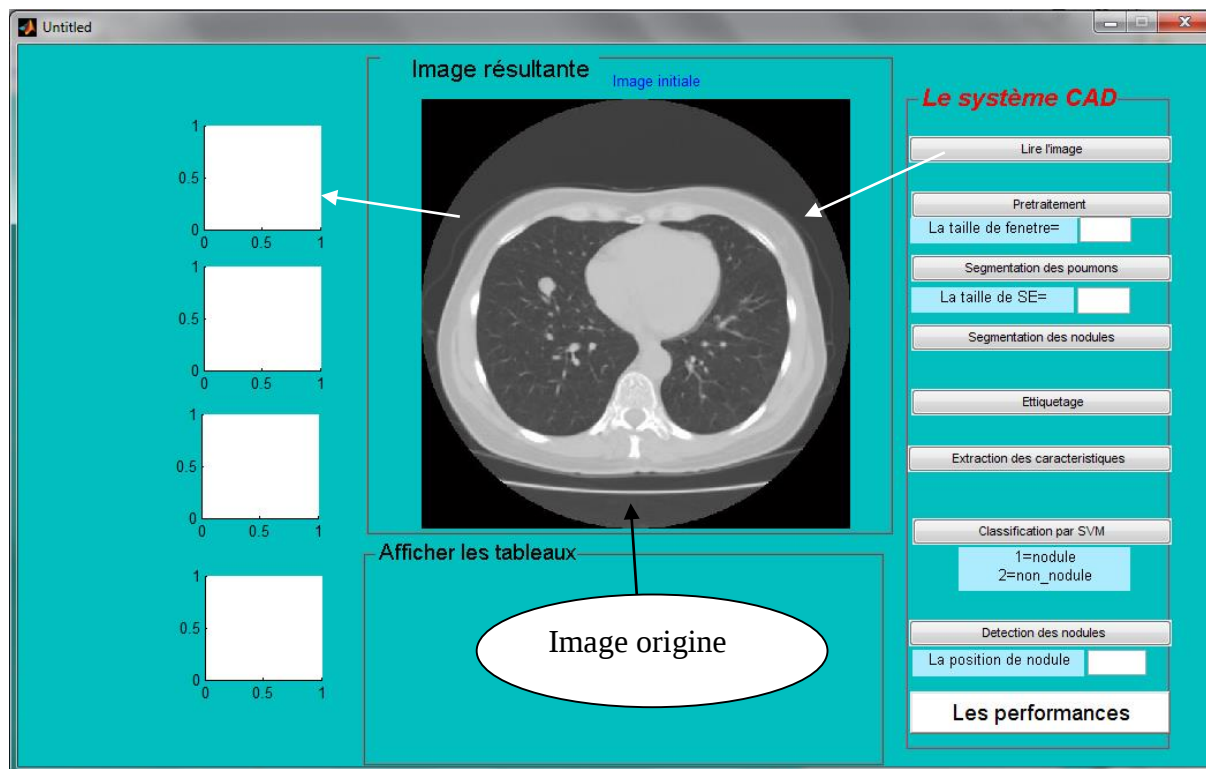


Figure III.34 Fenêtre pour la lecture d'image initiale.

2-prétraitement

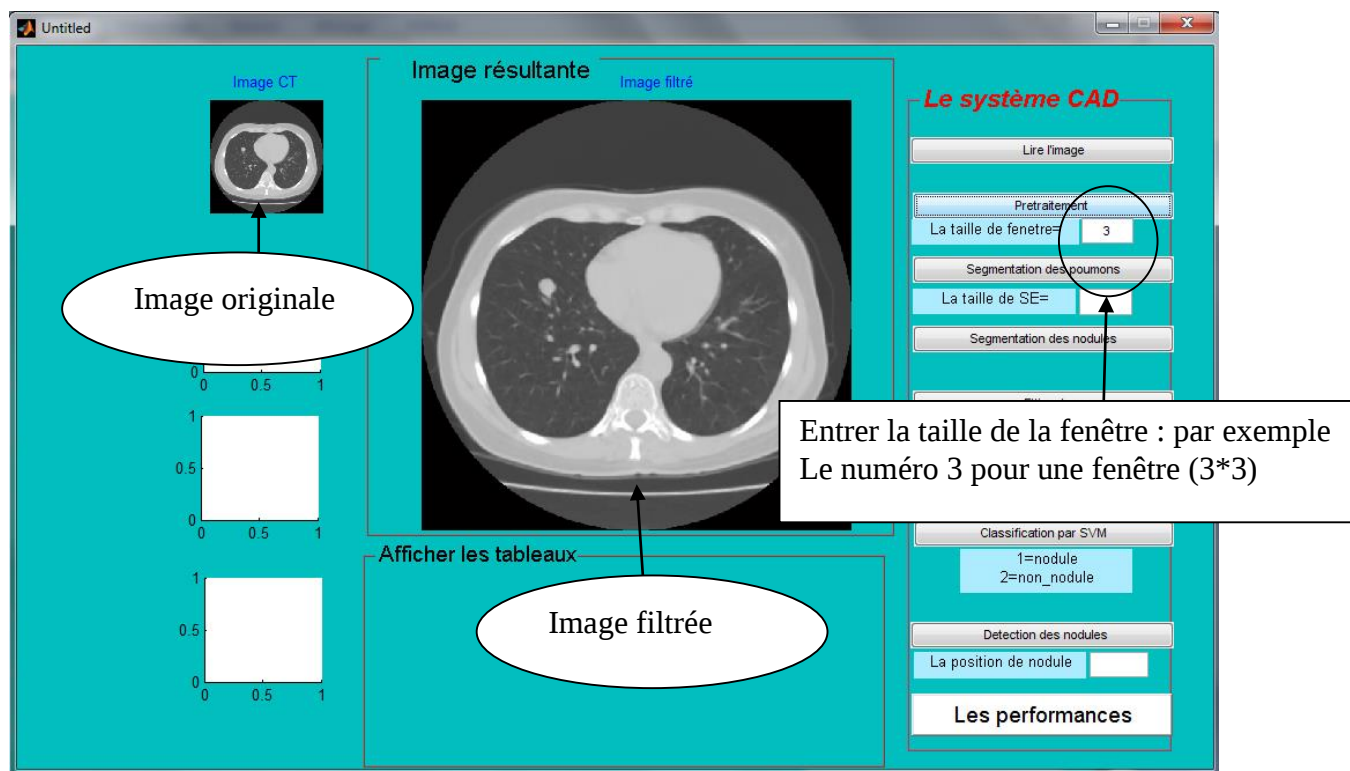


Figure III.35 Fenêtre de prétraitement.

3- segmentation des poumons :

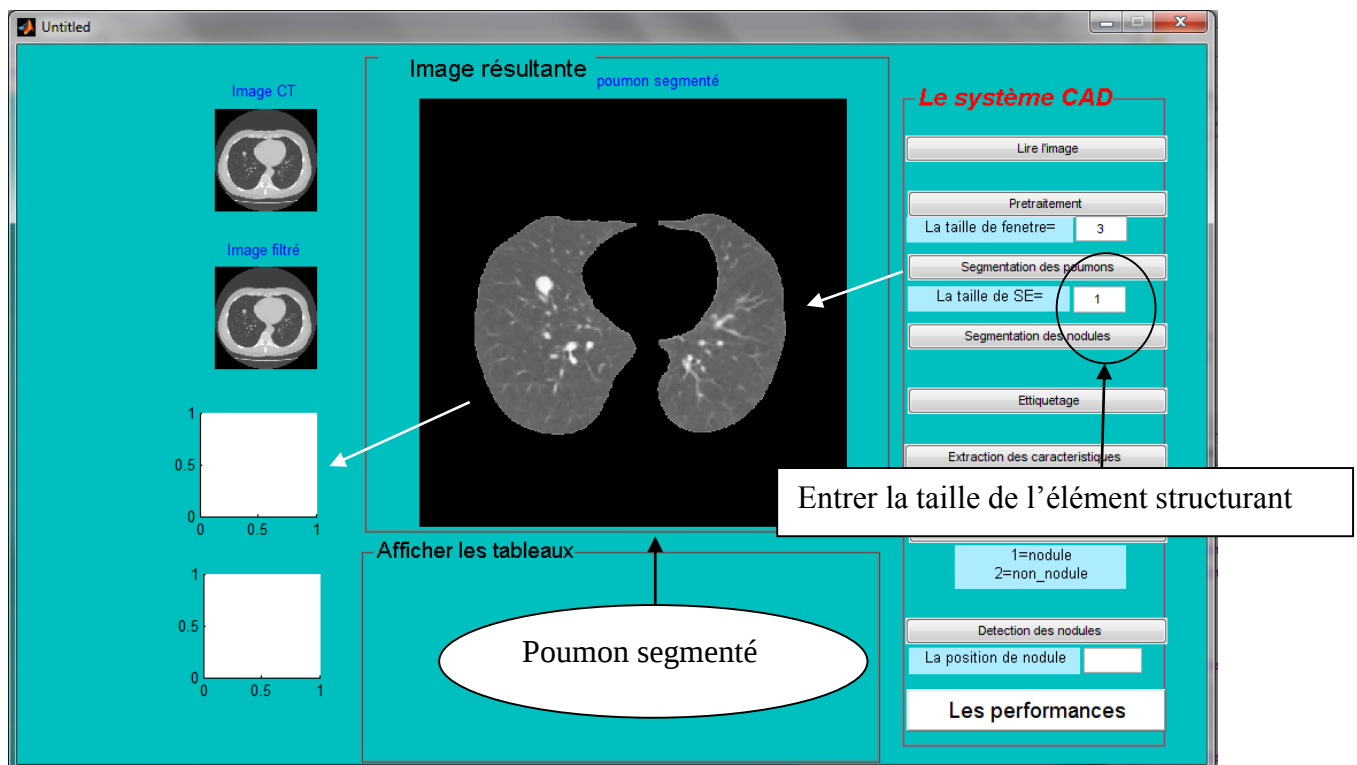


Figure III.36 Fenêtre de la segmentation du poumon.

4- segmentation des nodules

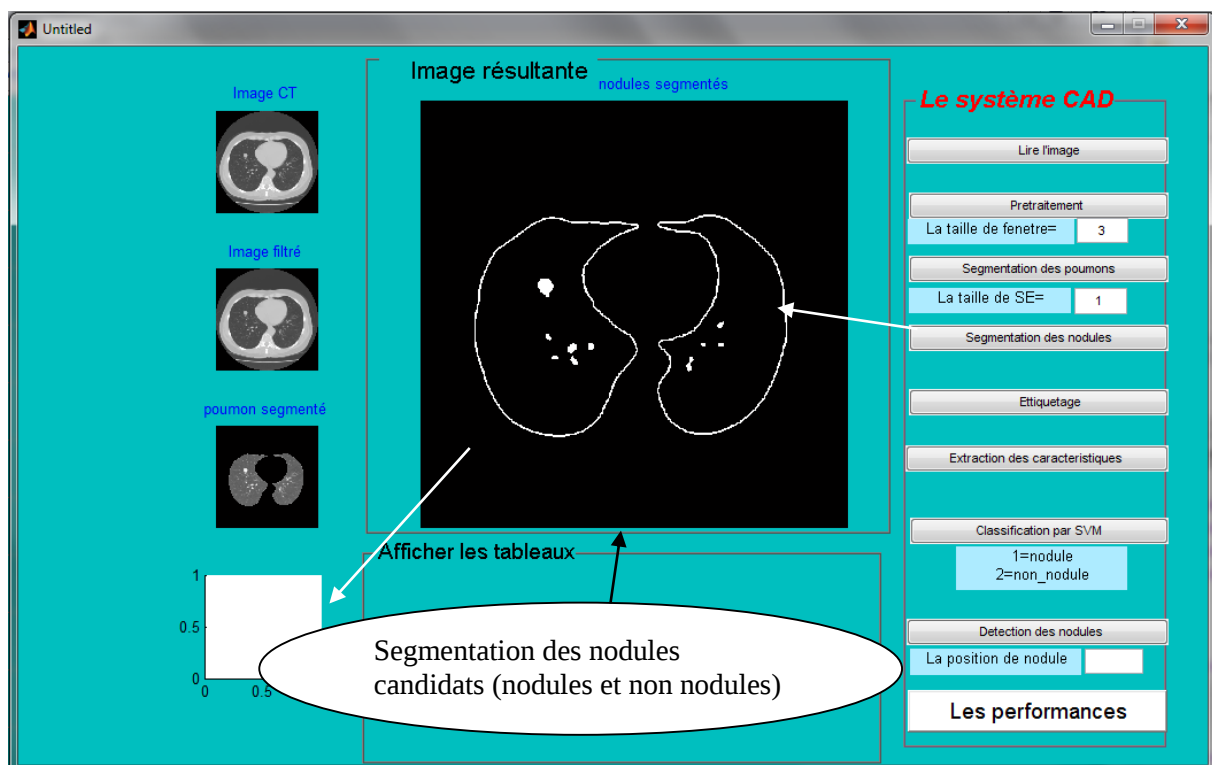


Figure III.37 Fenêtre de la segmentation des nodules.

5-étiquetage :

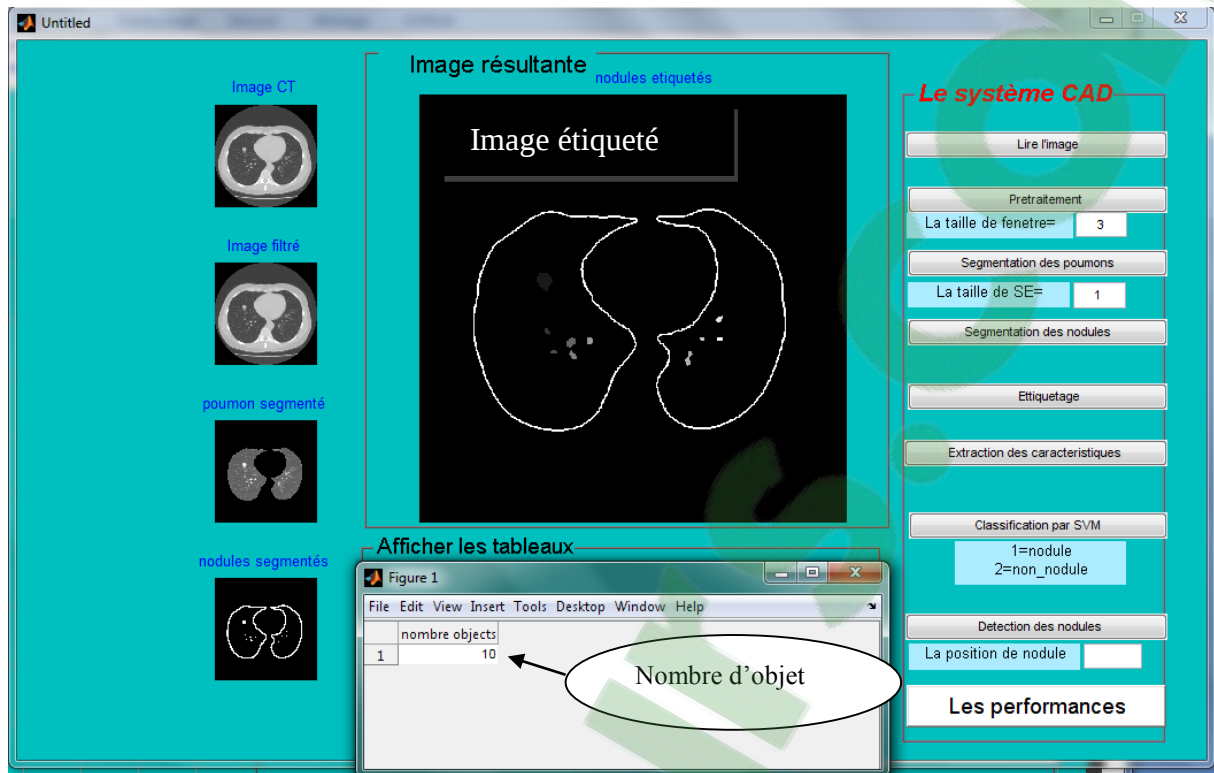


Figure III.38 Fenêtre d'image étiquetée.

6-Extraction des caractéristiques :

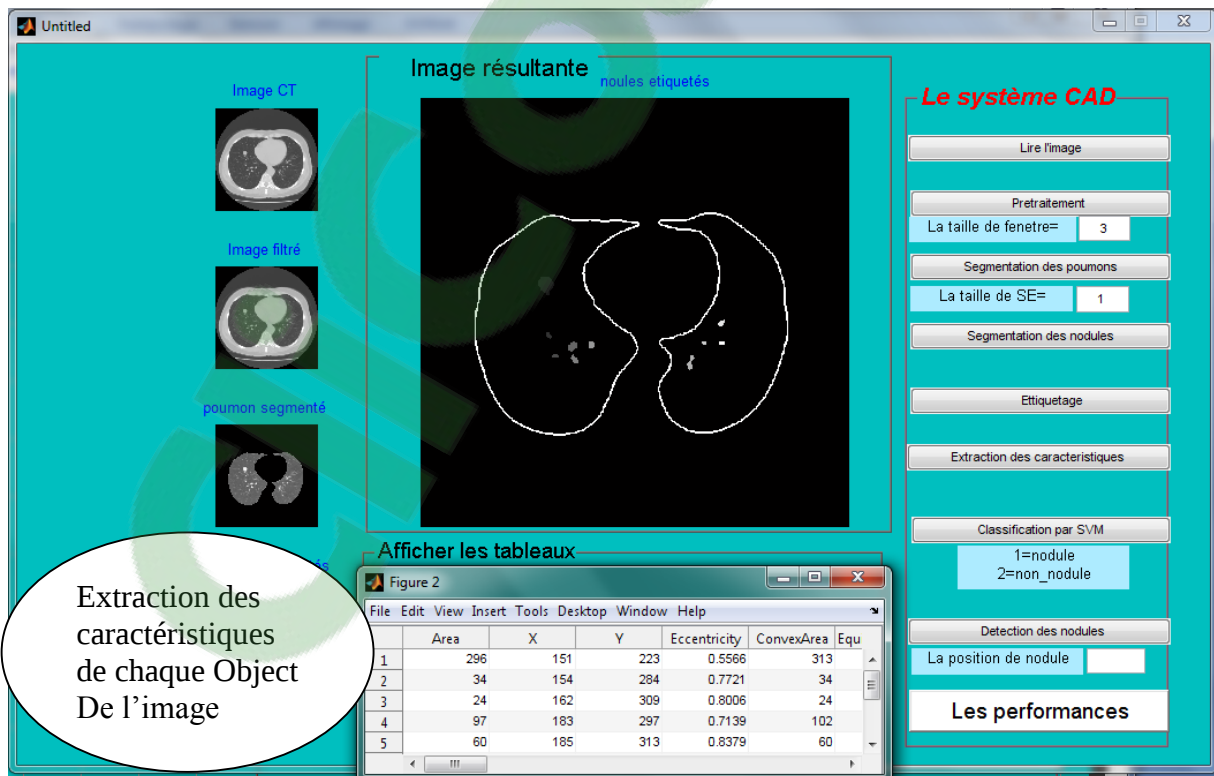


Figure III.39 Fenêtre d'extraction des caractéristiques.

7- classification

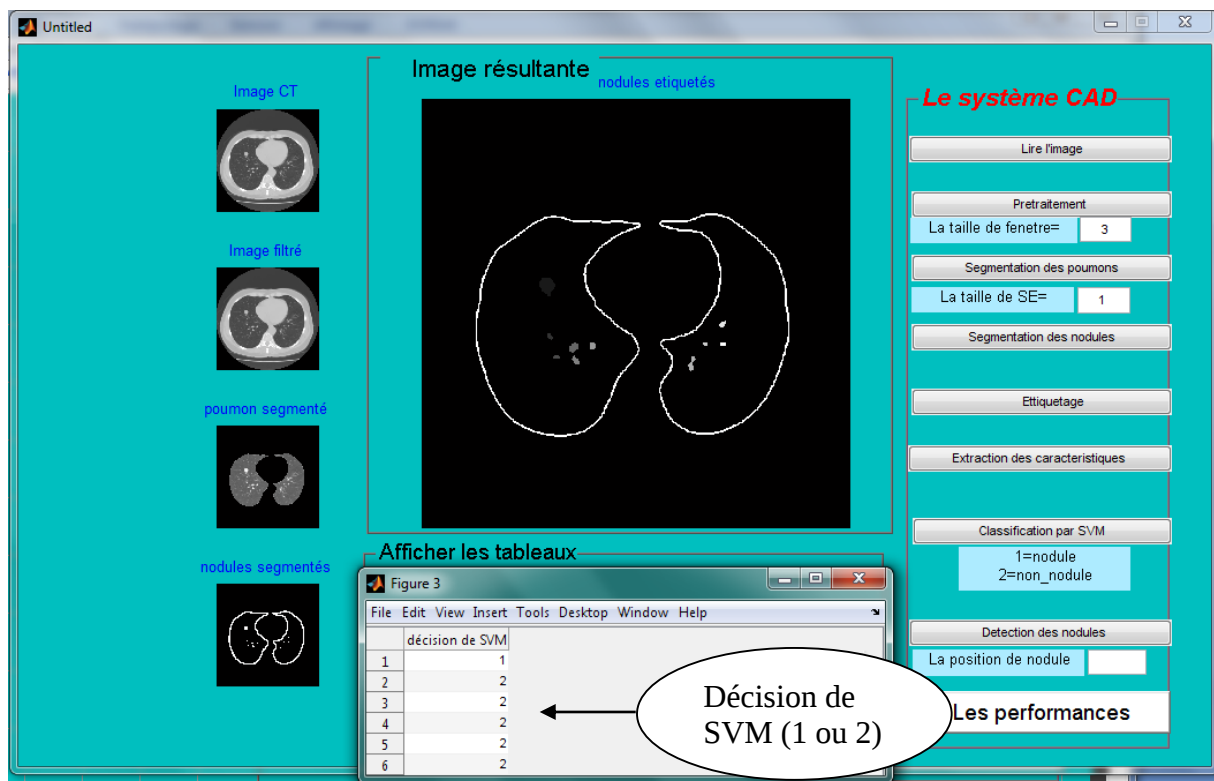


Figure III.40 Fenêtre de la classification des nodules.

8- Détection des nodules

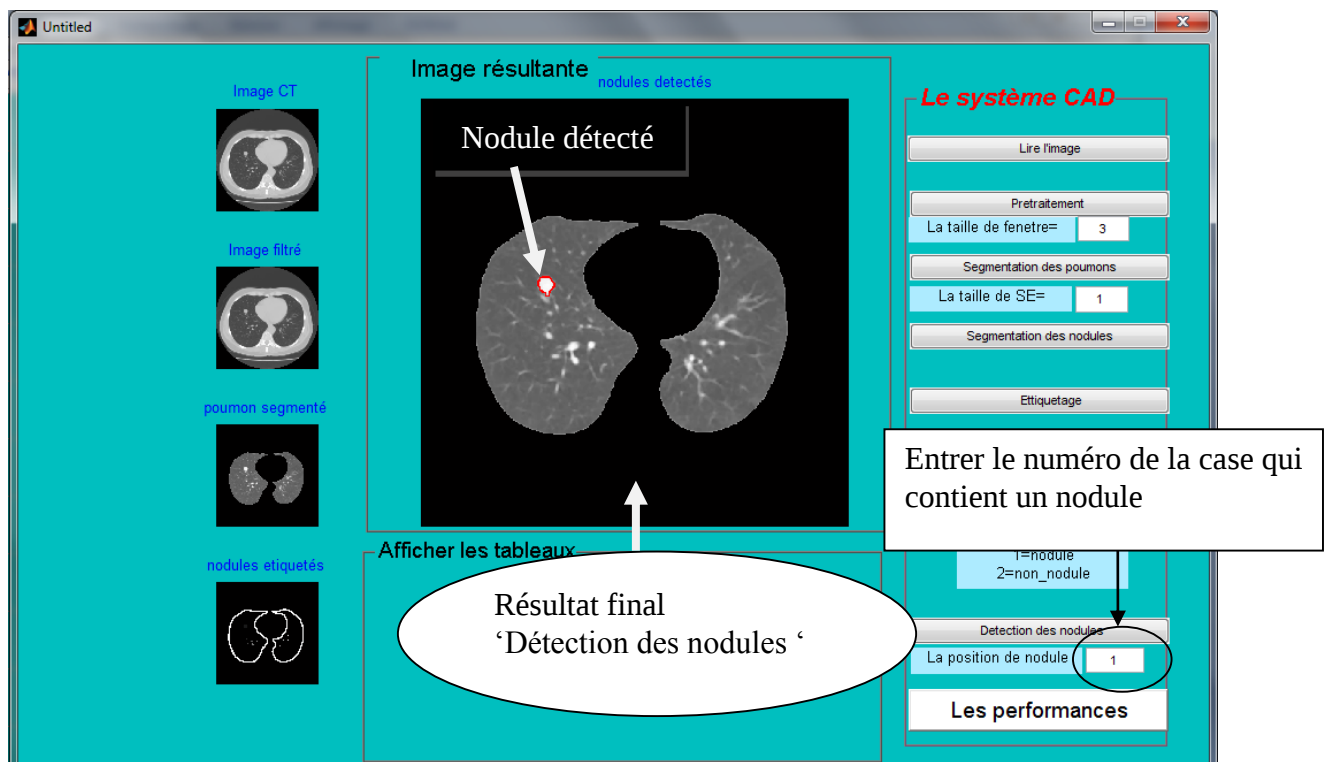
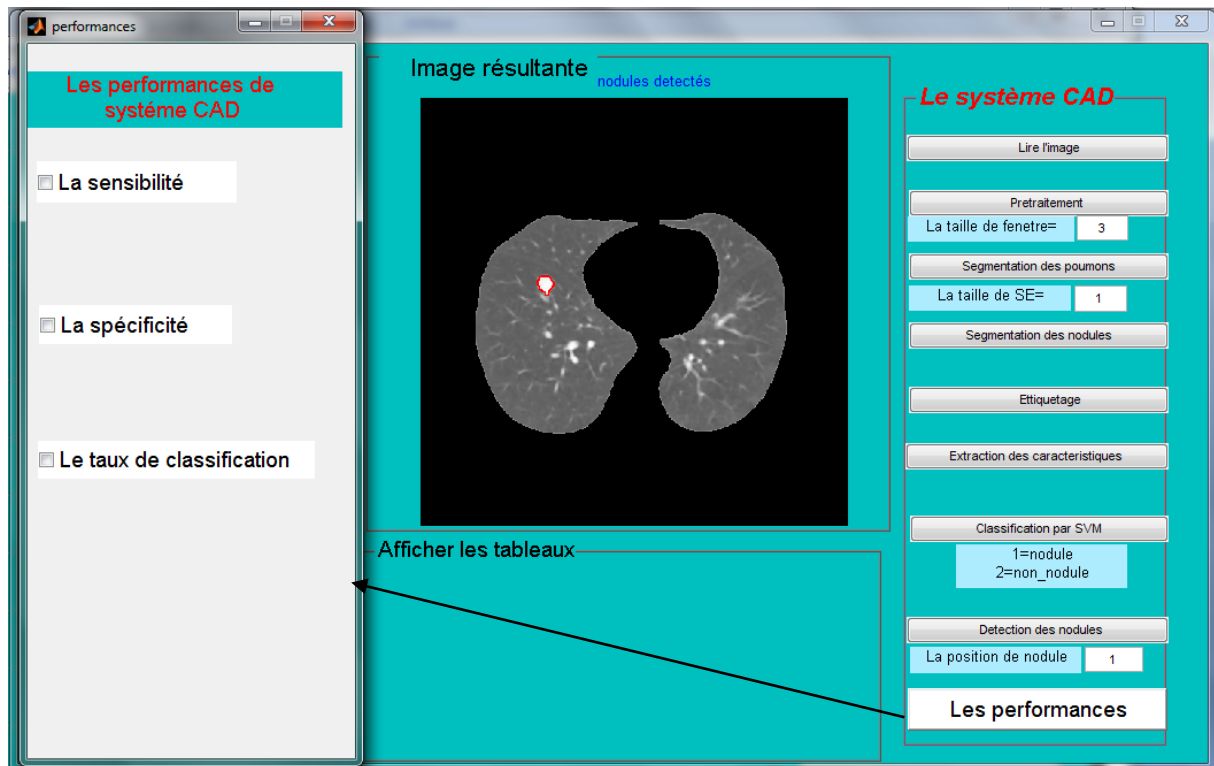
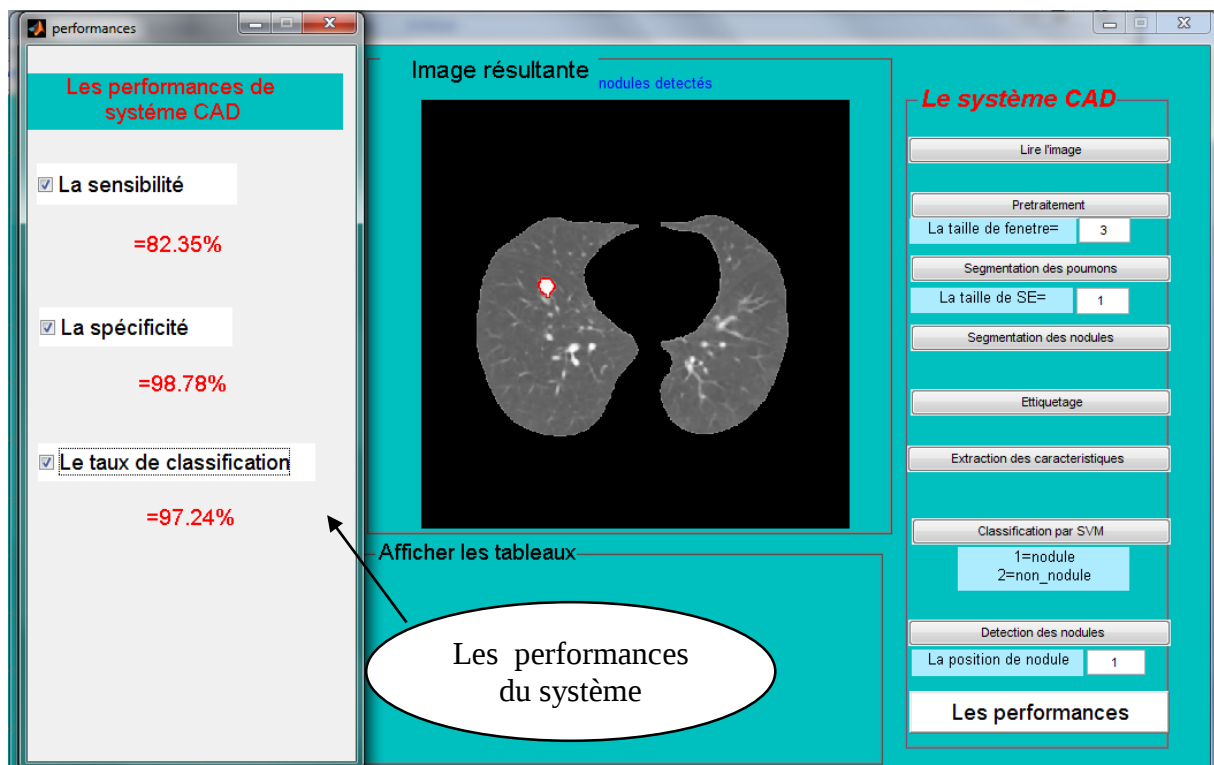


Figure III.41 Fenêtre de la détection des nodules.

9-les performances



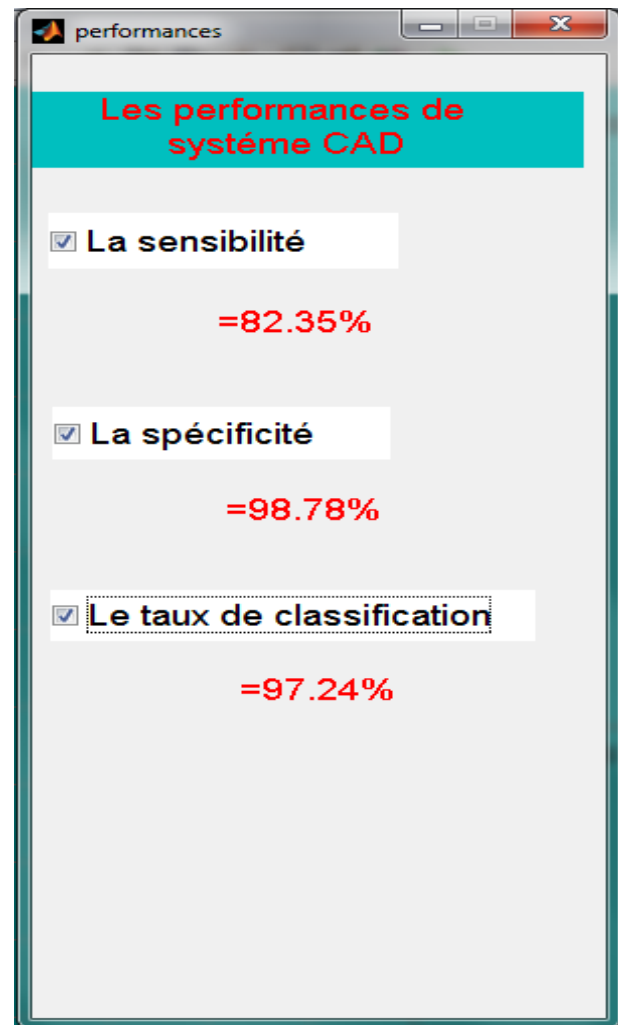
(a)



(b)

Remarque :

Les performances suivantes représentent le résultat final après de tester toutes les images de la base de test



(c)

Figure III.42 les fenêtres (a), (b) et (c) représentent les performances de la détection.

Conclusion générale et perspectives

Le système CAD reste un des sujets principaux de recherches en formation d'image médicale, et en particulier dans la détection des nodules pulmonaires.

Dans ce mémoire nous avons proposé un système CAD pour la détection des nodules pulmonaires.

Dans un premier temps, les images scannographies originales ont été prétraitées afin d'éliminer le bruit par le filtre médian, cette opération est nécessaire pour la phase de segmentation.

Par la suite nous avons prouvé la faisabilité de segmentation basée sur l'algorithme de segmentation d'Otsu pour les poumons puis la technique du seuillage manuel pour les nodules.

Pour l'étape d'extraction des caractéristiques, on a testé plusieurs caractéristiques et avec ces caractéristiques on a obtenu des résultats acceptables, on peut toujours augmenter le nombre des caractéristiques en fonction du type d'image, du type d'acquisition, et calculer d'autres caractéristiques pour augmenter le taux de classification et réduire le taux de FP.

Après l'extraction des caractéristiques nous avons utilisé un classifieur SVM supervisé afin d'avoir la détection des nodules pulmonaires.

Les performances de l'approche proposée sont données par les résultats suivants :

Sensibilité moyenne de 96.77%, Spécificité moyenne de 90.91%, Taux de classification moyenne de 97.56% pour les images de l'hôpital de Tlemcen.

Sensibilité moyenne de 82.35%, Spécificité moyenne de 98.78%, Taux de classification moyenne de 97.24% pour les images de la base LIDC annoté, mais notre système n'est pas parfait il donne parfois des erreurs de détection.

Néanmoins, les algorithmes proposés ont obtenu de bonnes performances en les comparants par rapport aux autres méthodes existantes.

Perspectives et suites possibles de ce travail...

Une forte liaison relie le concept segmentation et classification : après cette étape une classification plus précise peut être envisagée pour identifier une anomalie en type bénigne ou maligne.

Annexe A

Les caractéristiques de la texture

Les quatorze caractéristiques de Haralick :

1. Energie (Second moment angulaire) :

Faible lorsque les $p(i,j)$ ont des valeurs très proches et une grande valeur lorsque certaines valeurs sont grandes et d'autres petites.

$$ENER = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} P(i,j)^2$$

2. Contraste:

$$CON = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} (i-j)^2 * P(i,j)$$

Ce paramètre a une valeur numérique importante si les $p(i,j)$ sont concentrés hors diagonale.

3. Corrélation:

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - \mu_x)(j - \mu_y)P(i,j)}{\sigma_x \sigma_y}$$

Ce paramètre a une grande valeur quand les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de co-occurrence et une faible valeur dans le cas contraire.

4. Variance (var) :

C'est le critère d'homogénéité calculé comme suite

$$VAR = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} (i - MOY)^2 * P(i,j)$$

Ce paramètre mesure la distribution des niveaux de gris autour de la moyenne.

5. Homogénéité locale

$$HOM = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2}$$

Ce paramètre indique une mesure de l'uniformité des niveaux de gris de l'image.

$$6. \text{Moyenne} = \frac{1}{2} \sum_{i,j} (iP(i,j) + jP(i,j))$$

$$7. \text{Inertia} = \sum_{i,j} (i - j)^2 * P(i, j)$$

$$8. \text{Entropy} = - \sum_{i,j} P(i, j) * \log (p(i, j))$$

$$9. \text{Cluster Shade} = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} (i + j - \text{MOY})^4 * P(i, j)$$

$$10. \text{Max Probability} = \max (p)$$

$$11. \text{Inverse variance} = \sum_{i,j} \frac{P(i, j)}{(i - j)^2}$$

$$12. \text{Mode Probability} = \text{mod}(P)$$

$$13. \text{Moment Différentiel inverse} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i, j)^2} p(i, j)$$

$$14. \text{Cluster Prominence} = \sum_{i=0}^{Ng} \sum_{j=0}^{Ng} (i + j - \text{MOY})^4 * P(i, j)$$

Annexe B

Les caractéristiques de la forme

1. La surface (sur)

C'est le nombre réel de Pixel dans une région et en mathématiques, une surface est un ensemble de points sur lequel il est localement possible de se repérer à l'aide de deux coordonnées réelles, comme dans le plan ou sur une sphère [46].

2. Le périmètre (P)

Une grandeur scalaire, représente la distance autour de la frontière du région, la longueur de la frontière de la région ou le nombre de pixels formant cette frontière [47].

3. La circularité (cir)

Permet de trouver les objets circulaires et les objets de forme allongés. Elle est définis par : [47]

$$\text{Circularité} = \frac{(4 * \pi * \text{Aire})}{\text{périmètre}^2}$$

4. La compacité(Com)

Appelé aussi facteur de circularité défini par :[48]

$$com = (4P * circularité)$$

5. Rectangularité

On détermine le rectangle exinscrit aux régions. L'élongation des régions est assimilée à celle du rectangle (c'est le rapport longueur L sur largeur I).[24]

$$R = \frac{Aire_{(masse)}}{Aire_{(rectangle)}}$$

6. Excentricité

Grandeur scalaire qui spécifie le rapport de la distance entre les centres de l'ellipse et sa longueur d'axe principal. La valeur est entre 0 et 1[47].

En mathématiques, l'excentricité est un paramètre réel positif caractéristique d'une courbe conique. Elle est en général notée e [48].

$$e = \frac{longueur\ (axemajeur)}{axemineur}$$

7. Centroïde

En géométrie affine, le barycentre de plusieurs points affectés de coefficients est un point annulant une certaine égalité vectorielle. Le calcul de barycentre est l'outil fondamental de la géométrie affine, comme la combinaison linéaire est celui de la géométrie vectorielle. ...[49]

8. EquivDiameter

Grandeur scalaire qui spécifie le diamètre d'un cercle avec la même surface que la région.

Calculé comme **racine carrée (4*Area/pi)**. Cette propriété est soutenue seulement pour les matrices 2D d'étiquette d'entrée [47].

9. ConvexArea

Grandeur scalaire qui a spécifié le nombre de Pixel dans le « convexImage ». Cette propriété est soutenue seulement pour les 2D matrices d'étiquette d'entrée.

-ConvexImage : image binaire qui (logique) spécifie la coque convexe, avec tous les Pixel dans la coque complétée (c.-à-d. ; placer à dessus)[47].

10. Ampleur (extent)

Grandeur scalaire qui spécifie le rapport des Pixel dans la région aux Pixel dans toute la boîte de bondissement. Calculé comme la surface s'est divisée par la surface de la boîte de bondissement. Cette propriété est soutenue seulement pour les matrices 2D d'étiquette d'entrée [47].

11. FilledArea

La grandeur scalaire spécifie le nombre de sur Pixel dans le filledImage

-**FilledImage** : l'image binaire (logique) des mêmes tailles comme boîte de bondissement du region. Le sur Pixel correspondent à la région, à tous les trous complétés [47].

12. MaxIntensity :Grandeur scalaire spécifiant la valeur du Pixel avec la plus grande intensité dans la région[47].

13. MeanIntensity :Grandeur scalaire spécifiant la moyenne de toutes les valeurs d'intensité dans la région [47].

14. MinIntensity :Grandeur scalaire spécifiant la valeur du Pixel avec l'intensité réduite dans la région [47].

15. MajorAxisLength

La grandeur scalaire spécifiant la longueur (en Pixel) de l'axe principal de l'ellipse, cette propriété est soutenue seulement pour les 2D matrices d'étiquette d'entrée [47].

16. MinorAxisLength

La grandeur scalaire, la longueur (en Pixel) de l'axe mineur de l'ellipse.Cette propriété est soutenue seulement pour les 2D matrices d'étiquette d'entrée[47].

17. Orientation

Grandeur scalaire, c'est l'angle (en degrés s'étendant de -90 à 90) entre l'axe des abscisses et l'axe principal de l'ellipse. Comme au sens littéral, l'orientation désigne la direction de l'Orient et des points cardinaux [47].

18. Solidité

Caractère de ce qui est solide, stable, ferme, fort[50].

19. EulerNumber :Grandeur scalaire qui spécifie le nombre d'objets dans la région sans le nombre de trous dans ces objets. Cette propriété est soutenue seulement pour les matrices 2D d'étiquette d'entrée [47]

Bibliographies

- [1] : « *L'effet du tabagisme sur le cancer du poumon est particulièrement frappant* »,05/02/2015, <http://www.addiction-ssa.org>
- [2] :« *Les News Santé* »,05/02/2015, <http://www.doctissimo.fr>
- [3] :« *Cancer du poumon- Symptômes et causes* » ,05/02/2015,
<http://sante-medecine.commentcamarche.net/>
- [4] : « *L'action de l'OMS* » ,05/02/2015,<http://www.who.int/entity/fr><http://www.who.int>
- [5] : « *Examen médical* »,05/02/2015, <http://www.vulgaris-medical.com>
- [6] : ZEHOR OUKSILI, « *Compensation du mouvement respiratoire dans les images TEP/TDM* ».THESE En vue de l'obtention du DOCTORAT DE L'UNIVERSIT DE TOULOUSE Délivré par Institut National Polytechnique de ToulouseDiscipline ou spécialité Informatique Le 26 mai 2010.
- [7] : HANSELLDM,BANKIER AA,MACMAHON H, MCLOUD TC, MULLER NL, REMY J. « *Fleischner Society: glossary of terms for thoracic imaging*». Radiology 2008;246:697-722.
- [8] : T ARAUJO, MH MOREAU, T ELLA ONDO, O CORNELOUP, M MONTAUDON, V LATRABE, F LAURENT« *Evaluation d'un système CAD dans la détection des nodules pulmonaires en TDM*» Radiology 2005 237:395-400.
- [9] : JULIEN WOJAK« *Analyse d'images multi-modalesTEP-TDM du thorax* ». Application à l'oncologie. 17 décembre 2010.

- [10] : JEAN-CHRISTOPHE NIEL Directeur général de l'ASN « *Imagerie médicale : maîtriser les expositions aux rayonnements ionisants* », REVUE DE L'ASN N° 192 JUILLET 2011 p8.
- [11]: V TRAN-MINH, « *Sémiologie radiologique du thorax* », *Radiology*, sept 2007.
- [12]:D. GOSSOT, R. CALIANDRO, D. DEBROSSE, P. GIRARD, JB. STERN
« *Nodule pulmonaire* », la version originale de cette fiche d'information est disponible sur le site de l'IMM ,14/11/2014,<http://www.imm.fr> p1
- [13] : MME ILES.A, « *Scanner Hélicoïdal* » module : imagerie médicale, License, Filière GBM, université de Tlemcen- faculté de la technologie-département de génie biomédical Tlemcen 2014-2015.
- [14]: LEE HY,GOO JM, LEE HJ, LEE CH, PARK CM, PARK EA, ET AL.
« *Usefulness of concurrent using thin-section and thick-section CT images in subcentimetre solitary pulmonary nodules* ». *ClinRadiol* 2009; 64:127-32.
- [15] : JP. SENAC, H. VERNHET-KOVACSIK, C. BOUSQUE
« *masses, nodules solitaires (nps) et micronodules solitaires pulmonaires* », *Radiology* ,2007.
- [16] : P. GRENIER ET C. BEIGELMAN-AUBRY.
« *Conduite à tenir devant un nodule pulmonaire de découverte fortuite* ». *Radiology*, sept 2007.
- [17] : N CHERNI, N HAMIDA, L LAHMAR, A LABIB, S JOUINIEVREUX
« *Approche des nodules pulmonaires solitaires en imagerie* » France- 2009.
- [18] : Dr AUQUIER CHU AMIENS.
« *Conduit à tenir devant un nodule pulmonaire de découverte fortuite* ». *Radiology*, sept 2007.

- [19] : L, HUO Z, KUPINSKI MA, VYBORNÝ CJ. « *Computer-aided diagnosis in mammography* ». In: Fitzpatrick JM, Sonka M, editors. *The Handbook of Medical Imaging*, volume 2 *Medical Imaging Processing and Analysis*. SPIE; 2000.
- [20] : SANDRINE TOMEI LE DIGARCHER, « *Détection automatique de fixations radioactives dans les images TEP oncologiques* » Lyon 2006.
- [21]: HEANG-PING CHAN, PH.D.BERKMAN SAHINER, PH.D.LUBOMIR.
« *Computer-Aided Diagnosis: Concepts and Applications* », Department of Radiology University of Michigan, 2006.
- [22] : ANTOINE FOUILLE, « *Digital Image Processing* », ClinRadiol 2009.
- [23]: CORINNE VACHIER, « *Extraction de caractéristiques, segmentation d'image et morphologie mathématique* ». Télédétection, 2004.
- [24] : BERRICHI FATIMA ZOHRA, BENYETTOU MOHAMED
« *L'interprétation des Images Médicales Cérébrales : Segmentation par L'approche Split et Merge* », Laboratoire de Modélisation et Optimisation des Systèmes Industriels : LAMOSI. Faculté des Sciences, Département d'Informatique, USTO.
B.P. 1505 EL M'NAOUER 31000 ORAN – ALGERIE.
- [25] : J.P COCQUEREZ, S PHILIPP
« *Analyse d'images : filtrage et segmentation* », Masson Paris – 1995.
- [26] : C. H. Chen, L. F. Pau & P. S. P. Wang
« *Editeurs. Handbook of pattern recognition and computer vision* ». World Scientific Publishing Co., Inc., River Edge, NJ, USA, 2000.
- [27] : V. KARATHANASSI, C. IOSSIFIDIS & D. ROKOS.
« *A texture-based classification method for classifying built areas according to their density* ». In *International Journal of Remote Sensing*, Volume 21, Number 9, pages 1807,1823. Taylor and Francis Ltd, 2000.

[28] :TAHAR IFTENE & ABDELMOUNAINE SAFIA.

« *Comparaison Entre La Matrice De Cooccurrence Et La Transformation En Ondelettes Pour La Classification Texturale Des Images Hrv (Xs) De Spot* »
Télédétection, 2004.

[29]:R.M. HARALICK, K. SHANMUGAM & I. DINSTEIN.

« *Textural Features for Image Classification*». TransSMC, vol. 3, no. 6, pages 610-621, November 1973.

[30] : PHILIPPE FOUCHER

«*Reconnaissance de caractères : Descripteurs de formes et classification*».
Télédétection, 2004.

[31] : CHIKHE.M.A, cour interne de « *La classification* », Master2 option images et signaux en médecine, université de Tlemcen- faculté de la technologie-département de génie biomédical 2014-2015.

[32] : Y.BENCHAIB, « *La reconnaissance des formes* », License, option informatique biomédical, université de Tlemcen- faculté de la technologie-département de génie biomédical 2014-2015.

[33] : « *Réalisation d'un système expert pour la thérapeutique et le diagnostic des maladies de la tuber*19.html», 04/03/2015,<http://www.memoireonline.com>

[34]: GURNEY J. AND SWENSEN S.

Medical Physics, « *Solitary pulmonary nodules: Determining the likelihood of malignancy with neural network analysis*», Radiology196, 823–829 (1995).

[35]: « *Anniversary Paper: History and status of CAD and quantitative image analysis* »: The role of Medical Physics and AAPM, Med Phys. 2008 Dec; 35(12): 5799–5820. Published online 2008 Nov 20. doi : 10.1118/1.3013555.

[36]: Cancer imaging archive, «*Lung Image Database Consortium*»,
www.atlassian.com .2015

[37] : Les informations provenant de l'hôpital de Tlemcen gravées sur DVD, le
22/02/2015.

[38] : M.MESSADI

« *Techniques de traitement et d'analyse d'images* », Master1 option image et
signaux en médecine, université de Tlemcen- faculté de la technologie-département
de génie biomédical Tlemcen 2014-2015.

[39] : STEPHANE DERRODE «*Méthode de binarisation d'Otsu*». *Attributs pour la
segmentation*2001.

[40] : NACEREDDINE Nafaâ

« *Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par
le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures* » Thèse de doctorat
en électronique, *Ecole Nationale Polytechnique*, le 6 juillet 2011.

[41] : A. BESSAID

« *Opérateurs complexes et filtres morphologiques* » cours de traitement
d'image, Master2 option image et signaux en médecine, université de Tlemcen-
faculté de la technologie-département de génie biomédical Tlemcen 2014-2015.

[42]: BONG<RYUL LEE, JONG<DOO LEE, MYEONG<JIN LEE. « *Automated
Recommendation of Initial Mass Positions for Mass Segmentation in Digital
Mammograms* ». International Conference on Electronics and Information Engineering
(ICEIE), IEEE, VOL.2, 2010.

[43]: S.G. AL<KINDI, GHASSAN. A. AL<KINDI.

Breast Sonogram and Mammogram Enhancement Using Hybrid and Repetitive
Smoothing<Sharpening Technique, IEEE, 2011

[44]: FRANÇOIS CABESTAING

« *Reconnaissance des Formes* », attributs pour la segmentation 2001.

[45] : CHIKHE.M.A

« *Classification par SVM* » Cour de classification, License, option informatique biomédicale, université de Tlemcen- faculté de la technologie-département de génie biomédical Tlemcen 2014-2015.

[46] : « *surface* », 27/05/2015, [http://fr.wikipedia.org/wiki/Surface_\(géométrie\)](http://fr.wikipedia.org/wiki/Surface_(géométrie))

[47] : help du langage de programmation MATLAB.

[48] : « *Excentricité* », 27/05/2015

[http://fr.wikipedia.org/wiki/Excentricité_\(mathématiques\)](http://fr.wikipedia.org/wiki/Excentricité_(mathématiques))

[49] : « *Centroïde* », 27/05/2015, <http://fr.wikipedia.org/wiki/Centroïde>

[50] : « *solidité* », 27/05/2015, <http://fr.wiktionary.org/wiki/solidité>

Introduction Générale

Chapitre I : Le Contexte Médicale

Chapitre II :

Le système CAD

Chapitre III :
Méthode
Et résultats