

UNIVERSITE DE BLIDA 1

Faculté de Technologie  
Département d'Electronique

## THESE DE DOCTORAT

Génie Biomédical

### ANALYSE D'IMAGES POUR L'ETUDE DES PATHOLOGIES CARDIO-VASCULAIRES

Par

Asmae Mama ZAIR

Devant le jury composé de

M. DJENDI	Professeur, U. de Blida 1	Président
K. KARA	Professeur, U. de Blida 1	Examineur
A. MEZIANE	Directeur de recherche, CERIST	Examineur
A. B. CHERFA	Professeur, U. de Blida 1	Encadreur
Y. CHERFA	Professeur, U. de Blida 1	Co-Encadreur

Blida, Octobre / 2023

## RESUME

La possibilité d'explorer le péricarde et les calcifications des artères coronaires (CAC) dans le cadre d'une constriction vient d'apparaître avec l'avènement de l'imagerie CT cardiaque. Cela représente également un véritable défi, du fait de la réalisation d'un score calcique, qui est une technique extrêmement rapide et efficace, permettant l'acquisition du volume cardiaque dans son intégralité, avec une grande rapidité, et une très bonne résolution spatiale, moins irradiante que l'imagerie de référence, qui est la coronarographie. L'objectif de cette thèse était de créer un processus de segmentation du volume cardiaque à partir d'images tomодensitométriques natives, comprenant une méthode d'identification des volumes calcifiés et une technique d'étiquetage exacte de la CAC. Cette étude a été réalisée dans le cadre du projet doctoral Génie Biomédical (GBM) de l'Université de Blida 1. La méthode proposée comprend quatre étapes : un prétraitement, la segmentation des CAC, leur marquage CAC et le calcul du score calcique total et partiel. Dans un premier temps, un prétraitement a été réalisé sur les volumes originaux, pour segmenter l'ensemble du cœur entouré de graisse, afin de minimiser la zone de recherche des calcifications coronaires. Deuxièmement, deux classifieurs forêt aléatoire (RF) ont été introduits pour la détection et l'étiquetage des CAC, au niveau de leurs lits coronaires respectivement. Les caractéristiques obtenues à partir de toutes les calcifications cardiaques ont été utilisées pour sélectionner les vraies CAC, et les caractéristiques obtenues à partir des vraies CAC ont été utilisées pour étiqueter les CAC dans l'artère coronaire droite (RCA), l'artère coronaire gauche (LCA), l'artère descendante antérieure gauche (LAD) et l'artère circonflexe gauche (LCX). Enfin, le score d'Agatston de calcium total et partiel correspondant a été calculé. Cette procédure est générale, elle peut fonctionner avec différents types de technologie CT. Nous avons appliqué notre méthode sur les images de 72 patients présentant des calcifications cardiaques obtenues à partir de la base de données internationale orCscore. Des résultats prometteurs sont obtenus, notamment pour la détection et l'étiquetage des CAC par rapport à la détection manuelle. Les performances de notre méthode sont tout à fait satisfaisantes avec une précision de 99,98 % et 100 % respectivement pour la détection et l'étiquetage des CAC.

**Mot-clés:** score d'Agatston, calcification des artères coronaires, maladies cardiovasculaires (MCV), CT natif, forêt aléatoire.

## ABSTRACT

The possibility of using the pericardium and coronary artery calcifications in the context of constriction has just appeared with the advent of cardiac CT imaging. It also represents a real challenge due to the realization of a calcium score, which is an extremely fast and effective technique allowing the acquisition of the cardiac volume in its entirety, with great speed and very good spatial resolution and less irradiating than reference imaging which is coronary angiography. The objective of this thesis was to create a cardiac volume segmentation process from native CT images, including a method for identifying calcified volumes and an exact labeling technique for coronary calcification of the CAC. This study was carried out within the framework of the doctoral project Biomedical Engineering (GBM) of the University of Blida 1. The proposed method includes four steps: preprocessing, CAC segmentation, CAC labeling and calculation of the total and partial calcium score. First, pre-processing was performed on the original volumes to segment the entire heart surrounded by fat to minimize the search area for coronary calcifications. Second, two random forest (RF) classifiers were introduced for the detection and labeling of CACs at their coronary beds respectively. Features obtained from all cardiac calcifications were used to select true CACs, and features obtained from true CACs were used to label them in right coronary artery (RCA), left coronary artery (LCA), the left anterior descending artery (LAD) and the left circumflex artery (LCX). Finally, the corresponding total and partial calcium score was calculated. This procedure is general to work with different types of CT technology. We applied our method on 72 patients with cardiac calcifications obtained from the international orCascore database. Promising results are obtained, in particular for the detection and labeling of CACs compared to manual detection. The performance of our method is quite satisfactory with an accuracy of 99.98% and 100% respectively for the detection and labeling of CACs.

**Keywords:** Agatston score, coronary artery calcification, cardiovascular disease (CVD), native CT, random forest.

## ملخص

ظهرت للتو إمكانية استخدام التأمور و تكلسات الشرايين التاجي (CAC) في سياق الانقباض مع ظهور التصوير المقطعي المحوسب للقلب. كما أنه يمثل تحديًا حقيقيًا بسبب تحقيق درجة الكالسيوم، وهي تقنية سريعة وفعالة للغاية تسمح باكتساب حجم القلب بالكامل، بسرعة كبيرة ودقة مكانية جيدة جدًا وأقل تشعيًا من التصوير المرجعي وهو تصوير الأوعية التاجية. كان الهدف من هذه الأطروحة هو إنشاء عملية تجزئة لحجم القلب من صور التصوير المقطعي المحوسب الأصلية، بما في ذلك طريقة لتحديد الأحجام المتكلسة وتقنية وضع العلامات الدقيقة لتكلس الشريان التاجي لـ CAC. تم تنفيذ ذلك في إطار مشروع الدكتوراه الهندسة البيوطبية (GBM) بجامعة البلدة 1. تتضمن الطريقة المقترحة أربع خطوات: المعالجة المسبقة، وتجزئة CAC، ووسم CAC وحساب مجموع ودرجات الكالسيوم الجزئية. أولاً، تم إجراء المعالجة المسبقة على الأحجام الأصلية لتقسيم القلب بالكامل المحاط بالدهون لتقليل منطقة البحث عن التكلسات التاجية. ثانيًا، تم إدخال مصنفين عشوائيين للغابات (RF) للكشف عن CACs ووضع العلامات عليها في أسرهم التاجية على التوالي. تم استخدام الميزات التي تم الحصول عليها من جميع التكلسات القلبية لتحديد CACs الحقيقية، وتم استخدام الميزات التي تم الحصول عليها من CACs الحقيقية لتسمية CACs في الشريان التاجي الأيمن (RCA) والشريان التاجي الأيسر (LCA) والشريان الأمامي الأيسر النازل (LAD) والشريان اليسار المحيطي (LCX). أخيرًا، تم حساب درجة الكالسيوم الكلية والجزئية. أن هذا الإجراء عامًا للعمل مع أنواع مختلفة من تقنية التصوير المقطعي المحوسب. طبقنا طريقتنا على 72 مريضًا يعانون من تكلسات قلبية تم الحصول عليها من قاعدة بيانات orCascore الدولية. تم الحصول على نتائج واعدة، لا سيما بالنسبة لاكتشاف ووسم CACs مقارنة بالكشف اليدوي. أداء طريقتنا مرض تمامًا وبدقة تبلغ 99.98% و 100% على التوالي لاكتشاف ووسم تكلسات الشرايين التاجي.

**الكلمات الدالة:** نتيجة أجاتستون، تكلس الشريان التاجي، أمراض القلب والأوعية الدموية

(CVD)، التصوير المقطعي المحوسب الأصلي، الغابة العشوائية (RF).

# Table des matières

<b>Résumer</b>	<b>II</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>VIII</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>XIII</b>
<b>Liste des abréviations</b>	<b>XIV</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE</b>	<b>1</b>
<b>1 CONTEXTE MEDICAL</b>	<b>5</b>
1.1 Caractéristiques épidémiologiques des calcifications coronaires dans le monde .	6
1.1.1 Anatomie et physiologie du cœur et des coronaires . . . . .	7
1.1.2 Fonctionnement des coronaires . . . . .	14
1.1.3 Lésions des coronaires . . . . .	14
1.1.4 Classement de la CAC . . . . .	17
1.1.5 Modalité d'imagerie pour le diagnostic des CAC . . . . .	20
1.2 NOTIONS SUR LA TOMODENSITOMETRIE . . . . .	26
1.2.1 Unité Hounsfield . . . . .	27
1.3 Discussion . . . . .	28
<b>2 ETAT DE L'ART</b>	<b>29</b>
2.1 Segmentation des images médicales . . . . .	29
2.2 Segmentation de la région d'intérêt (ROI) et du cœur entier . . . . .	31
2.3 Détection des calcifications coronaires . . . . .	38
2.4 Étiquetage des calcifications coronaires . . . . .	44
2.5 Score des CACs . . . . .	46
2.6 CONCLUSION . . . . .	51

<b>3</b>	<b>PRETRAITEMENT ET EXTRACTION DU CŒUR</b>	<b>53</b>
3.1	PRESENTATION DE LA CHAINE DE PRETRAITEMENT . . . . .	53
3.1.1	Détermination du volume d'intérêt (VOI) . . . . .	55
3.1.2	Élimination des tissus environnants . . . . .	65
3.2	CONCLUSION . . . . .	84
<b>4</b>	<b>DETECTION, ETIQUETAGE ET SCORE CALCIQUE DES CALCIFICATIONS CORONAIRES</b>	<b>85</b>
4.1	SEGMENTATION AUTOMATIQUE DES CACs . . . . .	86
4.1.1	Isolation des lésions calcifiées . . . . .	87
4.1.2	Détection des CACs . . . . .	88
4.1.3	Sélection des caractéristiques . . . . .	88
4.1.4	Classification . . . . .	102
4.2	ÉTIQUETAGE DES CACs . . . . .	112
4.2.1	Méthode de classification . . . . .	112
4.2.2	Paramètres utilisées . . . . .	113
4.3	CALCUL DU SCORE CALCIQUE (SC) . . . . .	116
4.3.1	Score d'Agatston . . . . .	116
4.3.2	Score de volume . . . . .	117
4.3.3	Score de masse . . . . .	118
4.3.4	Score de couverture en calcium . . . . .	118
4.3.5	Scores calciques partiel et total . . . . .	119
4.4	CONCLUSION . . . . .	121
<b>5</b>	<b>RÉSULTATS ET DISCUSSION</b>	<b>122</b>
5.1	Environnement de travail et base de données . . . . .	122
5.2	ÉVALUATION DES RÉSULTATS . . . . .	124
5.2.1	Résultat et évaluation qualitative de la méthode . . . . .	125
5.2.2	Résultat et évaluation quantitative de l'isolation 3D du cœur . . . . .	125
5.2.3	Résultats et évaluation de la segmentation des calcifications coronaires et du score calcique . . . . .	135
5.3	Conclusion . . . . .	143
	<b>CONCLUSION GENERALE</b>	<b>144</b>

<b>Liste des publications</b>	<b>148</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>149</b>

# Liste des figures

1.1	Pourcentage ou proportion de mortalité (Pourcentage des décès totaux, tous âges confondus, hommes et femmes ) source OMS [105]. . . . .	6
1.2	Anatomie du cœur humain. . . . .	7
1.3	Anatomie du muscle cardiaques. . . . .	8
1.4	Artères du cœur. . . . .	9
1.5	Schéma de la distribution anatomique habituelle des artères coronaires [154]. .	10
1.6	Représentation des troncs principaux des artères coronaires. (a) : Artères de moyen calibre et ses trois tuniques. (b) : Artère coronaire en coupe transversale, 1, 2, 3 représentant l'intima, la média, l'adventice respectivement. . . . .	11
1.7	Schéma des deux branches principales des artères coronaires (artère coronaire droite á gauche et artère coronaire gauche á droite). . . . .	14
1.8	Origine des artères coronaires au niveau de l'aorte, artère coronaire droite provenant du sinus antéro-droit (flèche rouge), artère coronaire gauche issue du sinus antéro-gauche (flèche jaune) [29]. . . . .	15
1.9	Coupe schématique d'une artère saine et d'une artère athérosclérosée. . . . .	16
1.10	Calcifications coronaires au niveau des artères coronaires. Les figures (a) et (b) donnent deux exemples de calcifications coronaires. . . . .	17
1.11	Image angiographique de l'artère coronaire gauche. a : Dissection au niveau de la branche commune. b : Représentation schématique d'une dissection artérielle.	18
1.12	Techniques d'imagerie pour la detection des stenoses. Coronarographie (a) et aortographie (b) montrant l'ensemble du système coronaire à partir d'un seul ostium, situé au niveau du sinus droit. Les relations anatomiques 3D entre les artères coronaires et l'aorte et l'artère pulmonaire n'ont pas été évaluées par angiographie. RCA : artère coronaire droite ; LAD : artère descendante antérieure gauche ; Cx : artère circonflexe [91]. . . . .	21
1.13	Appareil Coroscanner. . . . .	21

1.14	Principe général du scanner coronaire. . . . .	23
1.15	Coupes CTA illustrant l'anatomie du cœur et ses artères. . . . .	24
1.16	Coupes sagittales d'une image CTA. . . . .	24
1.17	Coupes coronales d'une image CTA. . . . .	25
1.18	Reconstruction en 3D de la zone cardiaque et de ses artères coronaires. . . . .	25
1.19	Tube et détecteurs tournant autour du patient. De multiples mesures d'atténuations sont effectuées selon différents angles de rotation du tube. L'atténuation mesurée par un détecteur dépend de toutes les structures traversées et la valeur de $\mu$ est une valeur moyenne. . . . .	26
2.1	Diagramme des méthodes de sélection de la ROI. . . . .	32
3.1	Représentation des étapes de la chaîne de pré-traitement. . . . .	55
3.2	Représentation sagittale du cœur et une ligne signifie la coupe axiale des positions suivants : (a) : PC, (b) : la coupe où se situe la bifurcation de la coronaire gauche en CLX et IVA, (c) : coupe médiane et (d) : une coupe parmi les dernières coupes du cœur. . . . .	55
3.3	Principales formes pour la sélection de la PC. . . . .	56
3.4	Détection de l'AA/descendanteAD. (a) : AA en cyan, tronc pulmonaire en violet et AD en jaune. (b) : segmentation des objets circulaires et sélection des centres de l'AA et AD. . . . .	57
3.5	Espace des paramètres utilisés pour CHT [28]. . . . .	59
3.6	Exemples de transformations 2D. . . . .	60
3.7	Image de référence représentant les aortes A/D et le tronc pulmonaire. . . . .	62
3.8	Représentation du VOI (axial/ sagittal/ coronal) selon différents vues. . . . .	64
3.9	Segmentation de la région du corps : (a) coupe CT originale, (b) région corporelle segmentée en blanc, (c) contour du corps en rouge superposé à la région corporelle segmentée. . . . .	66
3.10	Approche non contextuelle de seuillage. . . . .	67
3.11	Sous-images d'une image. . . . .	72
3.12	Histogrammes de niveaux de gris approximatés par deux distributions normales : (a) Distributions de probabilité du fond et des objets, (b) histogrammes correspondants et seuil optimal. . . . .	74
3.13	Fermeture de l'objet A par un élément structurant B. . . . .	77

3.14	Fermeture du masque des poumons.(a) : Masque de la segmentation des poumons. (b) : résultat de l'opération de fermeture morphologique sur les poumons.	77
3.15	Élément structurant de taille $(5 \times 5 \times 10)$ et de noyau $(1 : 3, :, :) = 1$ .	79
3.16	Enveloppe convexe 2D et 3D d'un ensemble de points	81
3.17	Schéma de présentation des différentes étapes suivies pour la segmentation du cœur.	83
4.1	Organigramme montrant les étapes suivies pour segmenter, étiqueter et calculer le score de calcium des CAC.	86
4.2	Exemples des scans d'artères coronaires. (a) : Scan normale sans plaque calcifiée, (b) : plaque calcifiée modérée dans les artères coronaires circonflexe antérieure et circonflexe gauche, (c) : plaque calcifiée sévère impliquant les artères coronaires principales gauches descendante antérieure gauche et artères circonflexes gauches.	87
4.3	TDM non rehaussée. Légère charge de calcification de la valve aortique : vues axiales sur (a) coronales sur(b), et zoomées dans le plan de la valve aortique sur (c)	88
4.4	L'approche filtrante (Filter)	89
4.5	L'approche enveloppante (Wrapper)	90
4.6	Organigramme montrant différentes méthodes utilisées pour la sélection des caractéristiques.	91
4.7	Relief mettant à jour $W[A]$ pour une instance cible donnée par rapport à son 'miss' et son 'hits' les plus proches. Dans cet exemple, les entités sont discrètes avec des valeurs possibles de X, Y ou Z, et le point de terminaison est binaire avec une valeur de 0 ou 1. Notez que lorsque la valeur d'une entité est différente, le poids de l'entité correspondante augmente de $1/m$ pour le coup 'miss' le plus proche et diminue de $1/m$ pour le coup 'hits' le plus proche.	92
4.8	Extrêma de deux régions différentes, (a) et (b) région de gauche et droite successivement.	96
4.9	Rayons minimal et maximal d'une forme circulaire.	96
4.10	Rayons minimal ( $r_{min}$ ) et maximal ( $r_{max}$ ) d'une forme aléatoire.	96

4.11	Implémentation du classificateur RF sur un ensemble de données qui a quatre caractéristiques (X1, X2, X3 et X4) et deux classes (Y = 1 et 2). Le classificateur RF est une méthode d'ensemble qui entraîne plusieurs arbres de décision en parallèle avec un bootstrap suivi d'une agrégation. Chaque arbre est entraîné sur différents sous-ensembles d'échantillons et de fonctionnalités d'entraînement.	105
4.12	Illustration de l'algorithme AdaBoost pour créer un classificateur fort basé sur plusieurs classificateurs linéaires faibles.	107
4.13	Hyper-plan optimal et marge maximale.	108
4.14	Partitionnement de données avec l'algorithme K-moyennes.	109
4.15	Exemple de bifurcation d'une CAC. (a) et (b) représentent respectivement la segmentation et le marquage d'une CAC de bifurcation. Les couleurs rouge et jaune représentent respectivement les calculs LCA et LCX.	113
4.16	<b>Visualisation du cœur à l'aide d'une vue parasternale à axe court modifiée.</b>	113
4.17	Processus suivi pour classer les CACs. (a) Représentation de l'emplacement de l'artère coronaire sur une carte circulaire, (b) représentation de l'arbre de l'artère coronaire contenant différentes calcifications où A et B représentent respectivement le centre de l'aorte et la bifurcation de l'artère coronaire principale gauche, (c) CAC étiquetée dans l'arbre de l'artère coronaire. Les régions de couleur verte, jaune, rouge et bleue représentent respectivement les régions coronaires RCA, LCX, LCA et LAD, tandis que la région non colorée ne contient généralement pas de branches coronaires principales.	115
4.18	Technique de mesure du score d'Agatston	117
5.1	Détection de la PC. (a) : Courbe du coefficient de Dice, (b) : la 4 <sup>eme</sup> image recalée avec l'image de référence de l'atlas, représente la PC, les régions blanches, vertes et magenta représentent les pixels similaires, les pixels de l'image du volume et les pixels de l'image de l'atlas respectivement.	129
5.2	Représentation du VOI. (a) : Visualisation 3D du VOI, (b) : visualisation du VOI selon 3 plans (sagittal, axial et coronal).	129
5.3	Représentation des résultats de la segmentation par la méthode proposée. (a), (b), (c) : Représentation 3D de la cage thoracique, des poumons et du cœur entier respectivement.	130

5.4	Présentation comparative entre la segmentation de la région cardiaque des 4 fournisseurs. (a), (b), (c) et (d) images segmentées des fournisseurs GE, PHILIPS, TOSHIBA et SIEMENS respectivement. Les couleurs jaune et rouge représentent respectivement la segmentation avec la méthode proposée et la vérité terrain. . . . .	131
5.5	Représentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure des coupes 1 à 30 du cœur des quatre fournisseurs de la base de donnée orCascore (GE, PHILIPS, TOSHIBA, SIEMENS). . . . .	133
5.6	Présentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure des coupes 31 jusqu'à la fin du volume du cœur, des quatre fournisseurs de la base de données orCascore. . . . .	133
5.7	Présentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure du cœur des quatre fournisseurs de la base de données orCascore. . . . .	134
5.8	Exemples d'images CT montrant le cœur (flèches vertes) et le foie ou la graisse abdominale (flèches rouges) dans quelques dernières coupes. . . . .	138
5.9	Corrélation de Pearson entre le score CAC automatique et manuel par expert. . . . .	139
5.10	Analyse du tracé de Bland-Altman entre le score CAC automatique et manuel de l'expert. . . . .	139
5.11	Exemples de sections de certains volumes de CCT. Les images originales, les vérités terrain et les résultats de notre méthode sont présentés respectivement dans la première, deuxième et dernière colonne. . . . .	140
5.12	Exemples d'images originales, segmentées et étiquetées provenant de deux patients différents avec leurs rapports. ((a) le premier patient avec une seule CAC à la bifurcation du LCA, (b) le deuxième patient avec cinq CACs situées dans LCA, LCX et LAD.) . . . . .	142

# Liste des tableaux

1.1	Différents stades de la maladie en fonction du SA. . . . .	19
2.1	Caractéristiques et évaluations des méthodes de segmentation du cœur par imagerie CT cardiaque. . . . .	36
2.2	Caractéristiques et évaluations des méthodes de segmentation de la graisse par imagerie CT cardiaque. . . . .	37
2.3	Caractéristiques et évaluations des méthodes de détection des CAC par imagerie CT cardiaque. . . . .	41
2.4	Caractéristiques et évaluations des méthodes d'étiquetage des CAC par imagerie CT cardiaque. . . . .	50
4.1	Fonctionnalités importantes 2D et 3D extraites, utilisées dans notre classification binaire . . . . .	95
5.1	Performance de la méthode proposée dans la détection des CAC sans et avec prétraitement. . . . .	125
5.2	Comparaison des résultats de la précision moyenne des quatre fournisseurs. . .	134
5.3	Comparaison des résultats du coefficient de Dice. . . . .	134
5.4	Détection des CACs par RF et AdaBoost. . . . .	136
5.5	Comparaison des résultats des études de segmentation des CAC présentées dans la littérature. . . . .	137
5.6	Comparaison entre l'évaluation quantitative de l'étiquetage des CACs à l'aide de classificateurs SVM et RF. . . . .	138

# LISTE DES ABRÉVIATION

3D_AS	3 Dimensional Agatston Score
AA	Aorte Ascendant
AD	Aorte Descendant
APC	Principale Component Analysis
ASGD	Adaptive Stochastic Gradient Descent Method
ASM	Active Shape Model
CAC	Coronary Artery Calcification
CACS	Coronary Artery Calcification Score
CCT	Cardiovascular Computed Tomography
CCTA	Cardiovascular Computed Tomography Angiography
CHT	Circular Hough Transform
CT	Computer Tomography
CTA	Computed Tomography Angiography
FOV	Field of View
GAN	Genetic Adversary Network
HD	Hausdorff Distance
HU	Hounsfield Unit
IRM	Image par Resonance Magnetique
JAC	Jaccard
PC	Première Coupe
RF	Random Forest
ROI	Région of Interest
RX	Rayon X
SA	Score d'Agatston
SC	Score Calcique
SV	Score Volumique
SVM	Support Vector Machine

---

TDM	Tomodensitométrie
TFE	Tomodensitométrie par Faisceau d'Electron
UC	Unité de Chaleur
VOI	Volume Of Interest

---

# Introduction Générale

Le cœur est l'un des principaux muscles du corps. Il assure la circulation sanguine en coordonnant les contractions. Les artères coronaires alimentent le cœur en oxygène et en nutriments. Selon l'organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies vasculaires coronariennes (MCV) sont considérées comme ayant le taux de mortalité le plus élevé. La calcification de l'artère coronaire (CAC) est l'une des lésions qui affecte le cœur en silence. La détection préventive et la demande associée de stratification des risques individuels de maladie cardiovasculaire dépendent en grande partie de l'exactitude et de la quantité d'informations acquises. De nouvelles techniques d'imagerie coronarienne permettent une prédiction plus précise du risque cardiovasculaire, et fournissent des informations supplémentaires sur l'état de santé du patient.

Fréquemment, la CAC est causée par l'accumulation de calcium, de graisses, de cholestérol et d'autres substances, dans la paroi interne des artères. Cette accumulation durcira avec le temps, ce qui finira par bloquer les vaisseaux. La notation du calcium peut être réalisée en particulier en tomographie coronarienne (CCT) sans contraste amélioré. C'est une technologie non invasive qui détecte et quantifie les lésions calcifiées. Le score CAC est un marqueur puissant et un prédicteur indépendant de l'événement cardiovasculaire chez le patient. Il a été rapporté pour la première fois par Agatston. Le score d'Agatston (AS) est défini comme une mesure synthétique basée sur le volume total et la densité de la calcification coronarienne péri-cardique. Il peut être utilisé pour stratifier les patients en quatre catégories de risque : de 0 à 10 (calcifications minimales), 11 à 100 (calcifications modérées), 101 à 399 (calcifications modestes) et de 400 à plusieurs milliers (calcifications sévères) indiquant une athérosclérose coronarienne étendue.

La détection des calcifications et micro calcification coronaires est un sujet de recherche récent et a fait couler beaucoup d'encre dans le monde. Plusieurs études récentes visent à traiter la CAC et à stopper sa progression. Les médecins utilisent plusieurs stratégies de traitement telles que les médicaments, l'angioplastie par ballonnet, la pose d'un stent, la greffe de pontage

et d'autres techniques chez les patients présentant des stades avancés de CAC. L'emplacement et les types de plaques (calcification molle, mixte et calcifiée) contiennent des informations clés sur la rigidité de la zone lésée. Par conséquent, la collection de plus d'informations significatives peuvent aider à améliorer les résultats du traitement.

Les médecins peuvent bénéficier d'informations visuelles et d'autres mesures intéressantes dans les images (taille, position et forme), ainsi que d'une compréhension plus approfondie des caractéristiques des lésions. L'étiquetage des artères coronaires par leurs noms anatomiques standard fournit plus de détails et accélère le processus d'analyse coronaire.

De toute évidence, la CAC réside exclusivement dans les parois de l'arbre coronaire, à son passage à la surface du cœur (péricarde). En exploitant ces connaissances préalables, les chercheurs s'efforcent de recadrer une région d'intérêt (ROI) spécifique axée sur le cœur et la région de l'artère coronaire.

Aujourd'hui, le traitement des images médicales occupe une place majeure dans le diagnostic clinique des pathologies. Plusieurs solutions informatiques ont été développées ces dernières années, dans le but est d'analyser différentes images cardiaques afin d'identifier différentes pathologies cardiovasculaires.

De nombreuses opérations relatives à l'analyse d'images, précédemment effectuées manuellement peuvent désormais être résolues automatiquement par des systèmes d'intelligence artificielle dans le domaine de l'imagerie médicale. La prédiction des résultats utilise des caractéristiques pathologiques extraites d'images médicales comme indicateurs importants.

L'objectif majeur de cette recherche est de développer un système d'analyse d'images cardiaques CT capable de détecter les CAC et de les étiqueter automatiquement. Au cours de notre étude, quatre objectifs principaux ont été fixés :

1. La première phase vise à minimiser la zone de recherche des CAC en utilisant des outils de prétraitement adéquats pour une segmentation efficace et automatique du cœur en 3D.
2. La deuxième contribution de cette thèse est de développer un algorithme de détection des calcifications coronaires à l'aide d'un classifieur « Random Forest » entraîné sur des caractéristiques bien sélectionnées.

3. Le marquage des calcifications coronaires représente l'apport majeur de notre étude. En utilisant uniquement des acquisitions CT natives. Notre programme a parfaitement étiqueté chaque calcification coronaire et leurs lits coronaires.
4. La dernière phase consiste à développer un algorithme automatique pour calculer le SA total et partiel du volume de chaque CAC ainsi que de chaque coronaire pour fournir plus de détails sur la sévérité du CAC chez le patient.

Notre approche utilise uniquement des acquisitions CT sans produit de contraste. Elle peut être utilisée dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires (MCV) et en particulier chez les patients pouvant manifester des réactions d'hypersensibilité immédiate aux agents de contraste iodés.

En plus de l'introduction générale, ce manuscrit est organisé autour de cinq chapitres, un aperçu de chacun d'eux est donné ci-dessous :

### **Chapitre 1 : Contexte médical**

Ce chapitre apportera plus de lumière sur la nature du cœur, les maladies cardiovasculaires et les calcifications coronaires ainsi que les différentes modalités utilisées pour imager le cœur. Ceci sera suivi d'un résumé de la contribution de la thèse et de la structure du reste de la thèse.

### **Chapitre 2 : État de l'art**

Le deuxième chapitre présente une synthèse des recherches menées jusqu'à présent. L'analyse de la littérature est organisée comme suit : nous discutons des problèmes liés à la maladie coronarienne, en portant une attention particulière aux méthodes développées pour la détection et l'étiquetage des CACs ainsi que le calcul du SC.

### **Chapitre 3 : Prétraitement et extraction du cœur**

Le troisième chapitre détaille l'approche automatique complète que nous proposons pour isoler le cœur, en segmentant la surface externe du cœur, à l'aide d'acquisitions natives de tomodensitométrie (TCC). Notre méthode permet à la fois de segmenter en 3D les tissus environnants, tels que les poumons et la cage thoracique et de garder le cœur et la graisse péricardique où baignent les coronaires.

### **Chapitre 4 : Détection, étiquetage et score calcique des calcifications coronaires**

Dans ce chapitre, nous présentons un système d'analyse d'images cardiaques dont l'objectif est d'aider au diagnostic des calcifications de l'artère coronaire. Cette tâche est effectuée sur la base de la détection à la fois de la zone calcifiée à l'aide de méthodes de traitement d'images et d'une classification binaire objet par objet (CAC), de l'étiquetage des CAC par un autre multi-classificateur voxel par voxel (voxels de chaque CAC), et enfin le calcul du score de calcium total et partiel correspondant.

## **Chapitre 5 : Résultats et discussion**

Le dernier chapitre est consacré à l'étude expérimentale. Une évaluation détaillée des différents résultats de segmentation et de classification obtenus dans les troisième et quatrième chapitres y est présentée. Ce dernier résumé également les principaux apports de notre thèse. Afin de juger de la qualité de notre travail, nous proposons une évaluation quantitative des résultats de chaque traitement séparément. La détection et le marquage des calcifications coronaires, obtenues en appliquant notre procédure sont comparés à ceux d'experts expérimentés.

## **Conclusion et perspectives**

Nous terminons cette thèse par une conclusion générale du travail qui récapitule les différents travaux effectués dans notre thèse et les futures recherches dans le domaine pour améliorer encore l'aspect étudié.

# Chapitre 1

## CONTEXTE MEDICAL

Le corps humain établit plusieurs fonctions simultanément, cependant, il est exposé à plusieurs maladies. Le cœur est l'un des principaux muscles du corps. Il fait circuler le sang dans tout le corps au moyen de contractions coordonnées. Les maladies cardiovasculaires (MCV) constituent un problème majeur de santé publique compte-tenu de leur fréquence et de leur impact sur la santé.

Les risques de maladies cardiovasculaires dépendent en grande partie de l'exactitude et de la quantité d'informations acquises. Les nouvelles techniques d'imagerie coronarienne permettent une prédiction plus précise du risque cardiovasculaire [3], et fournissent des informations complémentaires sur l'état de santé du patient.

La notation calcique peut être réalisée en particulier en tomographie coronarienne sans contraste amélioré (CCT). Cette dernière est une technologie non invasive qui détecte et quantifie les lésions calcifiées. Le score CAC est un marqueur puissant et un prédicteur indépendant de l'événement cardiovasculaire chez le patient.

Dans cette partie, nous passerons en revue les caractéristiques épidémiologiques des calcifications coronaires dans le monde. Nous donnerons quelques notions sur l'anatomie, la physiologie du cœur et des coronaires. Nous donnerons les différents classements de la CAC, ainsi que les différentes méthodes permettant de la diagnostiquer en justifiant le choix de notre modalité d'imagerie.

## 1.1 Caractéristiques épidémiologiques des calcifications coronaires dans le monde

Le mode de vie actuel, en raison du manque d'activité physique, d'une mauvaise alimentation riche en graisses et du diabète a entraîné une augmentation des maladies cardiovasculaires statistiquement dans le monde. Les statistiques 2019 de l'organisation mondiale de la santé (OMS) [110] confirme que cette dernière s'est classée au premier rang mondial. Selon l'organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies cardiovasculaires représentaient, en 2016, 31% de toutes les causes de décès soit 17,9 millions de personnes [110], dont 37% des décès sont liés aux MCV dans l'Union Européenne [10]. Selon les estimations, en 2030 les maladies cardiovasculaires seront responsables de plus de 23,6 millions de décès dans le monde [110]. Dans les Pays en voie de développement, elles seront responsables de plus de décès que la somme des maladies infectieuses, nutritionnelles, maternelles et périnatales [95]. Le taux de mortalité par MCV est plus élevé dans les niveaux socio-économiques les plus défavorables. Plus de 80% des décès par MCV surviennent dans les pays en voie de développement [110] (Figure 1.1).

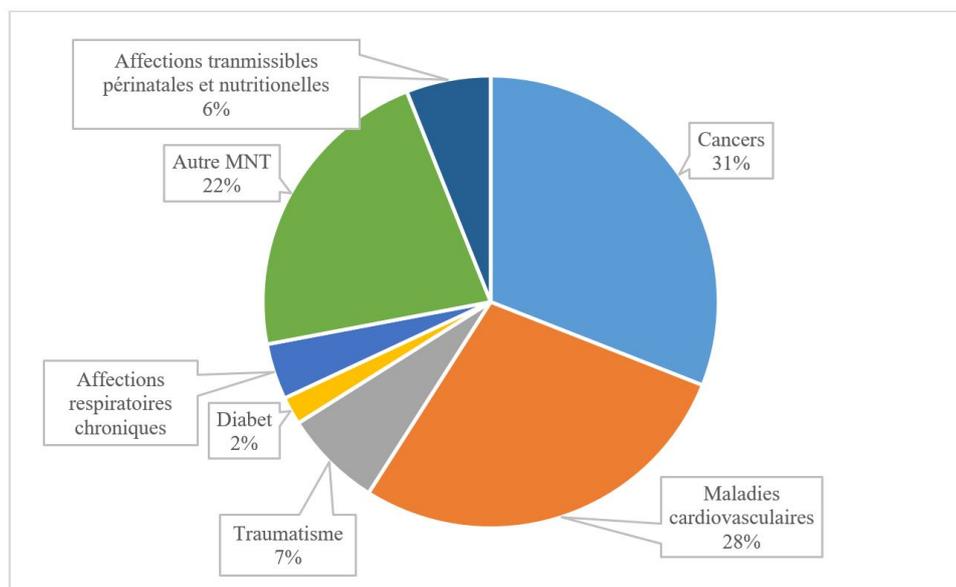


FIGURE 1.1 – Pourcentage ou proportion de mortalité (Pourcentage des décès totaux, tous âges confondus, hommes et femmes ) source OMS [105].

## 1.1.1 Anatomie et physiologie du cœur et des coronaires

### Le cœur

Le cœur est un muscle essentiel à la circulation du sang dans l'organisme. Il est animé de contractions rythmiques régulières et agit comme une pompe qui assure la distribution du sang vers tous les organes du corps. Il envoie via les artères le sang oxygéné vers les organes et assure la circulation vers les poumons, du sang veineux qui va alors se recharger en oxygène.

Le muscle cardiaque est composé de trois couches : endocarde, partie la plus interne, le myocarde, contractile et il a également des stries similaires au muscle squelettique et le péricarde qui constitue l'enveloppe du cœur. Il comporte quatre cavités : les cavités supérieures appelées oreillettes de petite taille et les cavités inférieures appelées ventricules, plus grosses que les oreillettes. Dans la partie supérieure de l'oreillette droite se trouve le nœud sino-auriculaire. Les valves cardiaques permettent d'éviter le reflux du sang entre les oreillettes et les ventricules, afin que la circulation sanguine s'effectue toujours dans le même sens. Comme tous les autres organes, le cœur a besoin d'apport en oxygène et en nutriments pour fonctionner.

Pour cela, il est irrigué par les artères coronaires et circonflexes, [58]. Les oreillettes forment une unité et les ventricules une autre. Cela a une importance particulière pour la fonction électrique du cœur.

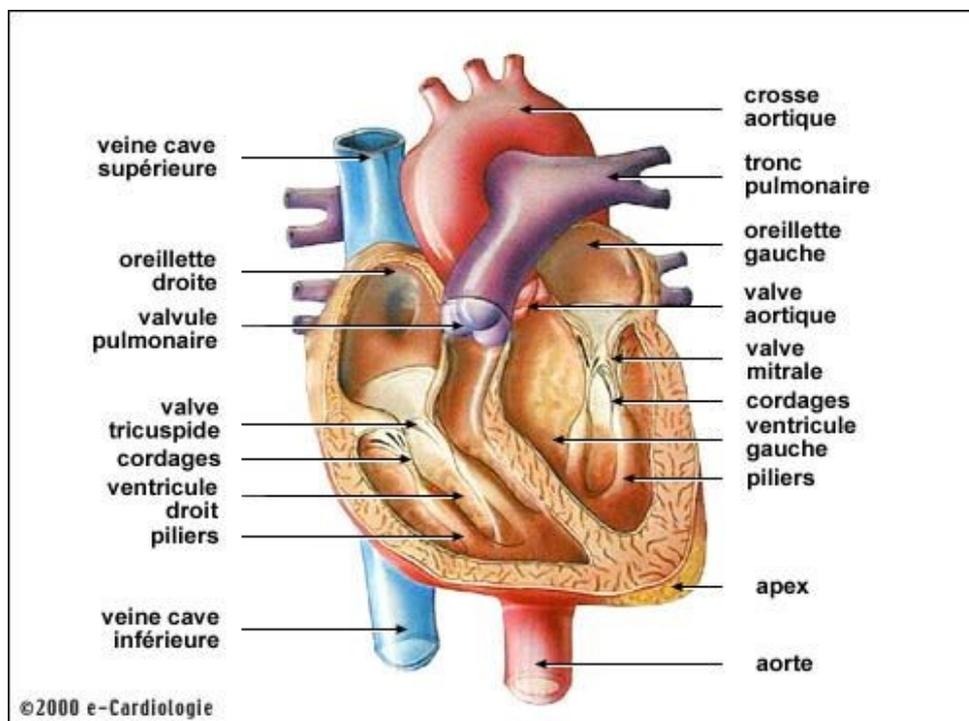


FIGURE 1.2 – Anatomie du cœur humain.

Quatre valves composent le cœur. La valve tricuspide est située entre le lobe de l'oreille

droite et le ventricule, et la valve mitrale est située entre le lobe de l'oreille gauche et le ventricule. Alors que la valve aortique est située dans la voie de sortie du ventricule gauche (contrôle du flux vers l'aorte), la valve pulmonaire est située entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire. [11] (Figure 1.2).

Le péricarde est un sac conique de moins de 2 mm d'épaisseur, contenant le cœur et la racine des gros vaisseaux. Il est composé de deux enveloppes, l'une fibreuse, le péricarde pariétal, qui est en continuité avec l'autre, une membrane séreuse recouvrant la totalité des cavités cardiaques, le péricarde viscéral ou épicarde (Figure 1.3. La ligne de réflexion de ces deux feuillets se situe à 2 cm au-dessus des anneaux pulmonaire et aortique. La cavité ainsi délimitée contient le liquide péricardique (de 20 à 30 ml), apparaissant comme un ultrafiltrat du plasma sanguin, avec un taux faible de protéine et une pression osmotique basse (un peu moins du quart de la pression plasmatique) [59].

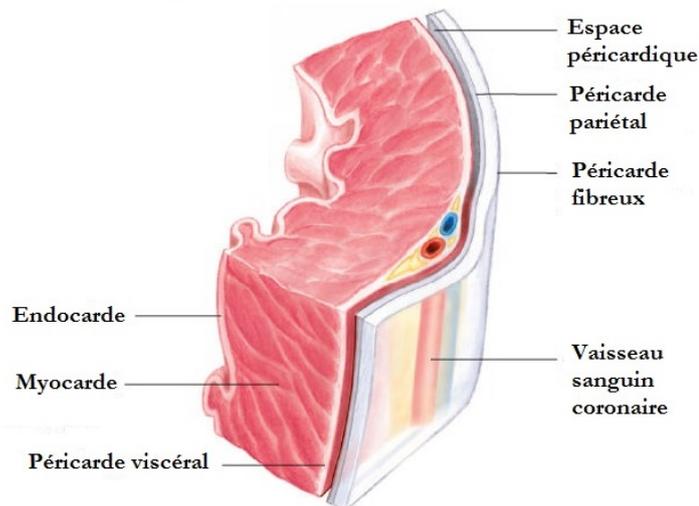


FIGURE 1.3 – Anatomie du muscle cardiaques.

### Les artères coronaires

Pour fonctionner, le cœur a lui-même besoin d'être alimenté en nutriments et en oxygène. Pour ce faire, le muscle cardiaque est irrigué par les artères coronaires. Ses artères recouvrent la surface du muscle cardiaque. Elles émergent de la partie initiale de l'aorte, juste après la valve aortique et cheminent à la surface du cœur (Figures 1.4, 1.5).

**Structure des artères coronaires** Les artères coronaires comme toutes les artères de petit et moyen calibre comportent trois couches [94].

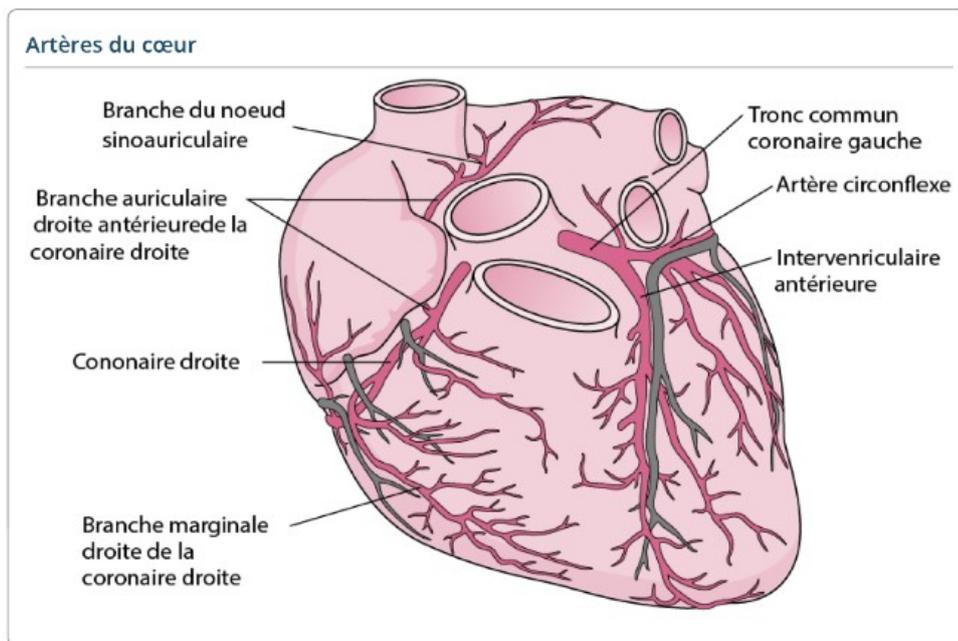


FIGURE 1.4 – Artères du cœur.

**L'intima**, dont la couche interne est formée par l'endothélium qui constitue une véritable interface avec le sang et dont les rôles sont très importants :

- Barrière (en autorisant l'échange des substances nutritives avec le milieu intérieur, elle agit comme un filtre moléculaire) ;
- Contrôle de la coagulation sanguine (elle inhibe cette coagulation et sa rupture favorise l'agrégation des plaquettes et la formation de caillots).
- Contrôle de la vasomotricité (elle peut générer de l'oxyde nitrique qui provoque une relaxation de la couche musculaire et une vasodilatation).

**La média**, selon la taille de l'artère, permet d'assurer son élasticité, et de modifier le calibre de l'artère par la contraction (vasoconstriction) ou la relaxation (vasodilatation) de ses cellules musculaires.

**L'adventice**, assure la cohésion entre le vaisseau et les tissus qu'il traverse. C'est dans cette couche que cheminent les petits vaisseaux (vasa vasorum) et les nerfs qui vont permettre la perfusion et l'innervation de l'artère.

Deux artères coronaires irriguent le cœur et prennent toutes deux leur origine dans le segment initial dilaté (segment 0) de l'aorte, immédiatement en aval des valvules aortiques. Lors de l'ouverture de la valve aortique, les valvules viennent se placer en regard des ostiums coronaires, et les artères coronaires, premières branches collatérales de l'aorte, sont les dernières perfusées, au moment le plus favorable, pendant la diastole ventriculaire.

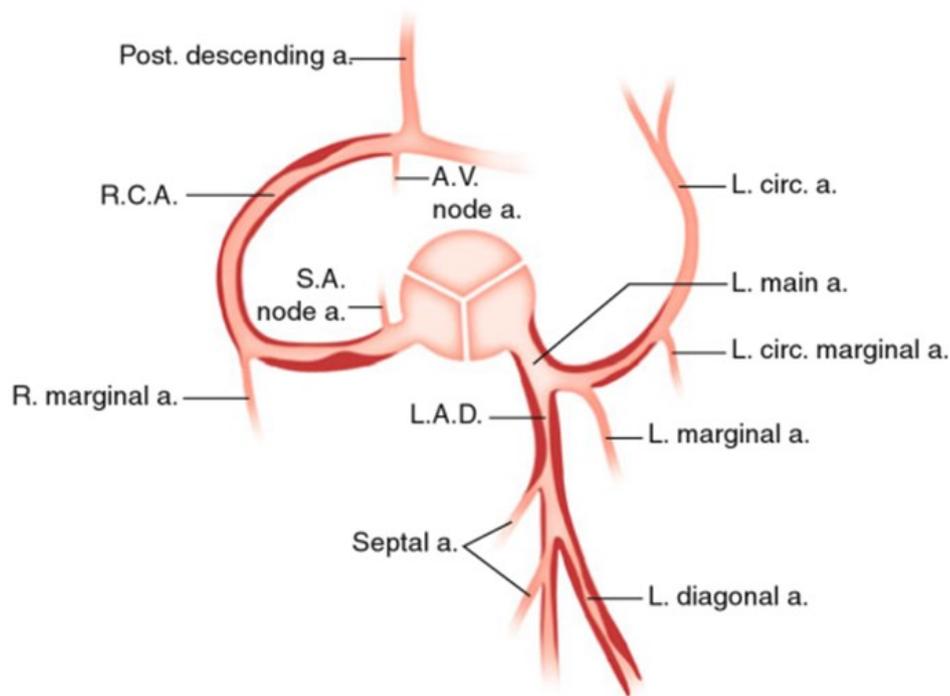


FIGURE 1.5 – Schéma de la distribution anatomique habituelle des artères coronaires [154].

Du fait de l'orientation ventrale gauche du cœur et de celle de l'aorte initiale, le sinus aortique droit est situé ventralement et l'artère coronaire droite a un trajet initial plutôt ventral. En revanche, le sinus aortique gauche étant latéralisé à gauche, le tronc de l'artère coronaire gauche a un trajet oblique à gauche et discrètement ventral (Figure. 1.6).

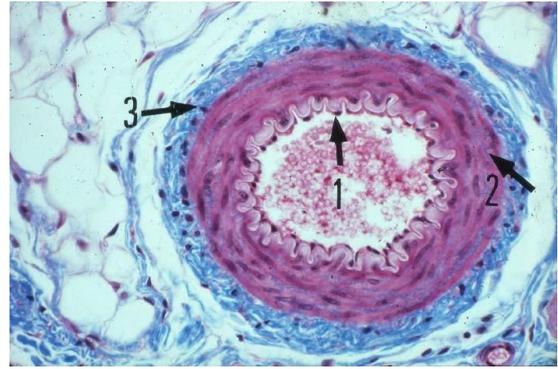
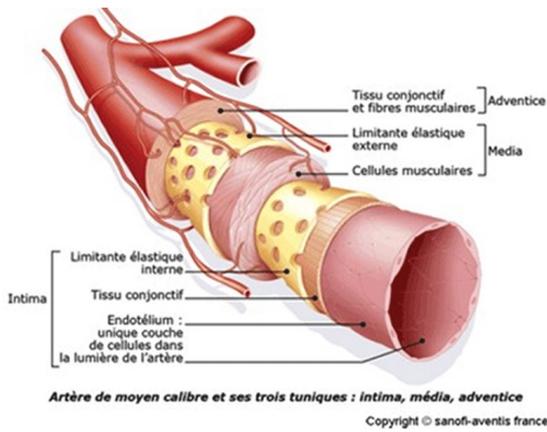
Les troncs principaux des artères coronaires cheminent dans les sillons atrio-ventriculaires (Figure 1.6), réalisant ainsi une couronne autour du cœur (d'où leur nom). Sur cette couronne, s'implantent deux anses situées dans les sillons interventriculaire (constante) et interatrial (beaucoup moins constante). À partir de ces éléments vasculaires, naissent les branches artérielles qui vascularisent le myocarde soit à partir de sa surface, soit en le pénétrant (artères septales). La vascularisation artérielle cardiaque est de type terminal, aucune anastomose ne permettant de suppléer l'occlusion de l'une des artères.

Le calibre des artères coronaires est de 4 à 5 mm à leur origine, puis il diminue jusqu'à atteindre 3 à 4 mm, donnant à la partie initiale des artères, un aspect en entonnoir.

### 1. Artère coronaire droite

**Origine-trajet** L'artère coronaire droite naît du sinus aortique droit. À partir de son ostium, l'artère présente classiquement trois segments :

- (a) Le segment I, horizontal, est oblique discrètement en haut et surtout ventralement et



(a)

(b)

FIGURE 1.6 – Représentation des troncs principaux des artères coronaires. (a) : Artères de moyen calibre et ses trois tuniques. (b) : Artère coronaire en coupe transversale, 1, 2, 3 représentant l'intima, la média, l'adventice respectivement.

rejoint le sillon atrio ventriculaire droit ;

- (b) Le segment II fait suite à ce premier segment : l'artère est verticale dans ce sillon, plus ou moins sinueuse, et contourne le bord droit du cœur ;
- (c) Le segment III est situé dans le sillon atrio ventriculaire droit à la face diaphragmatique du cœur pour l'amener à proximité de la croix des sillons (convergence inférieure des sillons atrio ventriculaire, inter-atrial et inter ventriculaire).

**Les artères collatérales sont nombreuses :**

- (a) Ascendantes, atriales, issues du premier segment de l'artère, la plus importante étant l'artère atriale droite supérieure vascularisant le nœud sinu-atrial. Les autres sont plus inconstantes ;
- (b) Descendantes, ventriculaires droites parmi lesquelles un groupe de deux à trois branches ventriculaires antérieures, perpendiculaires à l'axe de l'artère coronaire, se dirige sans l'atteindre vers le sillon inter ventriculaire antérieur. La première artère de ce groupe naît en règle générale du premier segment de l'artère, et vascularise l'infundibulum pulmonaire (artère infundibulaire ou artère du conus) ; les autres naissent du deuxième segment. Une artère du bord droit, souvent sinueuse naît en aval du groupe antérieur, du troisième segment, et atteint la pointe du cœur. Enfin, naît un groupe de deux à trois artères inférieures.

**les artères terminales sont :** Ce sont les artères rétro-ventriculaire gauche et inter ventriculaire postérieure. Le tronc rétro-ventriculaire gauche se distribue à la face postérieure du ventricule gauche : son développement est fonction de celui de l'artère circonflexe (née de l'artère coronaire gauche). Elle fournit la première artère septale qui vascularise le nœud atrio-ventriculaire. L'artère inter ventriculaire postérieure donne des branches pour les deux ventricules ainsi que des artères septales.

## 2. Artère coronaire gauche

### Origine-trajet

Elle prend son origine au niveau du sinus aortique gauche et chemine en arrière de l'artère pulmonaire sur laquelle elle se courbe. Son tronc d'origine se dirige ventralement et à gauche. Elle mesure 3 à 4 cm de long et son calibre est de 4,5 mm environ. Elle se termine en deux rameaux, circonflexe et interventriculaire antérieur qui font entre eux un angle d'autant plus aigu que le tronc est court. En règle générale, la terminaison de l'artère coronaire gauche se fait sur le flanc gauche de l'artère pulmonaire [29] (Figures 1.6, 1.7).

## 3. Branches terminales

Les branches terminales de la branche circonflexe sont appelées artères latérales du ventricule gauche. Ce sont une ou deux collatérales ventriculaires descendantes, alimentant la face latérale du ventricule gauche [29].

## 4. Rameau circonflexe

Il est comparable à l'artère coronaire droite, car il chemine dans le sillon atrio-ventriculaire gauche et donne des collatérales ascendantes et descendantes. Il se termine à une distance variable de la croix des sillons et peut donner l'artère inter ventriculaire postérieure en fonction du développement de l'artère coronaire droite et de ses branches.

Parmi les collatérales ascendantes, atriales, l'artère atriale gauche supérieure principale peut participer à la vascularisation du nœud sinu-atrial. L'artère atriale du bord gauche est constante, mais l'artère atriale gauche postérieure manque souvent. Une ou deux collatérales descendantes, ventriculaires, vascularisent la face latérale du ventricule gauche et constituent souvent les branches terminales du rameau circonflexe : elles sont appelées artères latérales du ventricule gauche [29]. On décrit au rameau circonflexe deux segments :

Proximal : de son origine aux marginales principales ;

Distal : dans le sillon atrio ventriculaire gauche (Figure 1.8).

## 5. Rameau inter ventriculaire antérieur

Il chemine dans le sillon inter ventriculaire antérieur, contourne l'apex du cœur et se termine dans le sillon inter ventriculaire postérieur, à une distance variable en fonction du développement des branches terminales de l'artère coronaire droite. Il donne :

- Des artères ventriculaires droites, courtes et fines dont une qui vascularise l'artère pulmonaire (artère infundibulaire gauche) ;
- 12 à 15 artères septales (S1 à Sx) parmi lesquelles les premières, les plus importantes, peuvent naître d'un tronc commun. La deuxième artère septale est la plus volumineuse et la plus longue ; elle chemine dans la bandelette ansiforme et irrigue le muscle papillaire antérieur, le faisceau atrio-ventriculaire et la branche droite de ce dernier ;
- Enfin, deux à quatre artères diagonales (D1 à D4) sont destinées à la face antérieure du ventricule gauche. La première est la plus volumineuse et peut naître de la terminaison de l'artère coronaire gauche, formant ainsi une trifurcation.

On décrit à l'IVA (interventriculaire antérieur) trois segments :

- Proximal : de l'origine à D1 S1 (3 mm) ;
- Moyen : de D1 S1 à D2 S2 (3 mm) ;
- Distal : après D2 S2 (2,5 mm).

Dans son trajet, le rameau IAV est accompagné de la grande veine du cœur qui constitue son rapport principal et dont les collatérales qui enjambent le rameau peuvent constituer un obstacle à la chirurgie [29] (Figures 1.6, 1.7 )

**Dominance coronaire** L'artère coronaire dominante est celle qui vascularise la paroi diaphragmatique et la partie inférieure du septum interventriculaire. Ainsi l'artère coronaire qui va donner l'artère inter ventriculaire postérieure et les branches diaphragmatiques est dominante. Il s'agit le plus souvent de l'artère coronaire droite (Dominance droite : 80%), mais parfois

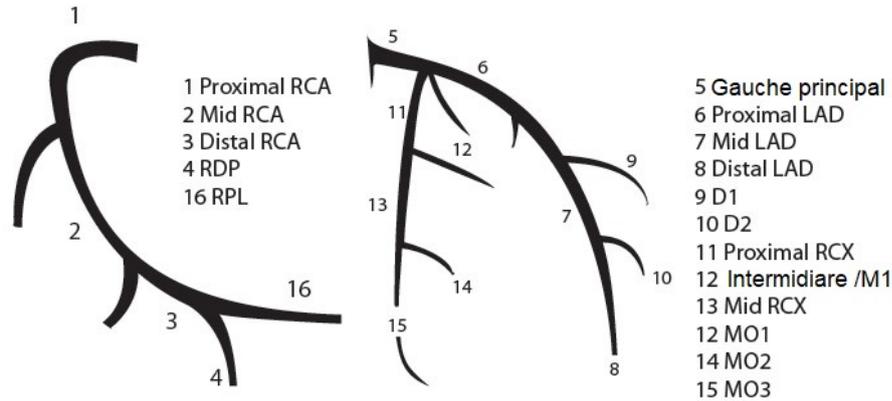


FIGURE 1.7 – Schéma des deux branches principales des artères coronaires (artère coronaire droite à gauche et artère coronaire gauche à droite).

du rameau circonflexe de l'artère coronaire gauche (Dominance gauche : 10%). Les autres cas correspondent à un partage entre les deux artères coronaires [29] (Circulation équilibrée : 10%).

### 1.1.2 Fonctionnement des coronaires

Pour assurer la contraction des cellules musculaires (myocytes) qui le composent, le cœur (myocarde) a besoin d'être "nourri". La production de l'énergie nécessaire à cette contraction se fait à partir de différents substrats (65% d'acides gras et 35% de glucides) et nécessite de l'oxygène (on dit que c'est un métabolisme aérobie).

Ce sont les artères qui vont assurer cet apport d'oxygène et des différents substrats nécessaires et qui par leur débit vont adapter les apports à la demande. La diminution de cet apport sanguin est nommée ischémie et va survenir lorsque les artères sont rétrécies. La traduction clinique en est une douleur thoracique nommée angine de poitrine ou angor.

L'occlusion complète de l'artère aboutit le plus souvent à l'infarctus du myocarde qui est une nécrose (mort des cellules) d'une partie du muscle cardiaque secondaire [94].

### 1.1.3 Lésions des coronaires

#### Athérosclérose

L'athérosclérose est une pathologie soit familiale (plus il y a de cholestérol et de calcium dans le sang, plus il y a de chance d'avoir des dépôts), soit inflammatoire (Exogène : due no-

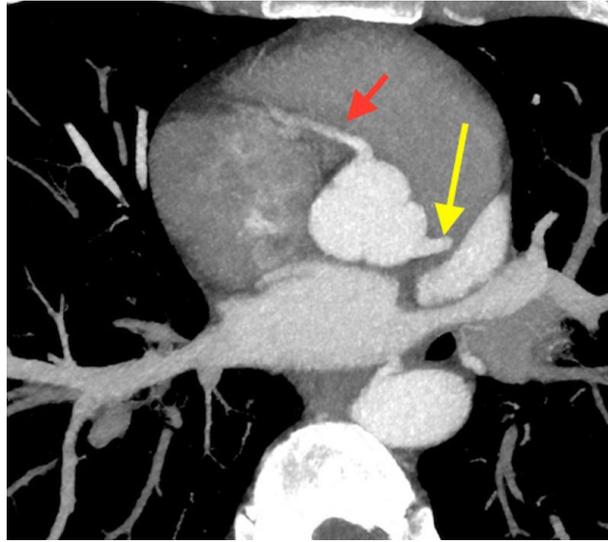


FIGURE 1.8 – Origine des artères coronaires au niveau de l'aorte, artère coronaire droite provenant du sinus antéro-droit (flèche rouge), artère coronaire gauche issue du sinus antéro-gauche (flèche jaune) [29].

tamment au tabac ou endogène : due au vieillissement des lipides, ces derniers s'oxydent et deviennent des agents inflammatoires). Elle est définie par l'OMS [109] comme une association variable de remaniement de l'intima des grosses et moyennes artères consistant en une accumulation focale de lipides, de glucides complexes, de sang et de produits sanguins, de tissus fibreux et de dépôts calcaires.

L'athérosclérose coronaire est souvent répartie de manière irrégulière dans les différents vaisseaux, mais se développe généralement aux points de turbulence (par exemple, aux bifurcations des vaisseaux) [1]. La plaque d'athérome est un épaississement localisé au niveau de l'intima artérielle. Elle se compose de 2 parties : le corps lipidique au centre de la plaque et une coque fibreuse entourant le corps lipidique, faite de cellules musculaires lisses et de collagène (Figure 1.9).

L'ensemble se développe dans le sous-endothélium et peut envahir ou repousser la média. L'évolution de la maladie athéromateuse peut se produire selon deux modes [99] :

- La maladie athéromateuse chronique avec réduction progressive de la lumière interne responsable d'une ischémie du territoire vascularisé ;
- L'accident aigu avec phénomène thrombotique, occlusion de l'axe artériel.

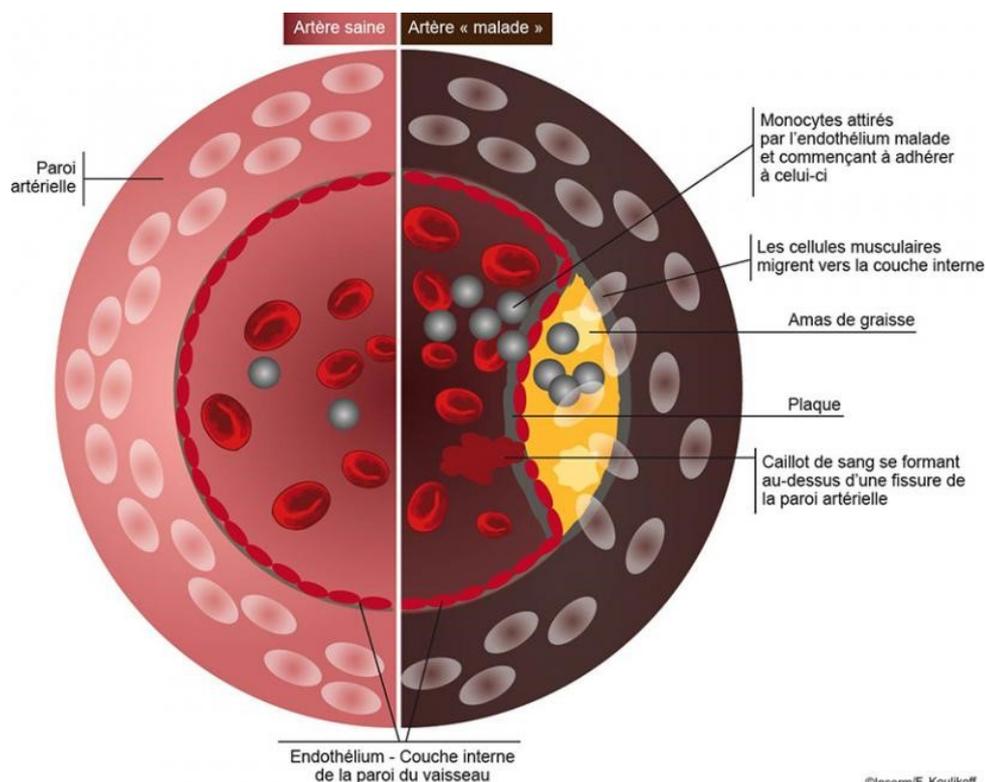


FIGURE 1.9 – Coupe schématique d'une artère saine et d'une artère athérosclérosée.

A un stade non compliqué de la maladie, la plaque d'athérosclérose peut réaliser des sténoses qui rétrécissent la lumière vasculaire, et peuvent être responsables d'une ischémie d'aval, qui s'exprime en particulier lorsque l'organe irrigué a besoin d'un apport augmenté d'oxygène, et donc nécessite un débit sanguin augmenté [16]. Elle peut aussi se compliquer d'hémorragies intra plaques ou d'une rupture obstructive. Les plaques riches en lipides, et recouvertes d'une mince chape fibreuse, sont les plus instables ; elles sont vulnérables [6]. Plus les plaques athéromateuses progressent, plus elles favorisent l'accumulation des cristaux de calcium. C'est ce qu'on appelle les calcifications coronaires. Pour le moment, il n'y a pas de traitement pour réduire ce SC, on ne peut traiter que les facteurs de risque. L'objectif des études récentes sera donc de pousser au développement d'outils de détection précoce de la CAC.

### Calcifications coronaires

Les calcifications coronaires (CAC) résultent le plus souvent d'un durcissement des plaques et accumulation d'athérosclérose, qui survient lorsqu'une substance cireuse se forme à l'intérieur des artères qui irriguent le cœur. Cette substance, appelée plaque, est composée de cholestérol, de composés gras, de calcium et d'un matériau de coagulation sanguine appelé fibrine. Les médecins ont découvert qu'il existe 2 types de plaque : dure et molle. Le flux sanguin ra-

lentit ou s'arrête, empêchant suffisamment d'oxygène d'atteindre le cœur, entraînant une crise cardiaque (Figure 1.10).

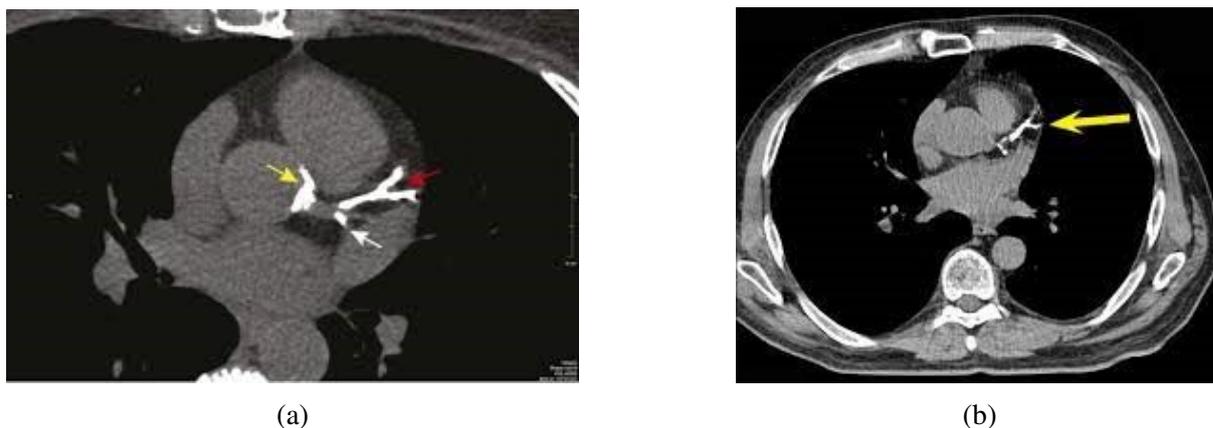


FIGURE 1.10 – Calcifications coronaires au niveau des artères coronaires. Les figures (a) et (b) donnent deux exemples de calcifications coronaires.

### Dissection de l'artère coronaire

La dissection de l'artère coronaire est une déchirure rare et non-traumatique de l'intima coronaire avec création d'une fausse lumière. Le sang qui s'écoule à travers la fausse lumière la dilate, ce qui limite le flux sanguin dans la vraie lumière, entraînant parfois une ischémie coronaire ou un infarctus. La dissection peut se produire dans les artères coronaires athérosclérosées ou non. La dissection non athéroscléreuse est plus fréquente chez les femmes enceintes ou après l'accouchement et/ou chez les patients atteints de dysplasie fibromusculaire ou d'autres troubles du tissu conjonctif [1] (Figure 1.11).

#### 1.1.4 Classement de la CAC

Pour estimer la gravité d'une CAC, les médecins utilisent le score d'Agatston [4]. C'est un outil semi-automatisé permettant de calculer un score basé sur l'étendue de la calcification de l'artère coronaire détectée par un scanner à faible dose non amélioré, qui est systématiquement réalisé chez les patients subissant une tomodensitométrie cardiaque. En raison d'un vaste corpus de recherche, il permet une stratification précoce du risque, car les patients avec un score Agatston élevé ( $> 160$ ) ont un risque accru d'événement cardiaque indésirable majeur (MACE) [8]. Ottonetal [112] a montré une bonne corrélation avec l'angiographie coronaire par TDM avec contraste .

##### a) Score Calcique

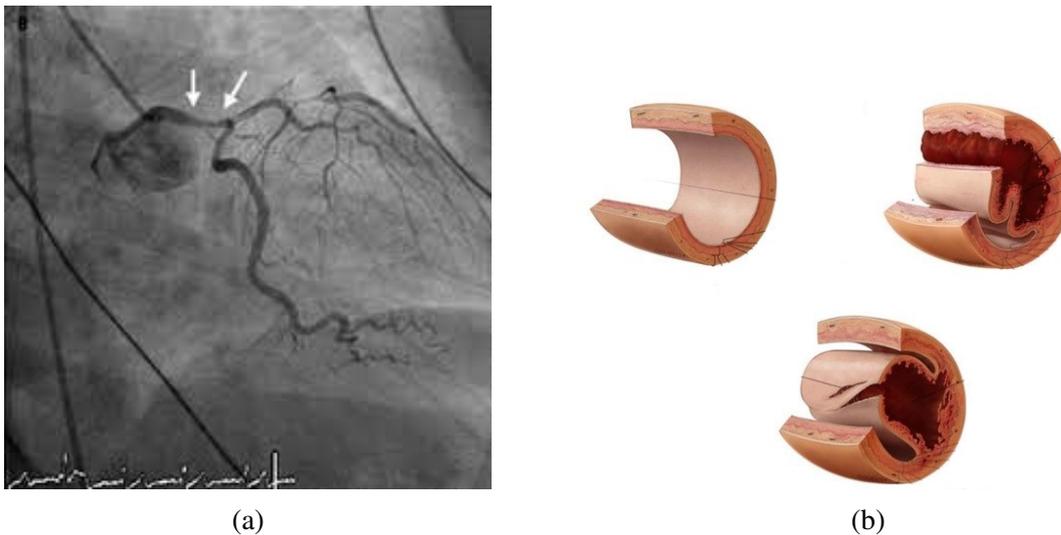


FIGURE 1.11 – Image angiographique de l’artère coronaire gauche. a : Dissection au niveau de la branche commune. b : Représentation schématique d’une dissection artérielle.

Cet examen est réalisé grâce à un scanner, sans qu’il soit nécessaire d’injecter le produit de contraste iodique. L’examen est réalisé en apnée pendant quelques secondes.

Cet examen permet de déterminer les dépôts d’athérome calcifiés sur la couronne, et le SC est calculé à l’aide d’un logiciel spécialisé. Le nombre résultant quantifie l’importance et mesure l’étendue de ces dépôts d’athérome dans les coronaires, ce qui en fait un indicateur fiable de la maladie coronarienne. La méthode suivante est utilisée pour calculer le score mathématique : l’opérateur nomme chaque plaque, et un logiciel spécial qui calcule le score le fait en tenant compte du volume et de la densité de la plaque. Le score calculé, mis en place par Agatston, est la somme des scores de chaque plaque.

En bref, le calcium coronarien a été défini comme une lésion au-dessus d’un seuil de 130 unités de Hounsfield, avec une surface  $\geq 3$  pixels adjacents (au moins  $1 \text{ mm}^2$ ). Le score CAC a été calculé à partir du produit du facteur d’atténuation et de l’aire de calcification ( $\text{mm}^2$ ), le score CAC total de chaque artère coronaire étant égal à la somme des scores CAC de toutes les plaques calcifiées de cette artère. Le SA total a été calculé en additionnant les scores CAC des artères coronaires principales gauche, antérieure descendante gauche, circonflexe gauche et droite [108]. Il y aurait une relation linéaire entre le risque et le SA.

## b) Méthode de calcul

D'après ce qui suit : le score d'un grain calcifié est donné par le rapport entre sa valeur d'atténuation la plus élevée (HU) sur sa surface.

Facteur de densité :

130 à 199 HU : → 1

200 à 299 HU : → 2

300 à 399 HU : → 3

400 + HU : → 4

Par exemple, si un grain calcifié a une valeur d'atténuation maximale de  $400HU$  et occupe une surface de  $8mm^2$ , alors son score de calcium sera de 32. Le score de chaque grain calcifié est additionné pour donner le score total de calcium.

- c) Classement de la maladie coronarienne (basé sur le SA total) La table suivante (1.1) donne les stades de la maladie en fonction du SA.

TABLE 1.1 – Différents stades de la maladie en fonction du SA.

Stade de la coronaropathie	SA
Aucune preuve de la maladie	0
Minime	1 - 10
Moyen	11 - 100
Modéré	101 - 400
Sévère	> 400

#### d) **Calculateur de risque cardiovasculaire**

De nombreux calculateurs de risques sont disponibles dans les hopitaux. Le calculateur de risque cardiovasculaire de Framingham utilise l'âge, le sexe, le cholestérol total, le cholestérol HDL, les antécédents de tabagisme, la pression artérielle systolique et l'utilisation de médicaments antihypertenseurs [36].

Dans une étude rétrospective, un score Agatston modifié, semi-automatisé appliqué à l'aorte abdominale en TDM sans contraste, a surpassé le score de Framingham [107].

Les études histologiques prouvent que les calcifications visibles ne représentent que 20% de l'étendue de la plaque athéromateuse. Le risque d'événements coronariens est

tellement faible chez le sujet à SA nul (ce qui n'élimine pas une plaque non calcifiée) qu'il est inconcevable de faire des examens invasifs de façon prospective [90].

Un point important est à noter : le SA, comme son nom l'indique, quantifie les lésions d'athérome calcifié, de sorte qu'en définitive le SA est un bon témoin de la charge athéromateuse coronaire totale [98].

### **1.1.5 Modalité d'imagerie pour le diagnostic des CAC**

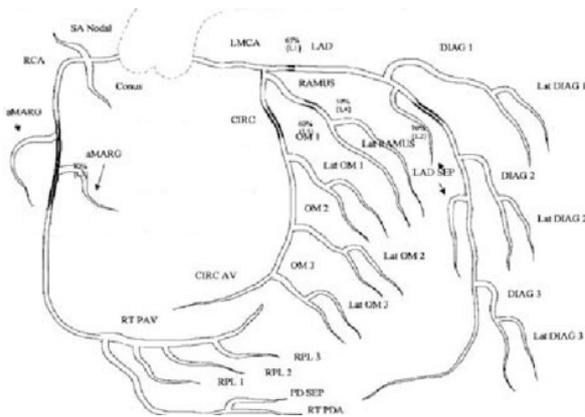
La CAC est associée à toutes les causes de mortalité. Le pronostic immédiat dépend en partie de la précocité d'un traitement et d'un diagnostic approprié. L'imagerie cardiaque seule est capable de détecter les calcifications coronaires et de distinguer les types de plaques athéromateuses.

Un certain nombre d'examens sont nécessaires pour confirmer le diagnostic et clarifier l'impact sur le cœur. Certains examens apporteront des arguments indirects, en détectant l'ischémie causée par les sténoses (test d'effort, scintigraphie, échocardiographie). D'autres évalueront la viabilité du myocarde, c'est-à-dire la capacité du muscle à retrouver sa fonction après revascularisation (l'électrocardiogramme, l'imagerie nucléaire de perfusion, la scintigraphie, l'IRM cardiaque et le PET). D'autres permettront de mettre en évidence directement l'existence de sténoses (scanner coronarien, coronarographie).

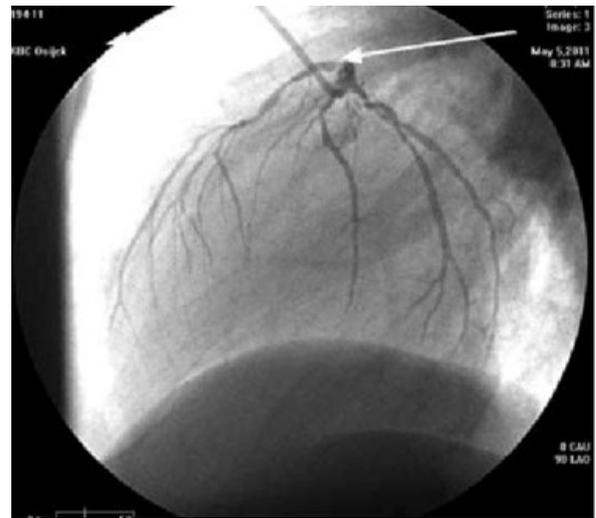
#### **Examens explorant l'existence de sténoses**

##### **1. La coronarographie**

C'est l'examen clé utilisé pour mettre en évidence ces maladies. Il permet une analyse morphologique, plus précise que le scanner coronaire, et peut être couplé à une analyse fonctionnelle [115]. Cet examen nécessite le plus souvent une brève hospitalisation, dans une unité spécialisée [51] (Figure 1.12).



(a)



(b)

FIGURE 1.12 – Techniques d'imagerie pour la détection des sténoses. Coronarographie (a) et aortographie (b) montrant l'ensemble du système coronaire à partir d'un seul ostium, situé au niveau du sinus droit. Les relations anatomiques 3D entre les artères coronaires et l'aorte et l'artère pulmonaire n'ont pas été évaluées par angiographie. RCA : artère coronaire droite ; LAD : artère descendante antérieure gauche ; Cx : artère circonflexe [91].

## 2. Coroscaner

### (a) *Matériel*

Le scanner coronaire multi-barrettes a connu un essor rapide au cours des dernières années, principalement lié aux progrès techniques réalisés, qui limitent l'irradiation, et améliorent les performances diagnostiques de l'examen [13] (Figure. 1.13)



FIGURE 1.13 – Appareil Coroscaner.

Le scanner cardiaque, grâce aux progrès technologiques très rapides, permet une analyse de plus en plus fine de l'arbre artériel coronaire. Il repose sur le principe

de la tomodensitométrie à rayon X, et l'injection d'un produit de contraste iodé, permettant de visualiser les vaisseaux. Cet examen permet d'acquérir des images du cœur "figé", et ainsi d'analyser, de manière non-invasive, les artères coronaires [87].

(b) ***Indications appropriées et inappropriées***

Le Coroscaner est un examen qui permet d'explorer les artères coronaires. Selon Bellemain-Appaix et Batisse [13], il comporte un certain nombre d'indications, et de contre-indications, résumés dans ce qui suit.

i. **Indications appropriées**

- Indications classiques : embolie pulmonaire, dissection aortique, évaluation des anévrismes de l'aorte ;
- Bilan anatomique ;
- Détection de la maladie coronaire.

ii. **Indications inappropriées**

L'utilisation du scanner coronaire n'est pas recommandée dans les situations suivantes :

- Douleur thoracique aiguë, avec modifications ECG et/ou élévation des enzymes cardiaques ;
- Patient à risque élevé ou intermédiaire, avec un test fonctionnel positif ;
- Patient asymptomatique, à faible risque ;
- Après revascularisation myocardique (pontage, stent) ;
- Évaluation préopératoire, avant chirurgie extracardiaque à faible risque ;
- Mesure de la surface valvulaire aortique.

(c) ***Protocole d'acquisition***

i. **Préparation du patient**

Le poids, le degré de calcifications coronaires et la fréquence cardiaque (FC) du patient sont les facteurs limitants. Il est nécessaire que celui-ci ne consomme pas d'excitants (café) dans les 12 heures qui précèdent l'examen, et qu'il ait une fonction rénale correcte. Les arythmies soutenues restent une contre-indication, tout comme la grossesse, et l'allergie vraie aux produits de contraste. L'examen doit être expliqué au patient, qui doit être entraîné aux tests d'apnée [13]

Le patient sera ensuite installé en décubitus dorsal sur la table de l'examen. Une voie veineuse de bon calibre sera posée au pli du coude. Les électrodes seront appliquées sur une peau nettoyée et sèche. Leur positionnement devra donner un tracé adéquat [37] (figure 1.14).

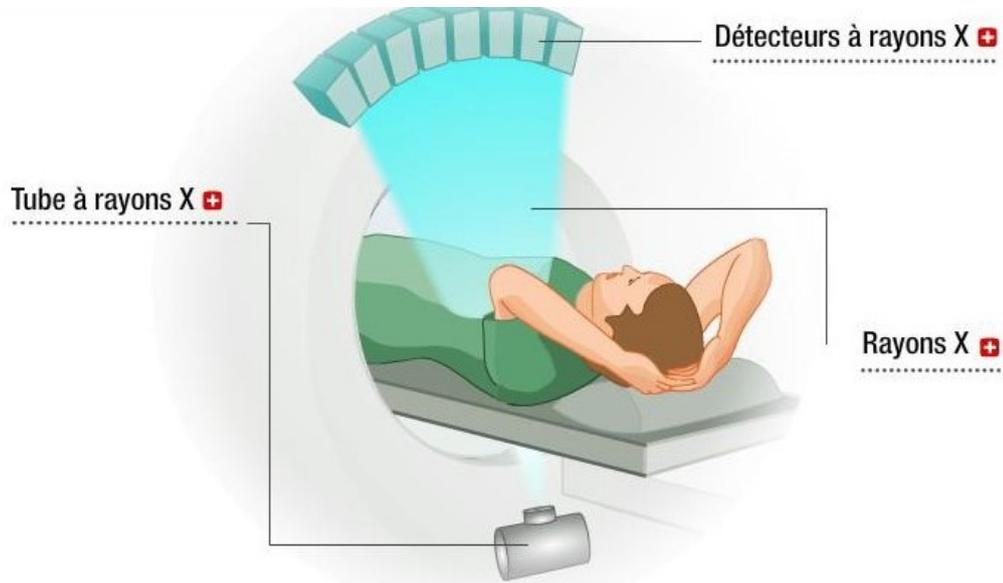


FIGURE 1.14 – Principe général du scanner coronaire.

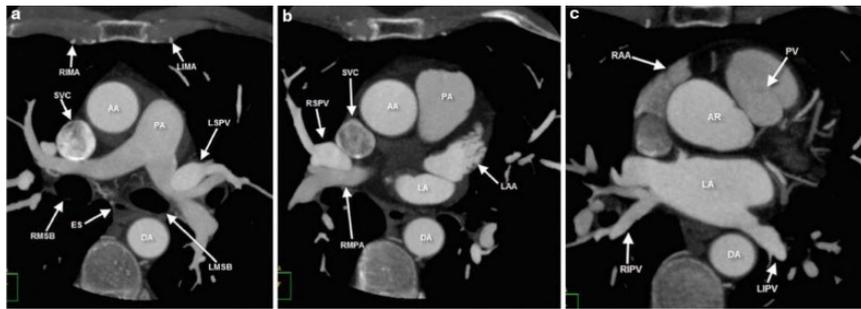
## ii. Acquisition des images

L'acquisition des images Coroscaner, se fait suivant des paramètres spécifiques (de l'appareil) à des valeurs précises.

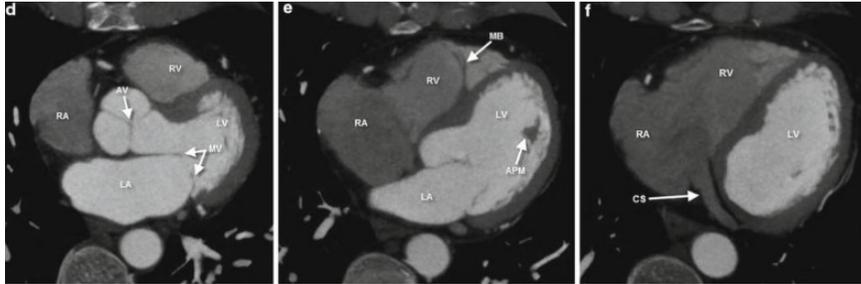
Les paramètres kV (tension envoyée ou puissance) et mA (nombre d'ampères envoyés) sont adaptés au poids et à la morphologie du patient ; ils sont abaissés chez le sujet mince pour diminuer l'irradiation et améliorer le contraste.

La synchronisation à l'ECG peut être prospective, mode séquentiel si la FC est inférieure à 65 BPM (battements par minute) ou rétrospective, acquisition hélicoïdale continue avec reconstruction synchronisée rétrospective sur l'ECG.

Cette dernière est plus irradiante mais elle est obligatoire si la FC est supérieure à 65 BPM. Un logiciel de modulation de dose est alors nécessaire. Le champ d'acquisition doit être réduit au minimum nécessaire à l'étude souhaitée. Le bolus de contraste est détecté de façon manuelle ou automatique à son arrivée dans le tronc de l'artère pulmonaire. Le patient doit réaliser une apnée de 4 à 8 s lors de l'acquisition pour figer les artères dans le but d'avoir une acquisition interprétable [13]. Figures (1.15, 1.16, 1.17) présentent des coupes d'images en niveau de gris issus d'un examen Coroscaner illustrant la structure du cœur.



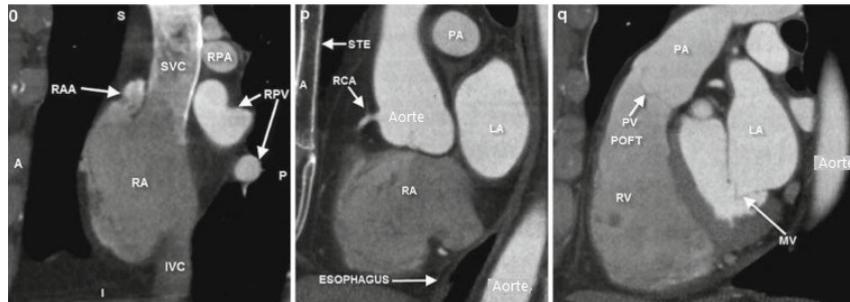
(a)



(b)

FIGURE 1.15 – Coupes CTA illustrant l’anatomie du cœur et ses artères.

AA :aorte ascendante. PA :artère pulmonaire. LA :atrium gauche. CA :artère conique. DA :aorte descendante. LV :ventricule gauche. CS :sinus coronaire. RV :ventricule droit. RA :atrium droit. PV :valve pulmonaire.



(a)

FIGURE 1.16 – Coupes sagittales d’une image CTA.

STE : sternum. MV :valve mitrale. GCV :grande veine cardiaque. LAD :artère coronaire gauche.

### iii. Reconstruction des images

La synchronisation entre le patient et le manipulateur est très importante dans la qualité des images acquises. L’étape essentielle est le choix de la phase de remplissage maximal des coronaires et de l’immobilité des structures cardiaques, le plus souvent obtenue en diastole. Dans un quart des cas, et d’autant plus si la FC est supérieure à 75 BPM, la meilleure phase est la systolique [13].

Les reconstructions sont ensuite largement assistées par les consoles, qui varient selon les constructeurs, mais qui procèdent toujours sur un mode volumique (Volume Rendering VR) pour l’anatomie globale avant de reconstruire en 3D

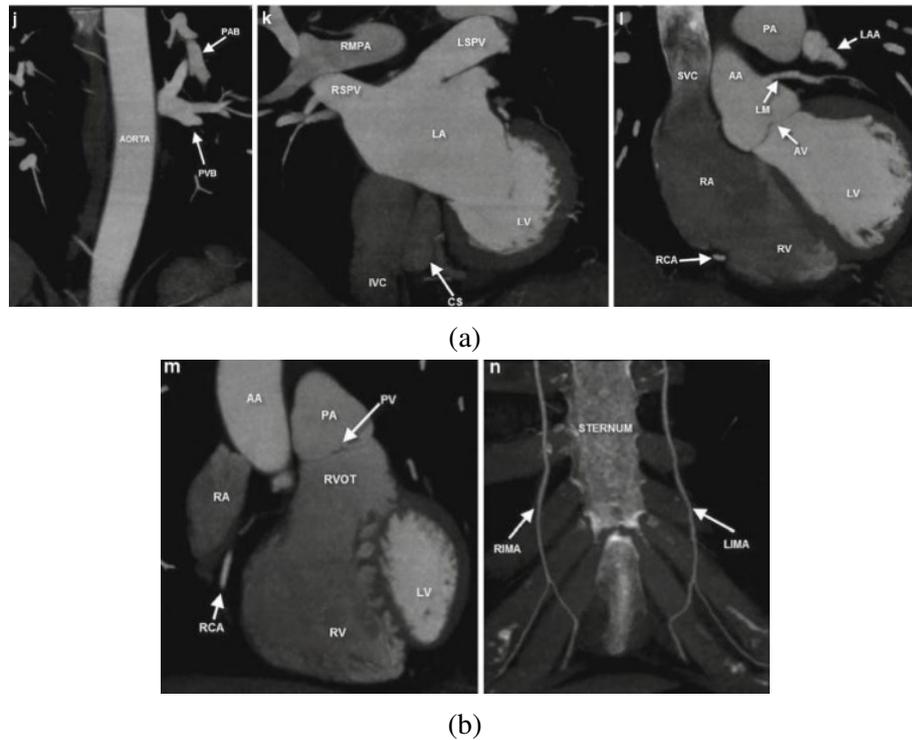


FIGURE 1.17 – Coupes coronales d’une image CTA.

RMPA :artères pulmonaire principale droite. LSPV :veine pulmonaire supérieure gauche. IVC :veine cave inférieure. RA :atrium droit. RVOT :voie de sortie ventriculaire droite. RIMA :mammaire interne droite. LIMA :mammaire interne gauche.

l’arbre coronaire, et d’analyser chaque vaisseau en MIP (Maximal Intensity Projection) et en exploration curvilinéaire [13].

La fonction du ventricule gauche, des valves, de l’aorte et du péricarde sont également analysés. Dans tous les cas, l’analyse des structures extracardiaques accessibles dans le champ d’acquisition doit être réalisée pour ne pas passer à côté d’une anomalie « de rencontre » (thorax, artères pulmonaires, os, seins, etc.) qui s’observe dans 5% des examens [13]. (figure 1.18).

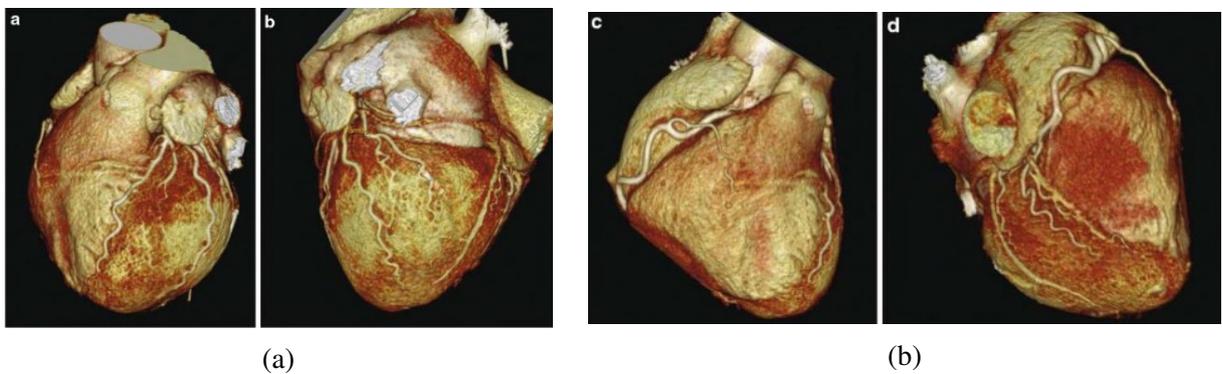


FIGURE 1.18 – Reconstruction en 3D de la zone cardiaque et de ses artères coronaires.

## 1.2 NOTIONS SUR LA TOMODENSITOMETRIE

Pour montrer l'origine des différents artefacts d'acquisition, résumons en quelques phrases le processus. Précisons que les paragraphes suivants ne sont qu'un simple résumé d'un système fort complexe, mais suffisent à montrer l'origine des artefacts d'acquisition.

Le scanner est une chaîne radiologique avec un tube à rayons X et un ensemble de détecteurs disposés en couronne. Le principe repose sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X (RX) qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l'objet à examiner. De multiples profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique 1.19.

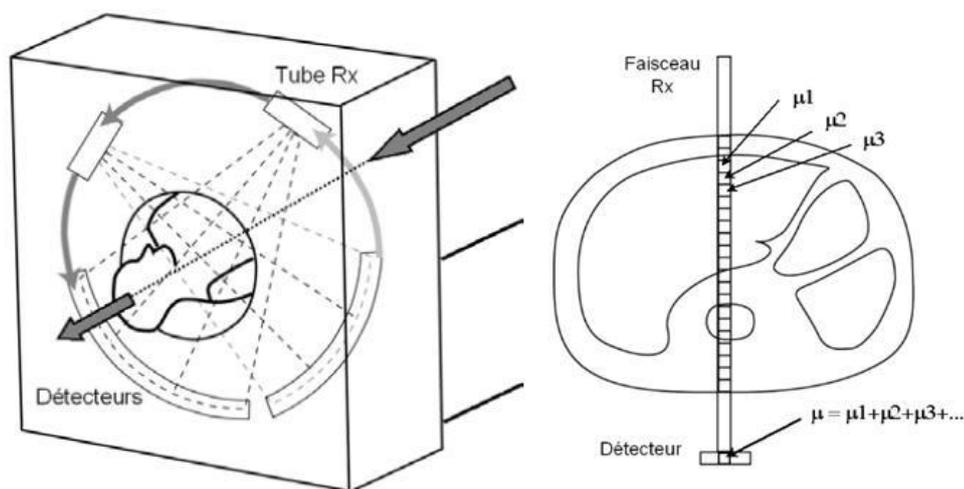


FIGURE 1.19 – Tube et détecteurs tournant autour du patient. De multiples mesures d'atténuations sont effectuées selon différents angles de rotation du tube. L'atténuation mesurée par un détecteur dépend de toutes les structures traversées et la valeur de  $\mu$  est une valeur moyenne.

Un faisceau de RX traversant un objet homogène d'épaisseur  $x$  subit une atténuation définie par la relation (eq. 1.1) :

$$\log\left(\frac{I_0}{I}\right) = \mu x \quad (1.1)$$

Avec  $I_0$  : intensité incidente du faisceau ;

$I$  : intensité émergente ;

$\mu$  : coefficient d'atténuation de l'objet traversé ;

$x$  : épaisseur de l'objet.

La matrice est un tableau composé de  $n$  lignes et  $n$  colonnes définissant un nombre de carrés élémentaires ou pixels. Les matrices actuelles sont le plus souvent en 512. A chaque pixel de la matrice de reconstruction correspond une valeur d'atténuation ou de densité. En fonction de sa densité, chaque pixel est représenté sur l'image par une certaine valeur dans l'échelle des gris. Les coefficients de densité des différents tissus sont exprimés en unités Hounsfield (UH). L'éventail varie de  $-1000$  à  $+4000$ , avec le choix de la valeur de zéro pour l'eau,  $-1000$  pour l'air et  $+1000$  pour le calcium. L'œil humain ne distinguant que 16 niveaux de gris, les 2000 paliers de densité ne peuvent être vus simultanément sur l'écran. La fenêtre correspond aux densités qui seront effectivement traduites en niveaux de gris à l'écran. Deux paramètres modulables définissent la fenêtre utile de densités [140].

- 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 [140].

### 1.2.1 Unité Hounsfield

L'unité Hounsfield (HU) est une mesure quantitative relative de la densité radio utilisée par les radiologues dans l'interprétation des images de tomодensitométrie (CT). Le coefficient d'absorption/atténuation du rayonnement dans un tissu est utilisé pendant la reconstruction CT pour produire une image en niveaux de gris. La densité physique du tissu est proportionnelle à l'absorption/atténuation du faisceau de RX. L'unité Hounsfield, également appelée unité CT, est ensuite calculée sur la base d'une transformation linéaire du coefficient d'atténuation linéaire de base du faisceau de RX, où l'eau est arbitrairement définie comme étant de zéro HU et l'air  $-1000HU$ .

La transformation linéaire produit une échelle Hounsfield qui s'affiche sous forme de tons gris. Les tissus plus denses, avec une plus grande absorption du faisceau de RX, ont des valeurs positives et semblent brillants ; un tissu moins dense, avec moins d'absorption du faisceau de RX, a des valeurs négatives et apparaît sombre. L'unité Hounsfield a été nommée d'après Sir Godfrey Hounsfield, récipiendaire du prix Nobel de physiologie ou médecine en 1979, pour son rôle dans l'invention de la tomодensitométrie, car elle a été immédiatement reconnue comme un instrument de diagnostic révolutionnaire [39].

Dans un voxel avec un coefficient d'absorption moyen  $\mu_x$ , la valeur correspondante en UH est alors donnée par :

$$UH = 1000 \times \frac{\mu_x - \mu_{eau}}{\mu_{eau}} \quad (1.2)$$

$\mu_{eau}$  est le coefficient d'absorption linéaire de l'eau.

### 1.3 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques notions de base concernant l'anatomie du cœur, les calcifications coronaires et l'apport des différentes modalités d'imagerie cardiaque notamment la tomodensitométrie dans le diagnostic des CAC, des micro CACs et l'étiquetage de ces derniers.

Vue le caractère subtil des lésions coronaires et en raison du faible contraste des imageurs scanner, l'interprétation des images TDM devient une tâche très difficile et demande une forte concentration dans une fourchette de temps assez grande.

De ce fait, notre thèse propose une méthode totalement automatique pour la détection précoce des CAC et des micros CAC, ainsi que leurs localisations dans les différents coronaires à partir des images tomodensitométriques, dans le cadre de l'aide au diagnostic.

Une synthèse bibliographique sur les outils de traitement d'images et les différents travaux effectués dans ce cadre d'étude, sont proposés dans le deuxième chapitre.

# Chapitre 2

## ETAT DE L'ART

L'analyse des calcifications coronaires est l'un des sujets les plus étudiés en imagerie médicale. Une multitude de méthodes, à la fois automatiques et semi-automatiques, ont été développées pour la détection, l'amélioration, la segmentation et la classification des images.

Le chapitre présente une synthèse des recherches menées à ce jour, dans le domaine de l'imagerie cardiovasculaire. L'analyse de la littérature est organisée comme suit : nous commencerons notre discussion sur la segmentation des images médicales et précisément cardiovasculaires, avant de passer à la segmentation du cœur entier. Ensuite, nous présenterons les méthodes exposées dans l'état de l'art, pour la détection des calcifications coronaires et le calcul du SA.

### 2.1 Segmentation des images médicales

La segmentation d'images médicales est une détection automatique ou semi-automatique de l'image bidimensionnelle (2D) ou tridimensionnelle (3D). La segmentation d'image est la procédure de division d'une image numérique en un ensemble multiple de pixels. L'objectif a priori de la segmentation est de simplifier les choses et de transformer la représentation des images médicales en un sujet porteur de sens. La segmentation est une tâche difficile en raison de la grande variabilité des images. En outre, de nombreuses variantes de modalités, telles que la tomographie par émission de positons, la tomographie par ordinateur à émission unique, entre autres, rendent la segmentation difficile. La difficulté réside dans le fait de segmenter des régions avec des bords manquants, de l'absence de contraste et de texture entre la région d'intérêt (ROI) et l'arrière-plan (fond)).

Pour signaler ces problèmes, de nombreuses approches de segmentation ont été proposées

avec des résultats prometteurs. La segmentation aide les médecins à diagnostiquer et à prendre des décisions. Après la segmentation, les caractéristiques défectueuses doivent être extraites via un processus d'extraction de caractéristiques.

L'extraction de caractéristiques est le type de réduction de dimensionnalité qui représente efficacement la région défectueuse d'une image médicale par un vecteur de caractéristiques compact à l'aide de la ROI. Le processus d'extraction de caractéristiques est le processus de réduction d'attributs. La fonctionnalité est la représentation de la combinaison de mots-clés. La détection et l'extraction de caractéristiques sont combinées pour résoudre le problème de vision par ordinateur. Une fois les caractéristiques extraites, elles seront utilisées pour créer des modèles pour une détection précise.

**Segmentation des images cardiovasculaires :** Les maladies cardiovasculaires, selon les statistiques de l'organisation mondiale de la santé (OMS,2019), font partie des principales causes de décès dans le monde. Plus de personnes meurent de maladie cardiovasculaire chaque année que de toutes autres causes. Les évaluations avec des systèmes d'imagerie cardiaque non-invasive, tels que la tomodensitométrie (TDM), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et l'échographie (US), ont été largement utilisées dans le diagnostic des problèmes cardiaques anatomiques et fonctionnels.

La tomodensitométrie est la modalité de choix pour l'imagerie cardiaque en raison de sa haute disponibilité et de son faible prix. Malheureusement, le nombre croissant des données à analyser submerge les médecins. L'aide au diagnostic devient indispensable, et les chercheurs se précipitent à la recherche du meilleur système d'assistance au diagnostic automatique.

La segmentation est l'une des phases de traitement de ces systèmes. Cependant, malgré la grande diversité de ses méthodes, il est toujours difficile de trouver une solution complètement automatique, notamment en 3D ; cela est dû aux variations de formes et de fond de l'anatomie du cœur, à travers des coupes. Les méthodes de segmentation cardiaque se heurtent à plusieurs complexités : mouvements de la poitrine lors de la respiration, battements cardiaques, mouvements physiques du patient et bruits d'acquisition. L'ensemble des données utilisée dans ce cas est déclenché par un ECG qui suit les fréquences cardiaques et minimise le bruit des mouvements cardiaques.

Une multitude de méthodes, à la fois automatiques et semi-automatiques, ont été développées pour la détection, l'amélioration, la classification, etc. Le chapitre résume les recherches menées à ce jour.

Notre recherche bibliographique a été orientée selon quatre axes :

1. La segmentation de la région d'intérêt et le cœur entier : nous nous concentrons sur l'extraction de la région qui contient l'information utile en segmentant le cœur entier dans les volumes tomographiques ;
2. La détection des calcifications coronaires ;
3. L'étiquetage des calcifications coronaires ;
4. l'estimation ou le calcul du SA partiel, et total des CACs.

## **2.2 Segmentation de la région d'intérêt (ROI) et du cœur entier**

Les méthodes de segmentation sont nombreuses et variées, allant de la plus simple (niveau pixel) à la plus complexe, dite sémantique. Certains chercheurs visent d'abord à détecter les structures périphériques, puis la détermination cardiaque basée sur la connaissance de l'anatomie.

**La sélection de la région d'intérêt (ROI) :** Un bon choix de la ROI est une procédure de prétraitement qui améliore la précision de la segmentation et réduit le temps de traitement. C'est une tâche critique dans l'analyse des lésions cardiovasculaires. Dans la littérature, le choix de la ROI change en fonction de l'objet à segmenté.

L'objectif de la sélection appropriée de la ROI est d'améliorer la précision de la segmentation et de réduire le temps de traitement.

Nous allons maintenant examiner les approches de sélection de la ROI qui ont été développées pour l'imagerie CT cardiaque. Le cœur est considéré comme ROI par un groupe de chercheurs dans le but de détecter les calcifications coronaires [69], [159], [162] et [127]. D'autres, comme [156] et [71], ont retiré les coronaires et les ont utilisées comme ROI pour l'identification du CAC. Pour isoler la zone cardiaque des autres structures environnantes, [166] ont construit un cercle autour du cœur. La recherche de la CAC sera limitée à la zone à l'intérieur du cercle. La cage thoracique a été éliminée par [159], laissant les poumons comme région cardiaque avec de la graisse qui l'entoure pour la segmentation CAC.

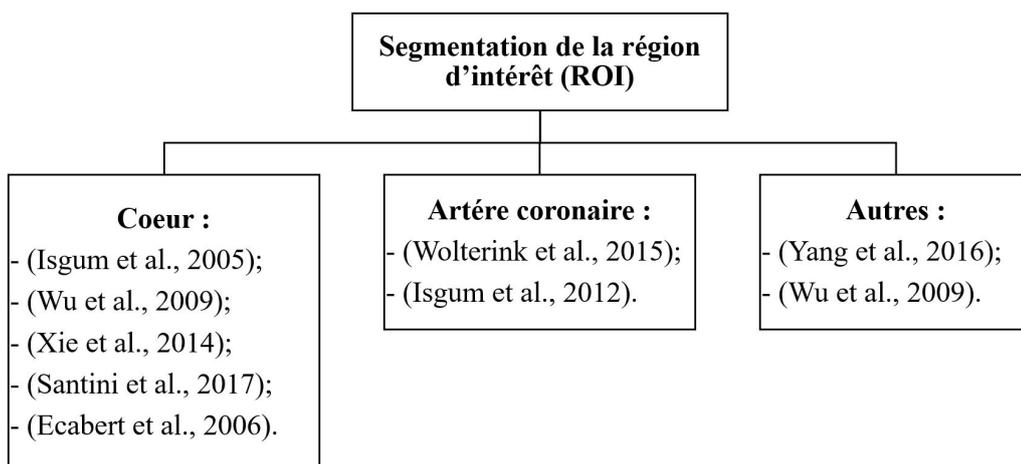


FIGURE 2.1 – Diagramme des méthodes de sélection de la ROI.

La méthode de shahzad et al. [135] est basée sur l'usage d'atlas suivi d'un recalage rigide, qui a attiré notre attention sur la première section de notre volume d'intérêt. Enfin, toutes les approches évoquées, y compris celle de ([69], [47], [135], ...etc), divisent l'image en deux régions, la région d'intérêt (cœur, coronaires, ...) et le reste du volume.

**La segmentation du cœur :** La connaissance de l'anatomie du cœur entier est une condition préalable à de nombreuses applications cliniques. La segmentation du cœur entier, qui délimite les sous-structures du cœur, peut être très utile pour la modélisation et l'analyse de l'anatomie et des fonctions du cœur.

La segmentation du cœur est habituellement exigée dans la pratique clinique, pour le calcul des paramètres fonctionnels chez les patients, comme la détection des maladies coronariennes (CAD).

Pour les données cardiaques CT et IRM, une variété d'approches de segmentation du cœur entier a été présentée ces dernières années. Dans ce qui suit, nous allons citer quelques approches précédemment publiés. Nous allons aussi les listées dans le tableau 2.1.

- Funka et al. [53] ont appliqué la méthode de la coupe de graphe (graph-cuts) pour une segmentation 3D du cœur.
- Afin de séparer les composants cardiaques, Ecabert et al.[47] ont utilisé le cœur comme ROI. Ils ont utilisé le modèle actif de forme (ASM) en conjonction avec l'analyse en composantes principales (PCA) et le recalage affine pour étudier la robustesse et la précision de la segmentation des troncs myocardiques, aortiques et pulmonaires.
- Wu et al. [159] ont identifié des contours des régions principales de l'image coronaire

MSCT par l'application d'un filtre de Canny. L'opération est suivie d'une dilatation morphologique de l'image, et de la suppression des grands objets ayant des faibles niveaux d'intensité. La région centrale dans les grands objets vides non dilatés représente la région de l'aorte, cette dernière sera considérée comme point de départ pour la segmentation par la méthode de déformation du contour avec les forces potentielles de distance (Snake Deformation With Distance Potential Forces).

- Yang et al. [165] ont entouré le cœur d'un cercle qu'ils ont considéré comme ROI. Dans la segmentation CAC qui a suivi, la ROI a réduit les faux positifs. Les auteurs ont utilisé la transformée de Hough pour segmenter l'aorte en premier. L'approche atlas est ensuite utilisée en combinaison avec l'algorithme ASGD (Adaptive Stochastic Gradient Descent Method) pour segmenter le cœur. La méthode de la ligne médiane a été choisie pour extraire et marquer les branches coronaires dans cette étude. Enfin, pour la détection et le calcul du SA, le seuillage osseux, l'algorithme des composants connexes et la classification SVM sont combinés.
- La segmentation cardiaque gauche et droite fait l'objet de recherches de Larrey et al. [84]. Pour ce faire, ils ont utilisé des approches de seuillage osseux, la suppression d'objets sous 500 pixels et un seuillage optimal pour segmenter respectivement les vertèbres, le cœur et le cœur gauche.
- Xies et al. [162] ont limité la région du cœur par des segmentations des organes (les poumons, l'os, l'aorte et des tissus graisseux) et ont identifié les groupes d'objets connexes de voxels ( $m = 1000$ ) de haute intensité, groupés en composantes connexes, en tant que CAC.
- Cao et al. [27] ont utilisé des contours pour segmenter le cœur. La méthode est basée sur la sélection manuelle d'un point de départ pour que l'algorithme de croissance de région commence la segmentation. Pour découvrir le contour du cœur de la coupe initiale, des opérations morphologiques (dilatation suivie d'érosion) sont utilisées. Le résultat de la segmentation de la coupe précédente sert de contour initial pour la coupe suivante, qui est ensuite fusionnée avec un filtre gaussien).

L'isolation et la classification des structures qui composent le cœur ont été évoquées dans plusieurs ouvrages :

- Dans le travail de Yalamanchili et al. [164], trois classificateurs binaires de machines à vecteurs de support sont utilisés pour séparer les quatre tissus (graisse, muscle, sang et calcium).
- La méthode multi-atlas automatique est présentée dans le travail de Kiricsli et al. [79] pour la segmentation de la surface externe du péricarde, puis les cavités cardiaques.

L'isolation de tout le cœur permet de visualiser facilement la surface du cœur malgré la proximité d'organes environnementaux tels que les côtes et les vaisseaux sanguins pulmonaires, en particulier le muscle de la paroi thoracique antérieure. Quelques œuvres ont réalisé une reconstruction 3D en utilisant le modèle déformable pour segmenter les cavités cardiaques de diverses modalités d'imagerie [131], [48].

En ce qui concerne la segmentation sémantique, l'apprentissage profond est devenu un outil très efficace bien que nécessitant une importante base de données pour la phase d'apprentissage.

- La méthodologie proposée de Larrey et al. [84] repose sur des techniques de traitement et d'analyse des images (telles que le multi-seuillage basé sur des paramètres statistiques locaux et globaux, la morphologie mathématique et le filtrage des images). Les résultats de segmentation sont validés par la comparaison avec la vérité terrain délimitée manuellement, à la fois qualitativement (aucune erreur notable n'a été décelée après inspection visuelle) et quantitativement (chevauchement de masse supérieur à 90%).
- Dans le travail de Joyce et al. [76], les auteurs ont démontré la possibilité d'une segmentation des structures cardiaque (ventricule gauche et droite, myocarde), en utilisant plusieurs classes, sans étiqueter l'ensemble de données. L'auteur a proposé une nouvelle architecture de réseau neuronal (GAN).
- L'article de Bui et al. [23] ont publié un article décrivant une technique de segmentation cardiaque basée sur un modèle de marche aléatoire (Random walk) et la détection automatique des germes. Pour classer ces structures environnantes, ils ont utilisé un seuillage osseux ( $> 130HU$ ), pulmonaire ( $[-1000; -400]$  combiné avec la morphologie mathématique), musculaire ( $> 0HU$  avec érosion).

Il convient toutefois de noter que toutes ces approches nécessitent des données d'apprentissage détaillées et étiquetées. Par contre, dans l'article de Joyce et al. [76], ils démontrent que l'utilisation d'un apprentissage antagoniste et de coûts supplémentaires non supervisés permet d'entraîner un algorithme de segmentation anatomique multi-classes sans aucune étiquette

de vérité terrain pour l'ensemble de données à segmenter. Plus précisément, en utilisant des étiquettes provenant d'un ensemble de données différentes, de la même anatomie (bien que potentiellement dans une modalité différente), ils entraînent un modèle pour synthétiser des masques d'étiquettes multicanaux réalistes à partir d'images cardiaques d'entrée en TDM et en IRM, grâce à un apprentissage antagoniste.

D'après Rahman et al. [119], les images cardiaques MR/CT sont prétraitées pour augmenter le contraste et pour identifier les contours réels des objets à l'aide des techniques de gradient et sigmoïdes. Ils ont détecté la forme circulaire de l'aorte, par la transformée de Hough.

Une approche non supervisée est proposée dans l'article de Rim et al. [121], ils introduisent une segmentation sémantique du cœur entier combinant le regroupement des K-Moyennes comme méthode de seuillage et la méthode de morphologie mathématique comme amplificateur de seuil.

**La segmentation de la graisse :** La graisse péricardique est un facteur de risque bien connu des maladies cardiovasculaires. Malgré le fait que la graisse péricardique est couramment observée lors des tomodensitogrammes pour la notation du calcium coronaire, elle est actuellement négligée dans le traitement des images CT en raison d'un manque d'outils informatiques pour la reconnaissance et la quantification automatiques de la CAC.

Les recherches antérieures sur l'imagerie de la graisse péricardique se limitaient aux zones d'intérêt définies manuellement et aux limites d'atténuation de la graisse. L'atténuation CT moyenne pour le tissu adipeux diffère d'un sujet à l'autre et d'un scanner à l'autre.

- Dey et al. [41] ont quantifié la graisse abdominale dans un scanner cardiaque natif. Pour éviter les coupes sans informations sur le cœur, la ROI qui contient le volume cardiaque est visiblement délimité des côtés supérieur et inférieur. Le travail a été complété en appliquant un seuillage osseux (170HU), un seuillage musculaire (>0 HU) et un seuillage pulmonaire (>-500HU), qui ont été suivis d'une croissance de la région.
- Rodrigues et al. [123] ont segmenté la graisse à l'aide d'un atlas et de contours actifs géodésiques. Pour distinguer les deux formes de graisse (péricardique et médiastinale), ils ont utilisé une classification par forêt aléatoire.
- Commandeur2 et al. [33] proposent un nouveau cadre d'apprentissage profond entièrement automatisé, pour la quantification des tissus adipeux péricardique (EAT) et des tissus adipeux thoraciques (TAT), à partir d'acquisitions CT calciques de l'artère coronaire sans

TABLE 2.1 – Caractéristiques et évaluations des méthodes de segmentation du cœur par imagerie CT cardiaque.

Références	N° de données	Types d'images	Dimension (2D/3D)	Méthodes	Automatisation	Évaluation
[53]	70	CTA	3D	Graph-Cuts	Semi-automatique	L'erreur médiane de surface= 4,1 mm ; l'erreur moyenne=5,5 mm.
[47]	13	CTA	3D	ASM, ACP, recalage affine	Automatique	L'erreur médiane de surface= 4,1 mm ; l'erreur moyenne=5,5 mm.
[159]	16	CT	2D	Seuillage, contours actifs	Automatique	-
[165]	32	CT	2D	Atlas, ASGD	Automatique	-
[84]	32	CT	2D	Seuillage optimal, filtre de gradient, filtre de sigmoïde	Automatique	Corrélation =94,42%
[162]	41	CT	2D	Multi-seuillage, composantes connexes	Automatique	Corrélation =0,91%
[27]	130	CT	2D	Sélection du point de départ, croissance de région, dilatation suivie d'une érosion		Dice =96,8%
[164]	36	CT	2D	3 classifieurs SVM binaire	Automatique	Chevauchement moyen =87%
[79]	36	CT	2D-3D	Multi-atlas	Automatique	Dice =0,91%
[76]	20 CT - 20 IRM	CT-IRM	3D	GAN	Automatique	Dice(CT) =0,66% ; Dice(MRI) =0,51%.
[48]		CT	3D	Transformé de Hough 3D	Automatique	Erreur moyenn =0,82±0,1
[23]		CT	3D	Random Walk	Automatique	Dice =0,92±0,02%
[119]	27	CT-IRM	3D	filtre de gradient, filtre de sigmoïde, Transformé de Hough, algorithme de seuil connecté	Automatique	-
[121]	500	CT	2D	K-moyennes, convex hull	Automatique	Score de silhouette moyen =0,413 ; Précision=34,9% ; intersection moyenne sur union =41,26%
[30]	Revu (100 articles)	CT-IRM-US	2D- 3D	L'apprentissage en profondeur	-	-

contraste. Un premier réseau neuronal convolutionnel multi-tâches (ConvNet) est utilisé pour déterminer les limites cardiaques et effectuer la segmentation du cœur et des tissus adipeux. Un deuxième ConvNet, combiné à un modèle de forme statistique (SSM), permet la détection du péricarde. Les segmentations EAT et TAT sont ensuite obtenues à partir des sorties des deux ConvNets.

Pour la segmentation de la graisse dans les images tomodensitométriques, des réseaux de neurones profonds ont été fréquemment déployés.

La méthode ACNN est présentée dans les travaux d'Oktay [108], il a incorporé une forme globale plutôt qu'une information d'étiquette en utilisant des images à basse résolution. Certaines méthodes sont répertoriées dans le tableau 2.2.

TABLE 2.2 – Caractéristiques et évaluations des méthodes de segmentation de la graisse par imagerie CT cardiaque.

Références	N° de données	Types d'images	Dimension (2D/3D)	Méthodes	Automatisation	Évaluation
[41]	105	CT	2D	Seuillage, croissance de région	Automatique	Corrélation >0,98%
[123]	20	CT	2D	RF	Automatique	Précision =98,4% ; Taux moyen de vrais positifs =96,2%
[33]	250	CT	2D	ConvNet, SSM	Automatique	Corrélations(EAT) =92,4% ; Corrélations(TAT) =94,5%.

**Choix de la méthode de segmentation :** Parmi les méthodes de segmentation évoquées, l'approche multi-seuils ou seuillage optimal couplée à la composante connexe établie en [162] s'adapte à notre type d'image. En effet, il permet la détection de l'anatomie cardiaque sur des tomodensitogrammes natifs sans connaissance préalable de l'emplacement du cœur. Il permet également la détection des structures entourant le cœur (poumon, cage thoracique et graisse péricardique), ce qui n'est pas réalisable avec des approches qui reposent sur les modèles déformables (nécessitent toujours des contours initiaux) comme ([27], [47], [159]).

La méthode de Funka et al. [53] est une méthode semi-automatique qui nécessite une bonne initialisation des points d'intérêt, pour la séparation entre l'objet et le fond. En plus, c'est la méthode la plus simple parmi celles décrites qui distingue automatiquement les structures thoraciques adjacentes.

En revanche, du fait que les scanners respectent l'intensité spécifique bien catégorisée sur l'échelle de Hounsfield, cette méthode est appliquée à l'image TDM native, et repose sur l'hypothèse d'une d'intensités spécifique du cœur. De plus, contrairement aux approches d'apprentissage automatique ou en profondeur, cette méthode ne nécessite pas une grande quantité de données. Elle utilise simplement des images CT natives et ne prend pas en compte les informations de CT avec contraste, ce qui a été fait par ([53], [47], [79]).

Plusieurs travaux mentionnent la détection de l'aorte comme premier repère anatomique ([69], [166], [119], [44]). La transformée de Hough est l'approche la plus appropriée, parce qu'elle peut reconnaître des structures circulaires avec des rayons bien définis. Une méthode de l'enveloppe convexe (convex Hull) est une approche efficace pour extraire la région à l'intérieur de deux objets ([121]), mais elle nécessite une initialisation adéquate des volumes d'objet au préalable. Par conséquent, le cœur et les régions environnantes peuvent être facilement séparés, comme nous le verrons au chapitre 3.

## 2.3 Détection des calcifications coronaires

Diverses méthodes ont été proposées pour la notation du calcium dans les images CT sans contraste amélioré au cours de la dernière décennie ; en commençant par des approches basées sur des règles de la morphologie mathématique, du seuil, de la région, jusqu'à l'apprentissage automatique (ML) conventionnel, aux approches plus performantes [22], pour arriver aux approches plus sophistiquées de l'apprentissage profond.

Certaines études publiées précédemment sur les algorithmes de notation du calcium semi-automatisés ou entièrement automatisés sont présentées dans cette section.

- Henglin et al. [65] et [138] ont examiné des travaux utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique en imagerie cardiovasculaire.
- De plus, Litjens et al. [92] ont examiné des études sur l'imagerie cardiovasculaire utilisant des algorithmes d'apprentissage en profondeur.
- Ivsgum et al. [70] ont utilisé des images de scanner, sans produit de contraste pour détecter les calcifications coronaires. Un mélange de classificateurs a été utilisé pour déterminer l'emplacement d'une calcification coronarienne probable par rapport aux régions aortique et cardiaque (K-NN et SVM). Les auteurs ont utilisé le seuillage osseux ( $>130$  HU) pour détecter les régions calcifiées, puis ont étiqueté les composants pertinents et sélectionné

des objets d'un volume inférieur à 2500 voxels ( $1387 \text{ mm}^3$ ). Vient ensuite la phase de sélection des paramètres, le volume, la forme, les attributs spatiaux et les caractéristiques d'apparence sont calculés. Enfin, ils ont évalué les performances des classificateurs indépendamment, ainsi qu'en combinaison avec et sans la phase de sélection des paramètres. Le score de calcium est calculé.

- Les CAC sont segmentées et étiquetées dans Saur et al. [128]. Pour ce faire, ils trouvent d'abord l'intensité moyenne de Hounsfield et l'écart type de l'agent de contraste dans cette région, puis segmentent les aortes ascendante et descendante. L'arbre cardiaque a ensuite été segmenté à l'aide de caractéristiques d'intensité et de gradient, telles que le coût et la coupe de graphe. De plus, la technique de marche cubique a été intégrée au seuillage osseux (130 HU), aux composantes connexes supérieures à  $5000 \text{ mm}^3$  et à l'algorithme de marche cubique. Enfin, les CACs sont enregistrées avec l'arbre coronaire et les candidats avec une distance de plus de  $0,5 \text{ mm}$  entre les scanners CT et CAT sont éliminés. Le score de calcium est utilisé pour catégoriser le niveau de risque du patient.
- Shahzad et al. [135] ont déterminé l'emplacement du calcium sur images CT à contraste amélioré. Pour la segmentation de la branche coronaire, un atlas est créé. Cette étude utilise un recalage non rigide des images d'atlas sur des images CT/CTA pour déterminer la densité de l'artère coronaire. Après un seuillage osseux ( $>130 \text{ HU}$ ), le SA est ensuite calculé selon la méthode de calcul du score d'Agatston.
- Isgum et al. [71] ont également publié une autre approche de classification pour le calcul du score du calcium coronaire en scanner thoracique à faible dose. Ils ont d'abord créé une carte probabiliste en utilisant la segmentation multi-atlas. Cette carte attribuait une probabilité a priori à la présence de calcifications coronaires à chaque emplacement d'un scan. Par la suite, un système de reconnaissance de formes statistiques a été conçu pour identifier les calcifications coronaires par leur texture, leur taille et leurs caractéristiques spatiales ; les caractéristiques spatiales ont été calculées à l'aide de la carte du calcium coronaire. Ils ont évalué les performances des algorithmes de classification suivants : K-NN, SVM, « linear discriminant classifier » (LDC) et « quadratic discriminant » (QDC) dans la détection des CACs. Les calcifications détectées ont été quantifiées en termes de volume et de score d'Agatston.
- Kurkure et al. [83] ont détecté des calcifications coronaires, avec un système de classifi-

cation utilisant un système de coordonnées centrées sur le cœur. Ce système a été utilisé pour extraire des caractéristiques spatiales (la location spatiale, la texture basées sur les pixels, la texture basée sur la région, la taille, la forme et l'apparence de la zone d'intérêt, les moments de forme, l'excentricité, la compacité, l'anisotropie, l'inertie et les statistiques de premier ordre basées sur la densité HU (moyenne, maximum, minimum, écart type, asymétrie, aplatissement et entropie), longueur du grand axe, longueur du petit axe, rayon équivalent, longueur radiale moyenne). Ensuite deux classifieurs SVM sont utilisés, l'un pour l'étiquetage des calcifications artérielles (aorte et artères coronaires) chez tous les candidats, et l'autre pour l'étiquetage des calcifications coronaires parmi les calcifications artérielles.

- Brunner et al. [21] ont détectés des artères coronaires en utilisant le système de coordonnées décrit dans le travail de Kurkure et al. [83]. Un classifieur SVM a détecté les CAC. Les scores régionaux de calcium ont été calculés en utilisant une division équidistante des zones des artères coronaires.
- Xies et al. [161] ont limité la région cardiaque en enlevant les poumons, les os, l'aorte et le tissu adipeux. Ensuite, ils ont appliqué un filtre moyen  $3 \times 3 \times 3$  et identifié les CACs à l'aide du seuil de segmentation osseuse, les CACs sont considérés comme des groupes connexes de plus de cinq voxels.
- Wolterink et al. [155], [166] ont créé un atlas pour segmenter la ligne médiane des coronaires et identifier les vraies calcifications par forêt aléatoire (RF). Le travail est finalisé par un calcul de score selon Agatston.
- Wolterink et al. [157], ont utilisé l'apprentissage supervisé par ConvNet pour identifier et quantifier les CACs à l'aide des trois plans : axial, sagittal et coronal.
- Yang et al. [166] ont extrait le cœur et ont segmenté l'arbre vasculaire coronaire du même patient. La ROI a éliminé les fausses calcifications localisées dans les tissus environnants. Ils ont appliqué un classificateur SVM pour discriminer les calculs coronaires du bruit d'image.
- Lessmann et al. [89] ont utilisé deux réseaux de neurones convolutifs (CNN) sans extraire la région d'intérêt. Le premier réseau permet d'étiqueter les candidats en fonction de leur localisation anatomique. Le second réseau identifie les calcifications réelles, parmi les candidats détectés.

- Santini et al. [127] ont créé un atlas cardiaque. Ils ont appliqué un seuil de 130 Unités Hounsfield (HU) pour extraire les CAC, les valves et les calcifications aortiques ainsi que le bruit. Le réseau ConvNet a été conçu pour détecter de vraies CAC.
- Shadmi et al. [134] ont utilisé une combinaison de seuillage, d'analyse des composants et de processus morphologiques (point de bifurcation de la trachée) pour détecter les poumons, la trachée et la carène. Ils ont ensuite mis les deux réseaux de neurones U-Net et DenseNet pour la prédiction du score de calcium.
- Vsprem et al. [142] ont utilisé l'algorithme EM (Expectation-Maximisation) pour séparer les vrais CAC de l'arrière-plan.
- Zreik et al. [170] ont extrait les caractéristiques de l'image d'un volume centré autour de chaque point central de la paroi artérielle. Ensuite, ils ont analysé les caractéristiques extraites de la séquence des volumes analysés. Dans un premier temps, un CNN 3D détecte la plaque coronaire et caractérise le type de plaque détectée (pas de plaque, non calcifiée, mixte, calcifiée). Ainsi, il détecte la sténose de l'artère coronaire et détermine la signification anatomique de la sténose (pas de sténose, non-significative, significative). Deuxièmement, un RNN est déployé pour analyser et accumuler les caractéristiques extraites par le CNN. Il organise tous les voxels dans un seul vecteur pour la classification.
- Dans le travail de Cano et al. [25], les auteurs créent un réseau de régression d'apprentissage profond 3D automatique pour effectuer une régression directe du score d'Agatston (SA) en sautant l'étape de segmentation.

Une collection de travaux récents est résumée dans le tableau 2.3.

TABLE 2.3 – Caractéristiques et évaluations des méthodes de détection des CAC par imagerie CT cardiaque.

Références	N° de données	Types d'images	Dimension (2D/3D)	Méthodes	Automatisation	Évaluation
[70]	76	CT	2D	Seuillage > 130 HU, étiquetage en composantes connexes, sélection des objets avec volume < 2500 voxels ( $1387mm^3$ )	Automatique	-
[128]	127	CT/ CTA	2D	Seuillage, les composantes connexes > $5000mm^3$ , algorithme du marche cube.	Automatique	TP =760 ; FP=699 ; PPV= 52,1%.

Références	N° de données	Types d'images	Dimension (2D/3D)	Méthodes	Automatisation	Évaluation
[135]	170	CT/CTA	2D	Atlas, recalage rigide, seuillage	Automatique	Coefficient de régression de Pearson $R^2 = 0,88$ .
[71]	231	CT	2D	Seuillage, classification (K-nn, SVM, LDC, QDC)	Automatique	Kappa(K-NN+SVM) =0,79
[83]	105	CT	2D	Seuillage, SVM	Automatique	Précision =98,24% ; Sensibilité =92,07% ; spécificité =98,62%.
[21]	30	CT	2D	SVM	Automatique	Spécificité =93,78% ; précision =85,27±14,67%.
[155]	164	CT	3D	Seuillage, calcul et sélection des paramètres, RF	Automatique	Spearman $\rho=0,98$ .
[157]	72	CT	2D	Seuillage, composantes connexes, RF	Semi-automatique	Cohen kappa =0,8.
[166]	32	CTA	2D	Seuillage, composantes connexes, SVM	Automatique	Sensibilité =0,99 ; PPV =0,97.
[89]	1744	CT	2D	CNN	Automatique	F1 score =89% ; Sensibilité =92%.
[127]	152	CT	3D	CNN	Automatique	Pearson coefficient =0.983 ; Cohen $\kappa = 0.879$ ; sensibilité 91.24% ; spécificité = 95.37% ; (PPV) =90.5%.
[134]	1054	CT	3D	U-Net et DenseNet	Automatique	Corrélation =98% ; Kappa = 89%.
[142]	293	CT	3D	Seuillage >130 HU, composantes connexes 3D, algorithme EM	Automatique	Corrélation interclasses : GE =94,3% ; SIEMENS =94,6% ; PHILIPS =85,6%.
[170]	131	CTA	3D	RCNN	Automatique	Précision =72% ; F1 score =61% ; Cohen $\kappa=0,6$ .
[25]	6983	CT	3D	CNN	Automatique	Corrélation =92%

Nous pouvons même inclure des études publiées récemment qui examinent le lien entre les maladies cardiovasculaires (en particulier les CACs) et d'autres maladies. Luo et al. [93] ont

exploré l'association entre la CAC et la mortalité hospitalière et les événements indésirables chez les patients atteints de COVID-19. L'association de GE [55] ont étudié l'association entre la sclérostine sérique, la calcification de l'artère coronaire (CAC) et les résultats chez les patients en dialyse d'entretien. Drobni et al. [45] ont cherché à évaluer les influences génétiques versus environnementales sur le score de calcium (calcification de l'artère coronaire), les volumes de plaque non calcifiée et calcifiée par angiographie par tomодensitométrie coronarienne chez des paires de jumeaux adultes sans maladie coronarienne connue. Dans cette étude [132], les auteurs voulaient voir s'il y avait un lien entre la mort par CAC et la mort par transplantation rénale.

**Choix de la méthode de détection :** En analysant ces nombreux articles répertoriés dans l'état de l'art, nous trouvons que les algorithmes de segmentation 2D ou 3D basés sur le seuillage osseux ( $> 130UH$ ) établis pour les images CT permettent de détecter toutes les formes de calcifications cardiaques. Ils consistent à segmenter les calcifications en intégrant des informations de connexion et de forme (volumes d'objets). L'un des avantages de cette stratégie est qu'elle ne nécessite pas une grande base de données pour fonctionner correctement. Dans l'état de l'art actuel, c'est la stratégie la plus courante ([70], [128], [71], [83], [155], [157], [166], [142]). Cette méthode fonctionne bien pour notre type d'image, elle a donc été implémentée avec quelques ajustements. Cependant, afin de distinguer les vrais et les faux candidats, cette technique nécessite une étape de classification.

Dans la classification des CAC, les classificateurs les plus répandus sont SVM et RF ([71], [83], [155], [166], [142]). En conséquence, nous avons décidé de tester les deux classificateurs afin de choisir celui qui correspondait le mieux à nos besoins.

Plusieurs articles tels que ([70], [155], [86]) décrivent l'extraction et la sélection des paramètres. Cette étape est nécessaire pour réduire le temps d'apprentissage et augmenter la précision de la classification. Par conséquent, la sélection de la méthode de classification appropriée sera essentielle.

Les méthodes d'apprentissage en profondeur, quant à elles, sont de plus en plus populaires ces dernières années, comme en témoignent les travaux de ([89], [127], [134], [170], [25]), et elles produisent d'excellents résultats. Mais, elles exigent une très grande base de données pour l'apprentissage, que nous n'avons pas en raison de notre base de données limitée.

Le chapitre 4 décrit la modification de l'approche ([155] ) et ([157]) pour tenir compte de l'intensité, de la forme et du volume des CACs.

## 2.4 Étiquetage des calcifications coronaires

La calcification des artères coronaires (CAC) est un indicateur de maladie coronarienne, qui est le type de maladie cardiaque le plus courant et est responsable de la mort de plusieurs personnes chaque année, dans le monde [110]. Cependant, l'identification et l'étiquetage des régions CAC dans les scans est difficiles, en raison du mouvement cardiaque et du bruit d'image élevé, et pour lesquels seules des techniques de notation visuelle initiales ont été établies [136] ; [137]. Dans cette section, nous présentons un état de l'art sur l'étiquetage des artères coronaires sur les images tomodensitométriques à faible dose et l'étiquetage des CACs par artères, qui est ensuite comparé aux scores visuels catégoriques du radiologue.

- Dans le journal Américain de cardiologies [148] ont indiqué que l'augmentation du nombre d'artères avec CAC, améliore la puissance diagnostique du score CAC Agatston traditionnel. Ils ont étiqueté et noté manuellement le contenu des CACs pour 4 artères principales : gauche principale (LM), gauche antérieure descendante (LAD), circonflexe gauche (LCX) et artère coronaire droite (RCA). Ils ont également démontré que LM et LAD avaient une signification pronostique indépendante dans la prédiction de la mortalité.

L'étiquetage automatique des CACs par artère a été développé pour le scanner cardiaque déclenché par l'ECG.

- Ding et al. [44] ont segmenté la zone cardiaque et les artères environnantes à l'aide d'un recalage d'atlas et d'un contour actif. Les CACs ont été identifiés à l'aide d'un seuillage osseux et d'un algorithme de croissance de région. Ils ont ensuite utilisé une méthode de séparation des régions basée sur la connaissance pour étiqueter les régions.
- Wolterink et al. [156] ont utilisé une méthode de classification des caractéristiques pour étiqueter les CACs individuelles (CNN et RF pour la détection et l'étiquetage des CACs respectivement). Les deux algorithmes ont combiné LM et LAD en une seule étiquette en raison de la difficulté à distinguer visuellement les CAC, à la frontière de LM et LAD. La comparaison dans ces études a été faite avec des scores d'Agatston semi-automatisés.
- Xie et al. [163], un algorithme informatique entièrement automatisé a été développé, pour évaluer la calcification des artères coronaires (CAC) à partir de tomodensitométrie à faible dose. La CAC est identifiée et évaluée dans trois principaux groupes d'artères coronaires : la CAC de l'artère principale gauche et descendante antérieure gauche (LM + LAD), le

CAC de l'artère circonflexe gauche (LCX) et le CAC de l'artère coronaire droite (RCA). Le marquage des artères est réalisé en segmentant tous les candidats CAC dans la région cardiaque et en appliquant des contraintes géométriques sur les candidats, en utilisant des régions anatomiques localement pré-identifiées.

- Un algorithme d'étiquetage automatique d'arbres d'artères coronaires est décrit par Cao et al. [26], pour identifier les segments anatomiques des lignes médianes extraites à partir d'images d'angiographie coronarienne par CCTA. Il est basé sur l'extraction des paramètres géométriques. Cette méthode facilitera la notification automatique des lésions et la stratification du risque de maladie cardiovasculaire.
- Hampe et al. [62] ont proposé une méthode automatique d'étiquetage des segments dans les arbres des artères coronaires représentés par des lignes médianes extraites automatiquement des images CCTA. En utilisant la connectivité entre les lignes médianes, ils construisent un graphe arborescent. Les segments d'artère coronaire sont définis comme des bords de ce graphique et caractérisés par des caractéristiques de localisation et de géométrie. L'arbre d'artère coronaire construit est transformé en un graphe linéaire et utilisé comme entrée dans un réseau d'apprentissage, qui est entraîné pour classer les étiquettes des segments d'artère coronaire.
- Wolterink et al. [158] ont proposé un algorithme qui extrait les centres des artères coronaires dans le CTA à l'aide d'un réseau de neurones convolutionnels (CNN) 3D.

La table 2.4 donne un récapitulatif de l'ensemble des méthodes présentées.

**Choix de la méthode d'étiquetage :** La majorité des méthodes d'étiquetage des CAC dans leurs bords coronaires présentées dans l'état de l'art sont basées sur des images CTA. Les auteurs passent en revue la procédure d'extraction des branches coronaires puis d'étiquetage des CAC sur la base de données géométriques ([156], [26], [163]). D'autres, en revanche [158], ont créé des réseaux de neurones profonds pour l'étiquetage direct CAC. Cependant, comme dit précédemment, ces solutions nécessitent une énorme base de données.

La démarche d'extraction de la ligne centrale des artères coronaires décrite en ([26]) nécessite la prise en compte des données géométriques des CACs (position, distance, ..). Elle est également utilisée sur les images avec contraste. Par conséquent, cette stratégie ne s'applique pas à notre situation.

L'algorithme développé par Ding et al. [44] est basé uniquement sur des images CT natives et fonctionne avec une base de données de seulement 50 volumes. Pour segmenter les structures cardiaques, un recalage multi-atlas hybride et des contours actifs sont utilisés. Pour l'étiquetage des CACs, la méthode de séparation des régions basée sur la connaissance géométrique est utilisée. Cet algorithme offre une solution qui répond bien à nos exigences.

Dans [156], la classification RF est utilisée avec une extraction préalable des paramètres spatiaux. Ils n'utilisent que des images natives. Cette stratégie répond bien à notre propos avec une modification importante citée au chapitre 4.

## 2.5 Score des CACs

Depuis plus de 30 ans, la pratique clinique régulière utilise le score de calcium des artères coronaires (CACS) en utilisant soit la tomodensitométrie par faisceau d'électrons (EBCT) ou la tomodensitométrie avec coupes multiples (MSCT) pour fournir un diagnostic précoce de la maladie coronarienne. De plus, des recherches approfondies ont été menées sur ses liens avec d'autres organes du corps.

Le calcul du SA s'est peu à peu imposé ces dernières années, comme le prédicteur le plus puissant d'évènements coronariens, chez les patients asymptomatiques, en particulier à risque intermédiaire. Pourtant, il reste peu connu et peu utilisé par la communauté médicale. Il prend en compte chaque lésion supérieure à  $1 \text{ mm}^2$  avec une densité Hounsfield supérieure à  $130UH$ . Le score (CAC) est issu de la multiplication de la surface de la calcification par sa densité. Le premier protocole CACS quantitatif pratiquement applicable a été introduit par Arthur Agatston et ses collègues [4] et est toujours resté la méthode standard dans la quantification des CACS. Étant donné que le score d'Agatston (SA) nécessitait une technique de mesure relativement complexe, dans le but de simplifier la mesure du calcium coronaire et d'augmenter sa reproductibilité, le « score de volume » a été introduit pour la première fois par Callister et al. [24], (1998), qui l'ont simplement calculé sur la base de la zone de plaque calcifiée segmentée et du nombre de coupes contenant chacune de ces plaques. Le score volumique a été exprimé en millilitres.

En 2002, Hong et al. [66] ont introduit une technique pour mesurer le « score de masse » des plaques coronaires calcifiées qui mesure la masse réelle absolue de calcium coronaire. Bien qu'il puisse être considéré comme plus précis et plus reproductible que les scores d'Agatston et de volume, il nécessite un fantôme contenant différentes concentrations d'hydroxyapatite de

calcium (CaHA) placé sous le thorax du patient afin de calibrer le calcium coronaire segmenté et donc, est plus compliquée que les précédentes en hardware ([66] ; [50] ). Le score absolu est exprimé en milligrammes de CaHA dans cette stratification. Malgré la présence de quelques articles révélant ses faiblesses, il est montré que le score de masse peut être encore plus reproductible qu'Agatston ou les scores de volume dans les scores élevés, de sorte qu'Ulzheimer et Kalender en 2003 [150] ont suggéré de passer d'un seuil d'unité Hounsfield particulier à un équivalent calcium exprimé en mg de  $CaHA/cm^3$  pour calculer le CACS.

D'après ce que l'on a remarqué durant notre recherche sur le SA, la majorité des recherches trouvées dans la littérature, ont utilisé le score total d'Agatston.

- Pundziute et al. [117] ont étudié l'impact du score de calcium coronaire sur la précision du diagnostic de la coronarographie par tomodensitométrie multi-coupes pour la détection de la maladie coronarienne.
- L'étude de Ghadri et al. [56] visait à déterminer une valeur prédictive dans le groupe spécifique de fumeurs asymptomatiques par rapport aux non-fumeurs. La calcification coronaire a été calculée par tomodensitométrie multi-coupes selon un protocole standardisé incluant le SA. L'autre but des travaux de Ghadri et al. ([56]) était d'étudier la variabilité inter-scanner de la CAC pour les scores d'Agatston, de volume et de masse par comparaison directe à l'aide de deux tomodensitomètres cardiaques différents : le scanner multi-coupes à 64 détecteurs (MSCT) et le double scanner à 64 coupes-CT-source (DSCT).
- Isgum et al. [71] ont présenté une méthode de cotation automatique du calcium coronaire, avec une tomodensitométrie thoracique à faible dose, sans contraste et non synchronisée avec l'ECG. Les calcifications détectées ont été quantifiées en termes de volume et de score d'Agatston.
- Dans l'article de synthèse de Shabestari et al. [133], les techniques de détection des CACs utilisant les scanners EBCT et MSCT, sur une période comprise entre la fin des années 1970 et *juillet* 2013 et après sélection, ont été traitées. La synthèse a réuni la majorité des travaux qui ont utilisé le SA et décrit leur intérêt dans la décision du diagnostic. L'étude comprenait 200 tomodensitogrammes cardiaques consécutifs, sans contraste, déclenchés par ECG (120 kV, 55 mAs, épaisseur de coupe de 3 mm). Le CAC a été identifié à l'aide d'un classificateur d'ensemble d'arbres de décision aléatoire dans une

expérience de validation croisée stratifiée par dix et quantifié en Agatston et en scores de volume pour chaque patient.

- Un algorithme entièrement automatique pour détecter et mesurer le CAC à partir de tomodensitométries thoraciques sans contraste et sans électrocardiogramme à faible dose est présenté dans [162]. Sur la base de la CAC détectée automatiquement, le score d'Agatston (AS), le score de masse et le score de volume ont été calculés. Ceux-ci ont été comparés aux scores obtenus manuellement à partir d'analyses à dose standard avec synchronisation ECG et d'analyses à faible dose sans synchronisation, du même patient.
- Dans la travail de Xie et al. [163], l'algorithme a été évalué sur 1359 tomodensitogrammes non contrastés à faible dose, dans lesquels le contenu en CAC de chaque artère a été catégoriquement noté visuellement par un radiologue en : aucun, léger, modéré et étendu. Le coefficient de corrélation de « Spearman R » a été utilisé pour évaluer la concordance entre trois scores CAC automatisés (pondéré Agatston, volume et masse) et les scores visuels catégoriels.
- Yacsar et al. [167] ont proposé un nouveau système d'évaluation automatisé, pour estimer la classe de SA des artères coronaires, sans avoir besoin de mesure. Dans cette étude, l'estimation du score d'Agatston a été réalisée sur la base de trois classes et de cinq classes, selon le réseau de neurone artificiel (ANN), la masse corporelle, l'âge et le sexe.
- Shadmi et al. [134] ont présenté une méthode automatique, basée sur un réseau de neurones profonds entièrement convolutif, pour segmenter le calcium coronaire et prédire le SA, à partir de tout scanner thoracique et coronaire, sans contraste.
- Dans l'article de Nguyen et al. [104], les auteurs ont décrit le mécanisme qui intervient dans la formation et la détection de la calcification des artères coronaires, ainsi que son implication dans la stratification du risque de maladie cardiovasculaire (MCV), l'intervention et le pronostic chez les individus asymptomatiques. Pour la quantification du calcium coronaire, le SA a été calculé.
- Wang et al. [153] ont étudié l'impact d'un algorithme d'apprentissage en profondeur sur la quantification du SA de calcium des artères coronaires (CACS) et la stratification du risque cardiaque.

**Choix de la méthode de calcul du score :** Après un examen complet de l'état de l'art du SC, l'approche d'Agatston a été depuis longtemps la méthode la plus utilisée pour déterminer le score de calcium dans les images cardiaques sans contraste.

Dans le domaine médical, cette méthode est toujours privilégiée. Plusieurs études ont rapporté le SA total du volume cardiaque par plusieurs méthodes simples ou sophistiqués ([56], [71], [162], [163], [167], [134], [153], ...).

Le score de chaque artère coronaire ou calcification, en revanche, peut fournir des informations supplémentaires sur la nature et la gravité des CACs.

A la fin du chapitre 4, nous établissons une méthode de calcul des scores d'Agatston totaux et partiels avec une grande précision dans l'évaluation du risque.

TABLE 2.4 – Caractéristiques et évaluations des méthodes d’étiquetage des CAC par imagerie CT cardiaque.

Références	N° de données	Types d’images	Dimension (2D/3D)	Méthodes	Automatisation	Évaluation
[44]	50	CT	2D	un Recalage hybride multi-atlas, contours actifs, Algorithme de séparation de régions basé sur la connaissance.	Automatique	Corrélation (Agatson score) =0,97 ; corrélation (volume score) =0,97.
[156]	116	CTA	2D	Extraction des paramètres spatiaux, RF	Automatique	Spearman $\rho = 0,89$ .
[26]	1149	CAT	3D	Ligne centrale+ extraction des paramètres géométriques	Automatique	-
[163]	1437	CTA	2D	Information géométrique	Automatique	Corrélation(CAC) =0,87 ; Sensibilité(CAC) =0,87. Corrélation(LM, LAD) =0,82 ; Sensibilité(LM, LAD) =0,82. Corrélation(LCX) =0,66 ; Sensibilité(LCX) =0,65. Corrélation(RCA) =0,72 ; Sensibilité(RCA) =0,74.
[158]	50 locale +32 international	CTA	3D	3D-CNN	Automatique	Précision moyenne =92%.
[62]	71	CTA	3D	réseau d’attention graphique	Automatique	F1 score =92,4%.

## 2.6 CONCLUSION

Des efforts sont toujours en cours, pour augmenter la précision de détection des calcifications coronaires depuis l'avènement de la tomodensitométrie numérique. L'invention de scanners sophistiqués a donné aux radiologues le pouvoir de manipuler les scanners, pour visualiser des informations sélectionnées de manière isolée, ce qui n'était pas possible quelques années auparavant. Elle a également ouvert de nouvelles perspectives de recherche sur l'utilisation d'algorithmes avancés de traitement d'images pour aider les radiologues à prendre des décisions.

Notre travail a été mené selon quatre axes principaux : la délimitation de la région d'intérêt qui contient l'ensemble du cœur et la suppression des structures inutiles, la détection 3D des calcifications coronaires, le marquage des calcifications de l'étape précédente, et à la fin, le calcul ou l'estimation du SA.

Au cours de nos recherches bibliographiques, nous avons remarqué que les travaux sont divers et variés dans ces domaines. La modalité d'imagerie que nous avons adopté est la tomodensitométrie du fait à sa capacité à détecter les calcifications et micro calcifications coronaires. Nous avons trouvé des méthodes simples, des méthodes hybrides ainsi que des méthodes avancées appelées sémantiques.

Le but de la première étape est de trouver la ROI minimum contenant toutes les structures cardiaques pour le prochain traitement.

L'étape de détection des calcifications coronaires est largement discutée dans l'état de l'art des lésions cardiovasculaires. Afin de quantifier les CACs, des études ont utilisé une segmentation 2D et 3D. Les méthodes qui s'appliquent aux images 2D prennent moins de temps, mais ne tiennent pas compte de l'épaisseur entre les sections de volume, ce qui entraîne la perte d'informations pertinentes.

Outre les travaux sur l'étiquetage des CACs, des recherches sont également en cours pour aider les radiologues à améliorer l'information dont ils disposent. Les méthodes d'étiquetage des CACs sont essentielles pour définir le traitement approprié. Elles accélèrent le temps de travail des radiologues et des cardiologues, et facilitent également l'évaluation standard des maladies coronariennes.

Nous avons remarqué que l'apprentissage automatique a pris un grand espace dans la détection et l'étiquetage des CACs. Nos recherches se sont donc tournées vers cette approche.

Le score calcique est une évaluation chiffrée de l'étendue des dépôts athéromateux calcifiés observés au niveau des parois des artères du cœur, les coronaires. Le score d'Agatston total

du volume cardiaque est le plus trouvé dans l'état de l'art. En revanche, le score de chaque artère coronaire et de chaque calcification coronaire sont rarement discutés malgré leurs grands intérêts dans la précision du diagnostic.

Le but de cette présentation est de trouver les méthodes les plus adéquates pour réaliser notre travail, afin de les intégrer à l'approche que nous proposons au chapitre 3 et 4.

Dans ce travail, nous avons choisi de délimiter la région qui contient le cœur et l'ensemble de ses coronaires. Nous avons ensuite appliqué l'apprentissage artificiel le plus approprié en sélectionnant les paramètres puissants pour la détection puis l'étiquetage des CACs. Enfin, nous avons calculé le SA total et partiel des CACs. Les méthodes choisies sont présentées dans les chapitres suivants.

## Chapitre 3

# PRETRAITEMENT ET EXTRACTION DU CŒUR

Notre objectif principal dans cette thèse est de segmenter et calculer le score des calcifications coronaires, les étiqueter et mesurer le degré de gravité de la lésion. Anatomiquement, les calcifications coronaires sont localisées à l'intérieur des coronaires, qui baignent dans la graisse péricardique.

Dans le présent chapitre, Nous avons réalisé un système totalement automatique, qui segmente la surface externe du cœur, à l'aide d'acquisitions natives de CCT. Le prétraitement de notre base de données se résume aux deux étapes suivantes :

- la sélection du volume d'intérêt (VOI),
- suppression des tissus environnants (os, poumons).

Il est nécessaire de développer des méthodes informatisées automatiques et fiables permettant de segmenter le cœur avec précision ; et évaluer les méthodes sur un grand ensemble de données CTA. Il est également souhaitable que les procédés aient un temps de traitement efficace, pour être adoptés pour des applications de routine cliniques.

### 3.1 PRESENTATION DE LA CHAINE DE PRETRAITEMENT

La visualisation 3D des artères coronaires a nécessité une interaction humaine pour préparer le volume en supprimant les structures qui n'appartiennent pas au cœur (poumons, foie,

côtes, etc.). Pour accélérer considérablement le travail du clinicien, une technique d'isolement cardiaque automatique a été développée. Pour que cette méthode soit efficace, elle doit être suffisamment rapide pour un usage occasionnel et suffisamment robuste pour gérer différents types de pathologies.

Les différents prétraitements utilisés dans ce chapitre permettent de préparer les images à la segmentation des tissus entourant le cœur, afin de détecter la totalité du volume cardiaque avec un minimum de faux positifs.

Le système de coordonnées centrées sur le cœur est défini par une limitation du début et la fin de la région du cœur. La région cardiaque est extraite en utilisant une approche hiérarchique dans laquelle les structures périphériques sont détectées en premier, puis la région cardiaque est déterminée à l'aide d'une programmation dynamique et d'une connaissance préalable de l'emplacement anatomique du cœur.

le synoptique (3.1) montre les différents étapes du pré-traitement, qui seront détaillées dans ce chapitre.

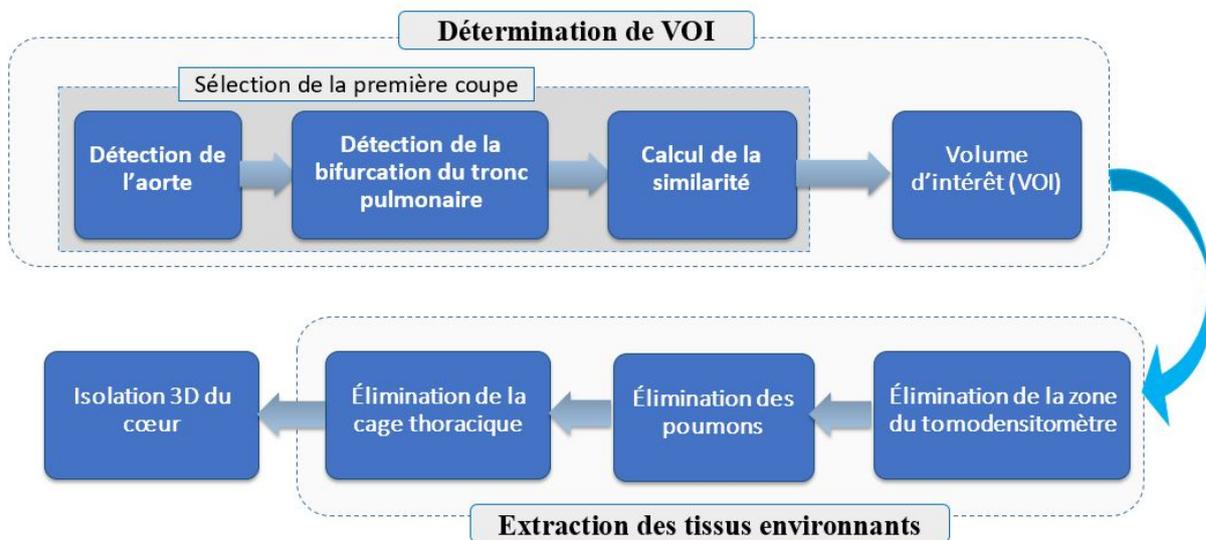


FIGURE 3.1 – Représentation des étapes de la chaîne de pré-traitement.

La figure 3.2 montre différentes coupes axiales du cœur. Les structures anatomiques adjacentes du cœur nous ont guidés pour une isolation correcte du cœur dans ce chapitre. La première coupe (PC) contient les deux aortes ascendantes/descendantes et le tronc pulmonaire. Les deux poumons et la cage thoracique entourent le cœur dans toutes les coupes. La dernière coupe contient l'extrémité inférieure du cœur et une partie du foie.

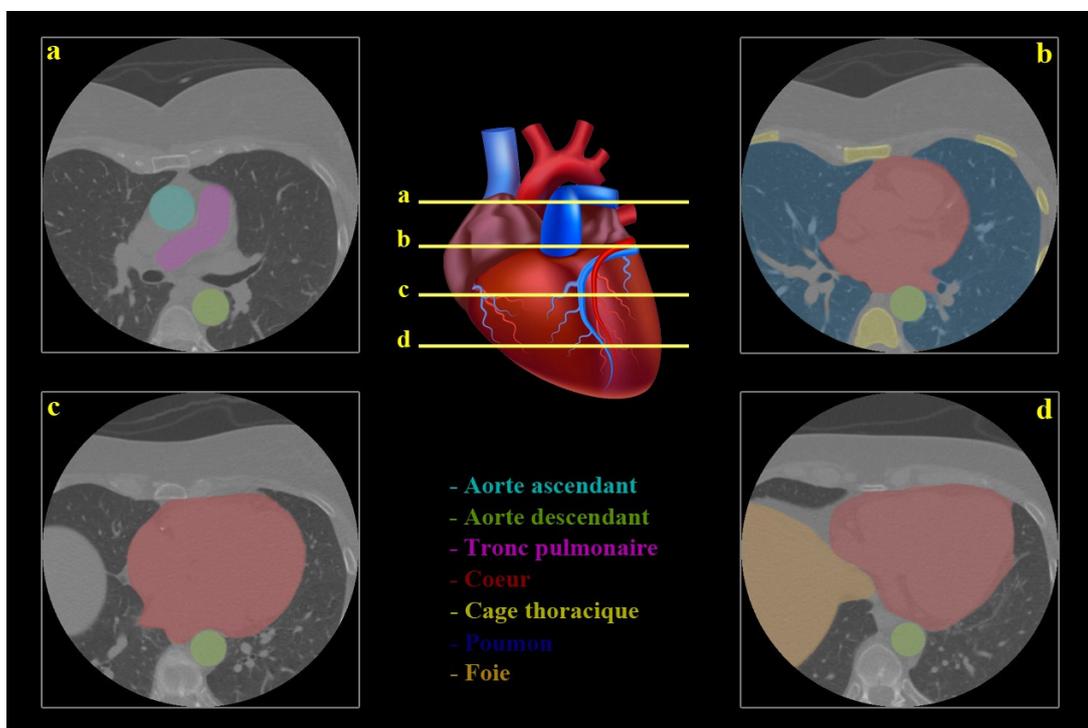


FIGURE 3.2 – Représentation sagittale du cœur et une ligne signifie la coupe axiale des positions suivants : (a) : PC, (b) : la coupe où se situe la bifurcation de la coronaire gauche en CLX et IVA, (c) : coupe médiane et (d) : une coupe parmi les dernières coupes du cœur.

### 3.1.1 Détermination du volume d'intérêt (VOI)

En tant que définition générale, une ROI est une partie d'une image que l'on souhaite filtrer

## 1. Sélection de la première coupe

Un Coroscaner axial est un examen qui consiste à obtenir plusieurs coupes 2D à différentes hauteurs dans la direction axiale. Normalement dans notre base de données, il y a entre 45 et 65 coupes et la distance entre chaque coupe change d'un fournisseur à un autre. Plusieurs travaux trouvés dans la littérature donnent la main à l'utilisateur pour choisir la première coupe [[78],[166]]. Dans ce travail, on a automatisé le processus en utilisant les informations anatomiques du cœur et des structures environnantes. La sélection des bonnes coupes est cruciale (figure 3.2). La concavité de la crosse aortique se situe juste au-dessus du cœur et la bifurcation du tronc pulmonaire juste en dessous de ce plan. La bifurcation du tronc pulmonaire apparaît comme une forme de Y sur les coupes CT et les aortes ascendante et descendante semblent circulaires (Figure 3.3).

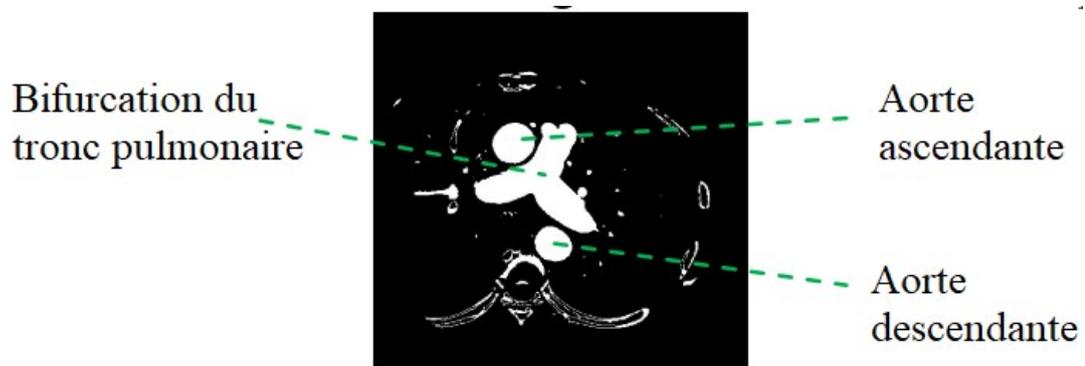


FIGURE 3.3 – Principales formes pour la sélection de la PC.

La première coupe (PC) est définie comme étant la coupe correspond au début du volume cardiaque. Chaque série de scanner cardiaque contient une PC qui doit répondre aux critères suivants :

- AA de forme circulaire et de diamètre  $[21 \pm 3 \text{ mm}]$  ;
- AD de forme circulaire et de diamètre  $[16 \pm 3 \text{ mm}]$  ;
- Le tronc pulmonaire en forme de Y ;
- Aucune artère coronaire n'apparaît (elle se trouve avant la bifurcation des coronaires droite et gauche) ;
- Le volume de la région cardiaque et minime.

### a) *Détection de l'Aorte*

Vu que l'AA et AD apparaissent sous forme circulaire dans les coupes CT, la transformée de Hough circulaire (CHT) permet de segmenter les deux aortes en fonction

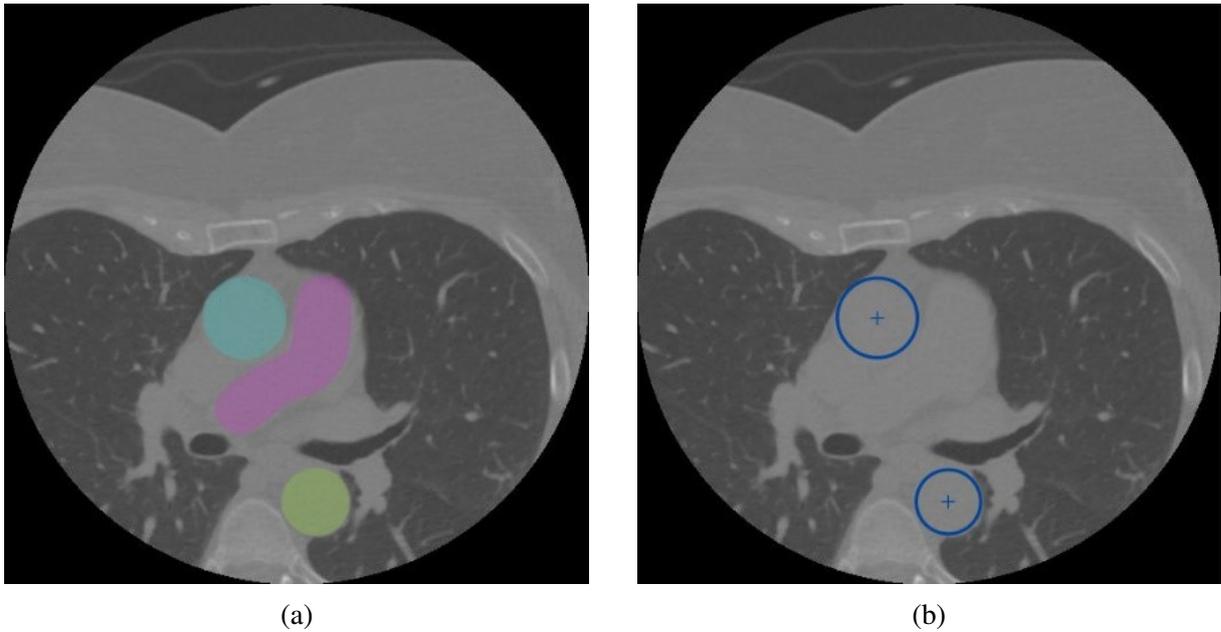


FIGURE 3.4 – Détection de l’AA/descendanteAD. (a) : AA en cyan, tronc pulmonaire en violet et AD en jaune. (b) : segmentation des objets circulaires et sélection des centres de l’AA et AD.

de leurs diamètres. Ce diamètre théorique varie en fonction de l’âge, du genre, du morphotype. Le diamètre normal de l’AA a été défini comme  $< 2,1\text{cm}$  celui de l’AD  $< 1,6\text{ cm}$  [49] (Figure 3.4).

**Brève théorie sur la transformée de la CHT** La transformation de Hough peut être décrite comme une transformation d’un point dans le plan  $(x,y)$  vers l’espace des paramètres. L’espace des paramètres est défini en fonction de la forme de l’objet d’intérêt. Une droite passant par les points  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  peut dans le plan  $(x,y)$  être décrite par :

$$y = ax + b \tag{3.1}$$

C’est l’équation d’une ligne droite dans le système de coordonnées cartésiennes, où  $a$  et  $b$  représentent les paramètres de la ligne. La transformation de Hough pour les lignes n’utilise pas cette représentation des lignes, car les lignes perpendiculaires à l’axe des  $x$  auront une valeur  $a$  infinie. Cela forcera l’espace des paramètres  $a,b$  à avoir une taille infinie. Au lieu de cela, une ligne est représentée par sa normale qui peut être représentée par un angle  $\theta$  et une longueur  $\rho$ .

$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (3.2)$$

L'espace des paramètres peut maintenant être couvert par  $\theta$  et  $\rho$ , où  $\theta$  aura une taille finie, en fonction de la résolution utilisée pour  $\theta$ . La distance à la ligne aura une taille maximale de deux fois la longueur diagonale de l'image [118].

Le cercle est en fait plus simple à représenter dans l'espace des paramètres, par rapport à la ligne, puisque les paramètres du cercle peuvent être directement transférés dans l'espace des paramètres. L'équation d'un cercle est :

$$r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2 \quad (3.3)$$

Comme on peut le voir, le cercle a trois paramètres,  $r$ ,  $a$  et  $b$ , où  $a$  et  $b$  sont respectivement le centre du cercle dans les directions  $x$  et  $y$  et où  $r$  son rayon. La représentation paramétrique du cercle est :

$$\begin{cases} x = a + r \cos(\theta) \\ y = b + r \sin(\theta) \end{cases} \quad (3.4)$$

Ainsi l'espace des paramètres d'un cercle appartiendra à  $R^3$  alors que la ligne n'appartenait qu'à  $R^2$ . Au fur et à mesure que le nombre de paramètres nécessaires pour décrire la forme augmente ainsi que la dimension de l'espace des paramètres  $R$  augmente, la complexité de la transformée de Hough augmente également (Figure 3.5)). Par conséquent, la transformée de Hough n'est considérée en général que pour des formes simples avec des paramètres appartenant à  $R^2$  ou au plus  $R^3$ . Afin de simplifier la représentation paramétrique du cercle, le rayon peut être maintenu constant ou limité au nombre de rayons connus. [114].

Dans ce travail, on donne les diamètres des aortes ascendante et descendante égale à 21 mm et 16 mm respectivement. L'AA se situe au-dessus du tronc pulmonaire du côté droite (proche de la partie supérieure du corps), alors que l'AD se situe au-dessous de la bifurcation pulmonaire de côté gauche (proche de la vertèbre et à la partie inférieure du corps). Ces conditions guident le programme à détecter le meilleur cercle  $s$  qui définit les aortes A/D.

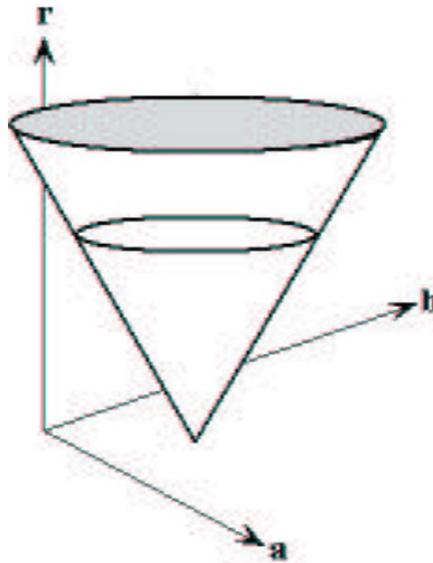


FIGURE 3.5 – Espace des paramètres utilisés pour CHT [28].

b) ***Trouver la bifurcation du tronc pulmonaire***

Après avoir trouvé les deux cercles qui représentent les aortes A/D on cherche à segmenter le tronc pulmonaire. Le tronc pulmonaire est un vaisseau sanguin de gros calibre naissant à la base du ventricule droit, se divisant en artères pulmonaires droite et gauche, et qui conduit le sang veineux du cœur aux poumons. Dans notre programme, nous avons choisit la coupe où la bifurcation apparait bien en forme de Y dans la coupe axiale (Figure 3.3)).

Suivant le tableau d'unité de Hounsfield, le sang non coagulé mesure généralement 30 à 45 HU. Un seuillage avec cet intervalle permet d'extraire toutes les régions sanguines. Le tronc pulmonaire est l'objet le plus volumineux dans les premières coupes. Une analyse de volume de tous les objets dans l'image et une ouverture morphologique, ont permis d'isoler le tronc pulmonaire.

c) **Recalage des images**

Le recalage est une approche de traitement d'image qui consiste à aligner plusieurs images afin de comparer ou d'intégrer leurs informations individuelles. Cette correspondance est obtenue en recherchant une transformation géométrique qui peut changer une image en une autre [116].

Dans les articles de recalage publiés [[7],[102]], en règle générale, les transformations "rigides" et "affines" sont globales et les transformations "curved" sont

locales. Cela a du sens, étant donné le modèle physique sous-jacent au type de transformation courbe, et étant donné que la contrainte de corps rigide est globalement ou dans des sous-images bien définies approximativement rencontrée dans de nombreuses images médicales courantes. Les transformations affines sont généralement utilisées dans les cas de mouvement de corps rigide où les facteurs de mise à l'échelle de l'image sont inconnues ou suspectées d'être incorrectes (notamment dans les images IRM en raison de distorsions géométriques). Le type de transformation "projective" n'a pas de base physique réelle dans le recalage d'image, à l'exception du recalage 2D/3D, mais est parfois utilisé comme une transformation "contrainte-élastique", lorsqu'une transformation entièrement élastique se comporte de manière inadéquate, ou a trop de paramètres à résoudre. La transformation projective n'est pas toujours utilisée dans les applications 2D/3D : même si les projections figureront toujours dans le problème, la transformation elle-même n'est pas nécessairement projective, mais peut être rigide, si elle s'applique à l'image 3D, avant sa projection sur l'image 2D [102](Figure 3.6)).

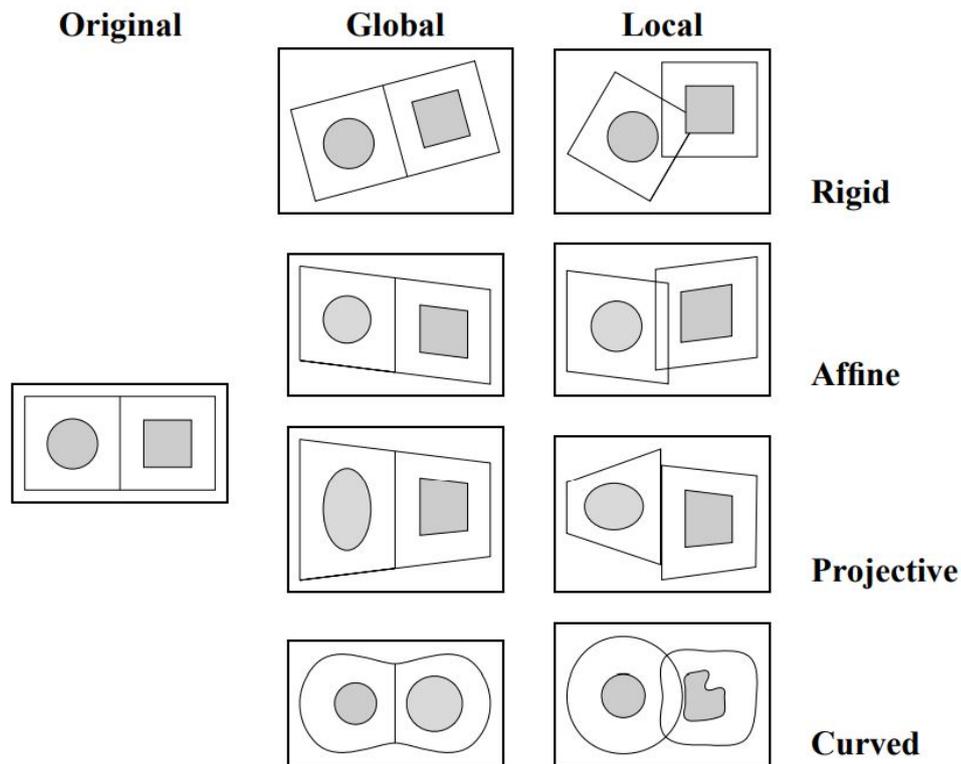


FIGURE 3.6 – Exemples de transformations 2D.

Étant donné que les informations locales sur l'anatomie sont essentielles pour fournir une transformation locale précise, les applications sont presque toujours in-

trinsèques, principalement basées sur un modèle déformable ou utilisant le contenu complet de l'image, et principalement semi-automatiques, nécessitant une initialisation identifiée par l'utilisateur. Ils apparaissent presque uniquement à l'aide d'images anatomiques (CT, MR) de la tête et sont parfaitement adaptés au recalage inter-sujet et image à l'atlas. De nombreuses méthodes nécessitent une initialisation à l'aide d'une transformation rigide ou affine.

La transformation rigide globale est utilisée le plus souvent dans les applications de recalage. Il est populaire car dans de nombreuses images médicales courantes, la contrainte du corps rigide est, au moins dans une bonne approximation, satisfaite. De plus, il a relativement peu de paramètres à déterminer, et de nombreuses techniques de recalage ne sont pas capables de fournir une transformation plus complexe.

**Mathématiquement :** Soit une image fixe  $I$  et une image mobile  $J$  dans un espace  $E$ . Le recalage consiste à trouver, dans une classe de transformations donnée  $T$ , la transformation qui va minimiser une distance (ou fonction de coût ou mesure de dissimilarité) donnée (équation 3.5) :

$$T = \arg \min_{T \in E} C(I, J \circ T) \quad (3.5)$$

Avec  $T$  est la transformation,  $C$  est la mesure de similarité,  $\circ$  est l'application de la transformation et le  $\min$  pour l'optimisation.

Dans cette étape, nous avons pris une image de référence. L'image correspond à la PC extraite d'un atlas et vérifie les conditions citées dans le paragraphe "Sélection de la première coupe" 1 (Figure 3.7)).

Le nombre et la position de ces objets de contrôle sont des facteurs qui jouent sur la qualité du recalage et qui vont influencer directement le résultat de la fusion. La méthode que nous avons utilisée pour recaler les deux images est passée par l'étape de sélection des objets de contrôle (aorte A/D, tronc pulmonaire).

Après avoir effectué une transformation rigide pour aligner les deux images (image atlas de référence et image K de notre volume), nous avons mesuré la si-

milarité entre elles et choisi l'image la plus similaire. (Voir Algorithme 3.1)

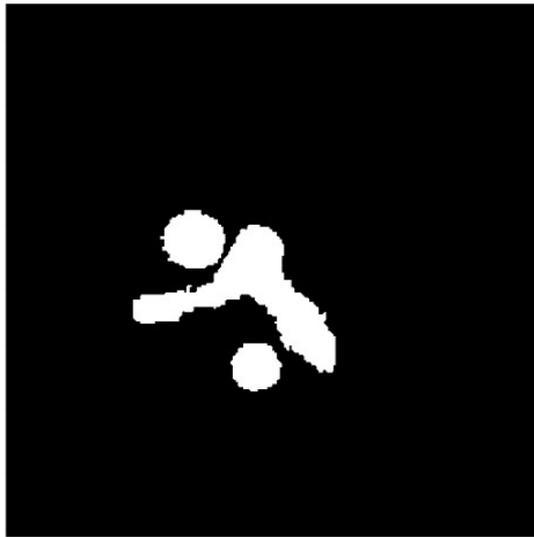


FIGURE 3.7 – Image de référence représentant les aortes A/D et le tronc pulmonaire.

d) *Calcul de la similarité*

Pour évaluer la segmentation des images cardiaques, les coefficients de similarité de Sørensen-Dice et Jaccard ont été utilisés.

• **Le coefficient de similarité Dice**

Il est également connu sous le nom d'indice Sørensen-Dice ou simplement coefficient Dice. C'est un outil statistique qui mesure la similarité entre deux ensembles de données. Cet index est sans doute devenu l'outil le plus largement utilisé dans la validation des algorithmes de segmentation d'images. L'équation de ce concept est :

$$Dice(X, Y) = \frac{2 \times |XY|}{|X| + |Y|} \quad (3.6)$$

où  $X$  et  $Y$  sont deux ensembles [147].

Un ensemble avec des barres verticales de chaque côté fait référence à la cardinalité de l'ensemble, c'est-à-dire le nombre d'éléments dans cet ensemble, par exemple :  $|X|$  et  $|Y|$  signifie le nombre d'éléments de  $X$  et de  $Y$  respectivement et  $|XY|$  représente l'intersection des deux ensembles, soit les éléments communs aux deux ensembles

- **Le coefficient de similarité Jaccard**

Le coefficient de similitude de Jaccard, également connu sous le nom d'intersection sur l'union et l'indice de Jaccard, est une statistique utilisée pour évaluer la similitude et la diversité des ensembles d'échantillons. Le coefficient de Jaccard mesure la similarité entre des ensembles d'échantillons finis et est défini comme la taille de l'intersection divisée par la taille de l'union des ensembles d'échantillons [147] :

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|} \quad (3.7)$$

---

**Algorithm 3.1** Recherche de la première coupe (PC)

---

**Entrés :**

$I \leftarrow$  Image de référence (image atlas),

$V \leftarrow$  Volume du patient,

$R1 \leftarrow$  Rayon de l'AA = 21 mm,

$R2 \leftarrow$  Rayon de l'AD = 16 mm ;

**Sorties :** PC ;

Soit **THC** : transformé de Hough circulaire,

**Ouvmorph** : ouverture morphologique par élément structurant **ES**,

**Rec** : Recalage.

**Etape 1** : Dans  $V(:, :, k)$ ,

**Pour**  $k = 1 : 10$  **faire**

$V_{Aortes}(:, :, k) = THC(V(:, :, k), R1, R2)$  ;

$V_{Sang}(:, :, k) = V(:, :, k) > 30 \ \& \ V(:, :, k) < 45$  ;

$V_{Tronc}(:, :, k) = Ouvmorph([volume \ max \ dans \ V_{Sang}(:, :, k)], 50)$  ;

$V_{Tronc+Aortes}(:, :, k) = V_{Aortes}(:, :, k) \cup V_{Tronc}(:, :, k)$  ;

$D(k) = Dice(Rec(I, V_{Tronc+Aortes}(:, :, k)))$ .

**Fin Pour**

**Etape 2** :  $PC = V(:, :, k)_{max(D)}$ .

---

## 2. Volume d'intérêt (VOI)

Anatomiquement, la longueur du cœur d'un patient sain est égale à 120 mm [97]. À partir de la première coupe, suivant l'algorithme 3.2, le programme a calculé le nombre de

coupes couvrant tout le cœur en utilisant les informations d'épaisseur de chaque fournisseur, comme apparu dans l'équation (3.8).

$$\text{Nombre de coupes} = 120 \text{ mm} \div \text{épaisseur inter\_coupe} \quad (3.8)$$

La figure 3.8 Représente les plans axial, sagittal et coronal du volume cardiaque à l'aide de l'application Matlab « Volume Viewer ».

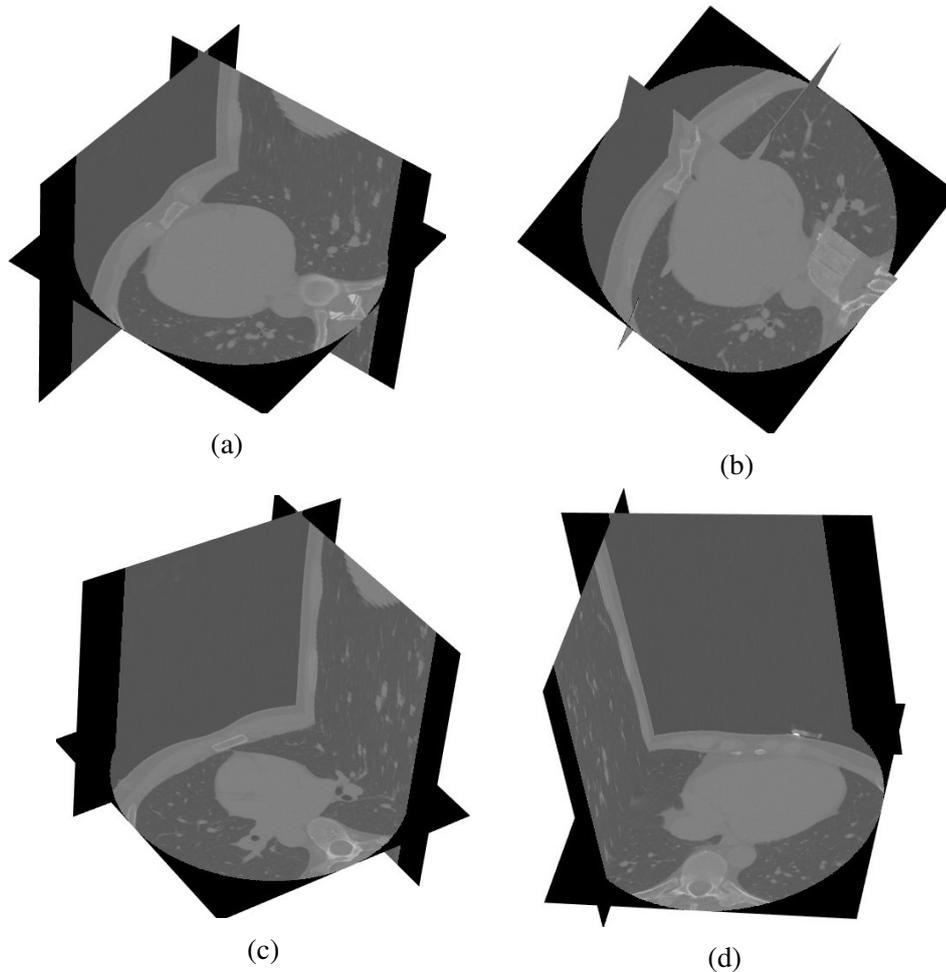


FIGURE 3.8 – Représentation du VOI (axial/ sagittal/ coronal) selon différents vues.

---

**Algorithm 3.2** Volume d'intérêt (VOI)

---

**Entrés :** PC (définie selon l'algorithme 3.2);

**Sorties :** VOI;

$V \leftarrow [x, y, z];$

**Etape1 :** Détermination de la dernière coupe (DC)

$DC = PC + (120/\text{espace inter coupe du } V);$

**Etape2 :**

**Si**  $DC \geq z$  **alors**

$DC = z;$

**Fin Si**

**Etape3 :** Nombre de coupes ( $NC = DC - PC$ );

**Etape4 :** Création d'un volume vide  $VOI = [x, y, NC];$

$V(k) = PC;$

**Etape4 :**

**Pour**  $i = 1 : NC$  **faire**

$VOI(:, :, i) = V(:, :, K);$

$K = K + 1;$

**Fin Pour**

---

### 3.1.2 Élimination des tissus environnants

#### 1. Élimination de la zone du tomodensitomètre

Il est observé que le seuillage simple n'est pas utile pour l'extraction de la région pulmonaire, en raison du chevauchement entre les intensités du fond et de certaines sections de la ROI. Pour surmonter ce problème, l'arrière-plan (fond) des images d'entrée est supprimé. Il s'agit d'une zone qui apparaît en noir et gris sur une image CT. Ses valeurs sont inférieures à  $-1000HU$  pour tous les fournisseurs de scanner (GE, TOSHIBA, PHILIPS et SIEMENS). Retirer cette zone permet de ne pas la confondre avec la zone pulmonaire par la suite. En particulier, la région du corps est d'abord segmentée à l'aide d'opérateurs de seuillage (seuil  $> -1000$ ), puis par une opération d'ouverture morphologique pour supprimer tous les petits objets qui n'appartiennent pas au corps (Figure 3.9).

#### 2. Élimination des poumons

La segmentation pulmonaire a pour tâche de séparer la région pulmonaire des autres

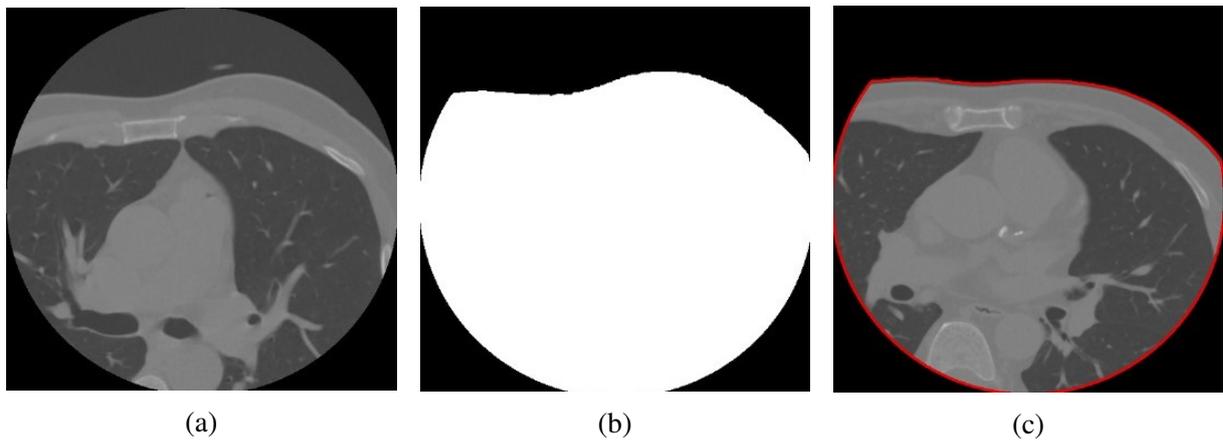


FIGURE 3.9 – Segmentation de la région du corps : (a) coupe CT originale, (b) région corporelle segmentée en blanc, (c) contour du corps en rouge superposé à la région corporelle segmentée.

structures anatomiques du corps dans l’image CT.

Dans cette partie du travail, nous avons développé une segmentation pulmonaire complètement automatique dans laquelle nous avons appliqué un seuil optimal pour extraire le masque pulmonaire initial, suivi d’une méthode d’étiquetage 3D en composantes connexes pour sélectionner les deux plus grandes régions du résultat seuillé. La limite de la région pulmonaire extraite peut présenter des indentations en raison des vaisseaux pulmonaires qui transportent le sang entre le poumon et le cœur. Puisqu’une partie de la limite pulmonaire définit la limite latérale du cœur, il est important de lisser la limite irrégulière résultant des indentations des vaisseaux pulmonaires. La fermeture morphologique a été utilisée pour simuler l’approche de la balle roulante pour corriger les contours des poumons. La correction du contour interne des deux poumons qui touchent la surface externe du cœur permet une meilleure délimitation de la graisse péricardique et du cœur lui-même. Enfin, le remplissage des trous morphologiques a été utilisé pour combler les trous dans la zone obtenue en raison du petit vaisseau pulmonaire.

Et comme nous l’avons déjà dit, les images coroscanner sont zoomées sur la région cardiaque. A cette époque, on peut remarquer que le poumon droit est coupé dans la majorité des cas disponibles dans notre base de données.

- **Segmentation initiale des poumons**

La diversité des équipements utilisés pour obtenir des tomodensitogrammes dans la base de données orCaScore et les différents paramètres d’acquisition entraîneront une limitation de l’utilisation d’un seuil constant pour chaque scan de la base de données, sans parler des personnes naturellement différentes. Ainsi, une méthode

de seuillage optimale (itérative) a été utilisée pour séparer la région pulmonaire des autres structures de haute intensité. Le seuillage optimal calcule le meilleur point de seuil d'une variable continue en recherchant une valeur qui donne le moins de taux d'erreur de classification.

**Seuillage de niveaux de gris :** Le seuillage est la méthode la plus simple de segmentation d'images. A partir d'une image en niveaux de gris, le seuillage peut être utilisé pour créer des images binaires. Les images binaires sont produites à partir d'images en couleurs par segmentation. La segmentation est le processus consistant à affecter chaque pixel de l'image source à deux ou plusieurs classes. S'il y a plus de deux classes, le résultat habituel est plusieurs images binaires. Dans le traitement d'images, le seuillage est utilisé pour diviser une image en segments plus petits, ou indésirables, en utilisant au moins une valeur de couleur ou d'échelle de gris pour définir leur limite. L'avantage d'obtenir d'abord une image binaire est qu'elle réduit la complexité des données et simplifie le processus de reconnaissance et de classification. La façon la plus courante de convertir une image de niveau de gris en une image binaire consiste à sélectionner une seule valeur de seuil (T) [5] (Figure 3.10).

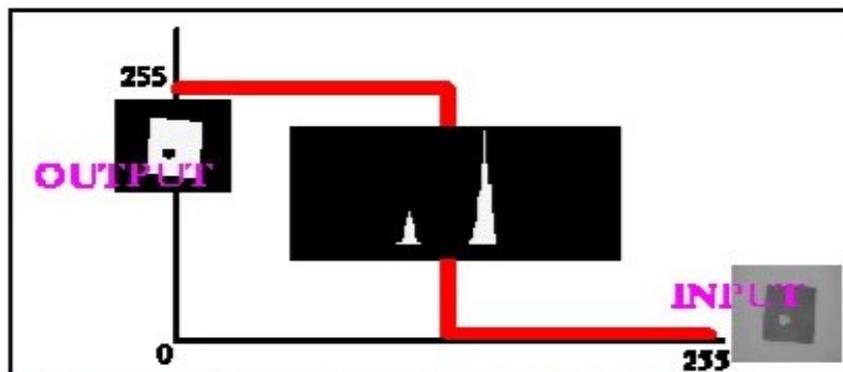


FIGURE 3.10 – Approche non contextuelle de seuillage.

L'entrée d'une opération de seuillage est généralement une échelle de gris ou une image en couleur. Dans la mise en œuvre la plus simple, la sortie est une image binaire représentant la segmentation. Les pixels noirs correspondent à l'arrière-plan et les pixels blancs correspondent au premier plan (ou vice versa). Cette méthode de segmentation applique un seul critère fixe à tous les pixels de l'image simultanément [73].

Un seuillage en niveaux de gris permet de diviser l'image en régions (continues) ou ensembles de pixels. Les pixels sont partitionnés en fonction de leur valeur d'intensité. Segmenter l'image en premier plan et en arrière-plan [15] revient à affecter la valeur '0' ou '1' à chaque pixel :

$$g(x, y) = 1 \text{ si } f(x, y) \text{ est le pixel de premier plan ;}$$

$$g(x, y) = 0 \text{ si } f(x, y) \text{ est le pixel d'arrière-plan.}$$

Dans les applications réelles, les histogrammes sont plus complexes, avec de nombreux pics et des vallées peu nettes et il n'est pas toujours facile de sélectionner la valeur de T.

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & f(x, y) < T \\ 1 & f(x, y) \geq T \end{cases} \quad (3.9)$$

Cette technique peut s'exprimer ainsi :

$$T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)] \quad (3.10)$$

Où  $f(x, y)$  est le niveau de gris et  $p(x, y)$  est une propriété locale.

$f(x, y) > T$  appelé un point d'objet sinon le point est appelé un point d'arrière-plan [15].

Il existe trois types d'algorithmes de seuillage, selon le type de seuil utilisé.

- Seuils globaux
- Seuils locaux
- Seuils adaptatifs

Dans le seuillage adaptatif, différentes valeurs de seuil pour différentes zones locales sont utilisées.

#### a) *Seuil global*

Le seuil global est applicable lorsque la distribution d'intensité des objets et des pixels d'arrière-plan sont suffisamment distincts. Dans le seuil global, une seule valeur de seuil est utilisée dans l'ensemble de l'image. Le seuil global est une technique populaire depuis de nombreuses années [80], [2], [68]. Lorsque les valeurs de pixels des composantes et celle du fond sont assez cohérentes dans

leurs valeurs respectives sur l'ensemble de l'image, un seuillage global pourra être utilisé.

Seuil global = Choisissez le seuil  $T$  qui sépare l'objet de l'arrière-plan.

Si  $g(x, y)$  est une version seuillée de  $f(x, y)$  à un certain seuil global  $T$ .

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{autre} \end{cases} \quad (3.11)$$

Il existe un certain nombre de techniques de seuillage global telles que : Otsu, seuillage optimal, analyse d'histogramme, seuillage itératif, seuillage de corrélation maximale, clustering, Multi-spectral et Multi-seuillage.

#### – Détermination du seuil à partir de l'histogramme

Cette technique convient aux images avec une grande homogénéité et séparera les régions où toutes les zones des objets et de l'arrière-plan sont homogènes.

Un seuillage basé sur l'histogramme est appliqué pour obtenir toutes les régions uniformes possibles dans l'image [144].

Soit  $P1$  et  $P2$  la valeur de gris des pics de l'histogramme. La valeur seuil  $T$  est donnée par l'équation (3.12)

$$T = \frac{(P1 + P2)}{2} \quad (3.12)$$

Où  $T$  peut être le niveau de gris au minimum entre les deux pics.

$$T = \min H(u) \quad u \in [P1, P2] \quad (3.13)$$

Où  $H(u)$  est la valeur de l'histogramme en niveau de gris,  $u$  entre  $P1$  et  $P2$ . Les techniques basées sur l'histogramme dépendent du succès de l'estimation de la valeur du seuil qui sépare les deux régions homogènes de l'objet et de l'arrière-plan d'une image.

#### – Détermination du seuil basée sur l'itération

Ces méthodes donnent de meilleurs résultats lorsque l'histogramme ne définit pas clairement le point de vallée (point minimum). Cette méthode ne nécessite aucune connaissance particulière de l'image. La méthode itérative a la capacité d'améliorer la capacité anti-bruit. Ridler et al. [120] ont

décrit une technique de seuillage heuristique itérative qui repose implicitement sur les hypothèses décrites ci-dessus. La valeur initiale du seuil,  $t_0$ , est fixée égale à la luminosité moyenne, 0. Par la suite, la nouvelle valeur seuil  $t_{k+1}$  pour la  $(k + 1)$ <sup>ème</sup> *iteration* est donnée par cette formulation est en fait donnée dans le commentaire de Trussell et al. [149] dans l'article de Ridler et al. [120], où  $(t_k)$  et  $2(t_k)$  sont les valeurs moyennes a posteriori des valeurs de gris en dessous et au-dessus du seuil précédent  $t_k$ , respectivement, et  $G$  est le nombre de niveaux de gris. Cet algorithme itératif est particulier cas dimensionnel de clustering à K-moyennes qui converge à un minimum local. Mais le principal inconvénient est qu'une estimation initiale différente pour T peut donner un résultat différent [61].

– **Détermination du seuil basée sur la méthode d'Otsu**

Cette méthode permet de pallier l'inconvénient du seuillage itératif, c'est-à-dire le calcul de la moyenne après chaque étape. Elle consiste à identifier le seuil optimal en utilisant l'histogramme de l'image [15]. La méthode d'Otsu vise à trouver la valeur optimale pour le seuil global. Le principal inconvénient de la méthode de sélection de seuil d'Otsu est qu'elle suppose que l'histogramme est bimodal. Cette méthode échoue si deux classes sont de tailles différentes et également avec un éclairage variable.

– **Seuils basés sur la corrélation maximale**

[19] a mis en évidence une méthode de seuillage basée sur la maximisation de la corrélation entre l'image de niveau de gris d'origine et l'image de seuil. Les niveaux de gris des deux classes dans l'image de seuil peuvent être représentés par les deux valeurs moyennes a posteriori au-dessous et au-dessus du seuil. Cependant, comme le soulignent Cseke et al. [35], ce critère d'optimisation est identique à celui utilisé par Otsu, malgré leur approche différente.

b) **Méthodes de multi-seuils**

Les méthodes de seuillage global, telles que Otsu et al. [111], Kapur et al. [77], (Tsai, 1985), Kittler et al. [80] peuvent être étendues au cas du multi seuillage. Le seuillage à plusieurs niveaux est un processus qui segmente une image en niveaux de gris en plusieurs régions distinctes. Cette technique détermine plus d'un seuil pour l'image donnée et segmente l'image en certaines régions de

luminosité, qui correspondent à un fond et à plusieurs objets. La méthode fonctionne très bien pour les objets aux arrière-plans colorés ou complexes, sur lesquels le seuillage à deux niveaux ne donne pas de résultats satisfaisants.

### **Seuillage basé sur le clustering**

Le but du clustering est d'obtenir des résultats significatifs, un stockage efficace et une récupération rapide dans divers domaines.

#### **– Clustering par C-moyenne floues**

Fuzzy c-means (FCM) est une technique de clustering de données dans laquelle un ensemble de données est regroupé en  $n$  clusters telle que chaque point de données de l'ensemble de données est attribué au cluster pour lequel ce point a le degré d'appartenance le plus élevé [54].

Le clustering Fuzzy c-means (FCM) est une technique non supervisée qui a été appliquée avec succès à l'analyse de caractéristiques, au clustering et à la conception de classificateurs dans des domaines tels que l'astronomie, la géologie, l'imagerie médicale, la reconnaissance de cibles et la segmentation d'image.

#### **– Clustering par K-moyennes**

Le clustering par K-moyennes est une méthode efficace de sélection de seuil. En utilisant cet algorithme, l'image est divisée en  $k$  segments en utilisant des seuils ( $k_1$ ) et en minimisant la variance totale au sein de chaque segment. L'une des heuristiques les plus populaires pour résoudre le problème des k-moyennes est basée sur un schéma itératif simple pour trouver une solution localement minimale. Cet algorithme est souvent appelé algorithme des k-moyennes [19].

Le clustering basé sur les k-means est étroitement lié à un certain nombre d'autres problèmes de clustering et de localisation. Il s'agit notamment des k-médianes euclidiennes (ou du problème multi-source de Weber) [9], [81] dont l'objectif est de minimiser la somme des distances au centre le plus proche et le problème géométrique du centre  $k$  dans lequel l'objectif est de minimiser la distance maximale de chaque point à son centre le plus proche. Il n'y a aucune solution efficace connue à aucun de ces problèmes

et certaines formulations sont difficiles. Cette méthode fonctionne bien si les écarts des distributions sont approximativement égaux, mais elle ne gère pas bien le cas où les distributions ont des variances différentes [61].

c) **Seuil local**

Un seuil unique ne fonctionnera pas bien lorsque nous avons un éclairage inégal dû à des ombres ou à la direction de l'éclairage. L'idée est de partitionner l'image en  $m \times m$  sous-images puis de choisir un seuil  $T_{ij}$  pour chaque sous-image (figure 3.11).

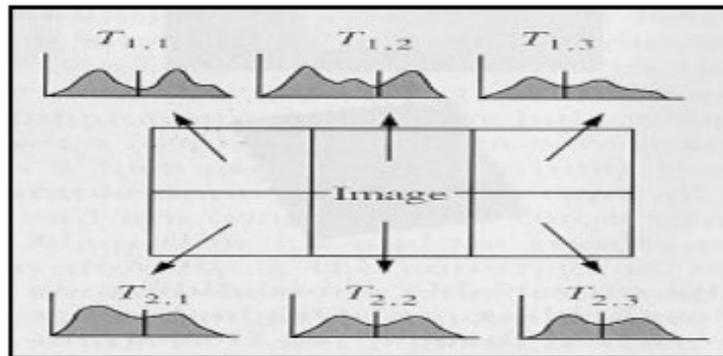


FIGURE 3.11 – Sous-images d'une image.

Le seuillage local peut être utilisé efficacement lorsque l'effet du gradient est faible par rapport à la taille des sous-images choisie. La technique de seuillage local, la valeur de seuil  $T$  dépend des niveaux de gris  $f(x, y)$  de l'image, et de certaines propriétés locales des pixels voisins de l'image telles que la moyenne ou la variance [139]. La fonction de seuillage par un seuil  $T(x, y)$  est donnée par :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) < T(x, y) \\ 0 & \text{si } f(x, y) \geq T(x, y) \end{cases} \quad (3.14)$$

Où  $T(x, y) = f(x, y) + T$

Tout d'abord, l'histogramme des niveaux de gris pour une sous-image est approximé par une somme de deux distributions gaussiennes, puis le seuil est obtenu en minimisant l'erreur de classification par rapport à la valeur de seuil. Certaines expériences sur cette méthode ont été faites dans le travail de Kittler et al. [103].

d) **Seuil adaptatif**

La méthode de seuillage global n'est pas adaptée lorsque l'éclairage du fond est irrégulier. Le seuillage adaptatif prend généralement en entrée une image en niveaux de gris ou en couleur et, dans la mise en œuvre la plus simple, produit une image binaire représentant la segmentation. Pour chaque pixel de l'image, un seuil doit être calculé. Si la valeur du pixel est inférieure au seuil, elle est définie comme valeur d'arrière-plan (fond), sinon elle prend la valeur de premier plan (objet). Dans le seuillage adaptatif, différentes valeurs de seuil pour différentes zones locales sont utilisées.

Le seuillage adaptatif est utilisé pour séparer les objets souhaités considérés comme avant-plan, par rapport au reste de l'image considéré comme arrière-plan sur la base de la différence d'intensités de pixels de chaque région. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est coûteuse en calcul et, par conséquent, n'est pas appropriée pour les applications en temps réel.

Une approche alternative pour trouver le seuil local consiste à examiner statistiquement les valeurs d'intensité du voisinage local de chaque pixel. La statistique la plus appropriée dépend largement de l'image d'entrée. Des fonctions simples et rapides incluent la moyenne de la distribution d'intensité locale, le seuillage adaptatif local, d'autre part, sélectionne un seuil individuel pour chaque pixel en fonction de la plage de valeurs d'intensité dans son voisinage local. Cela permet le seuillage d'une image dont l'histogramme d'intensité global ne contient pas de pics distincts [61].

e) *Seuillage optimal*

Le seuillage optimal est une approche itérative qui cherche à modéliser l'histogramme d'une image en utilisant une somme pondérée de deux densités de probabilité ou plus avec une distribution normale (Figure 3.12). Le seuil est défini comme le niveau de gris le plus proche de la probabilité minimale entre les maxima des distributions normales, ce qui entraîne une segmentation d'erreur minimale (le plus petit nombre possible de pixels mal segmentés) [141].

La méthode fonctionne bien dans une grande variété de conditions de contraste d'image et son seul problème est de supposer que les régions de l'image sont normalement distribuées, ce qui n'est pas toujours le cas.

Dans le cas de la segmentation des poumons, l'image tomodynamométrique peut être divisée en deux groupes de densité. Les valeurs HU en tomodynamométrie

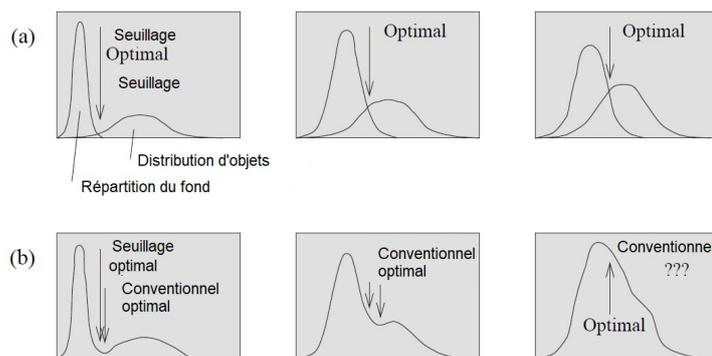


FIGURE 3.12 – Histogrammes de niveaux de gris approximés par deux distributions normales : (a) Distributions de probabilité du fond et des objets, (b) histogrammes correspondants et seuil optimal.

pulmonaire varie normalement de  $-2000HU$  à  $+2000HU$ . La zone pulmonaire est une zone de faible densité allant de  $-950HU$  à  $-500HU$ . La zone du corps contient les structures qui entourent les lobes pulmonaires. Nous sélectionnons initialement une valeur seuil de  $-500HU$  pour  $T_0$  et nous utilisons la technique de seuillage optimal pour trouver le seuil optimal Top. Ce seuil optimal est finalement utilisé pour obtenir la segmentation initiale des poumons.

$$f(x, y, z) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) \geq T_{op} \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq T_{op} \end{cases} \quad (3.15)$$

Les indices  $x$  et  $y$  représentent les coordonnées de coupes et  $z$  indique le numéro de coupes. Le volume se compose du nombre total de la coupe  $z$  et chaque coupe a des dimensions  $x \times y$  pixels (voir Algorithme 3.3).

---

**Algorithm 3.3** Seuillage optimal pour la segmentation initial du poumon.

---

**Entrées :**  $T^i$ ,  $f(i, j)$

**Sorties :**  $T^{(t)}$

**Etape1 :** Donner un seuil initial  $T^i$  :

**Etape2 :** À l'itération  $t$ , calculez  $\mu_B^t$  et  $\mu_O^t$  comme le fond moyen et le niveau de gris de l'objet respectivement, où la segmentation en arrière-plan et objet à l'étape  $t$  est définie par la valeur seuil  $T^i$  donnée initialement ;

$$\mu_B^t = \frac{\sum_{((i,j) \in d'arriere\ plan)} f(i, j)}{\sum\ pixel\ arriere\ plan} \quad \mu_O^t = \frac{\sum_{((i,j) \in objet)} f(i, j)}{\sum\ pixel\ d'objet}$$

**Etape3 :** Définir

$$T^{(i+1)} = \frac{\mu_B^t + \mu_O^t}{2} \quad (1)$$

**Etape4 :**  $T^{(i+1)}$  est une mise à jour du seuil permettant de faire la distinction arrière-plan / objet.

**Etape5 :** Si  $T^{(i+1)} = T^{(i)}$ , arrê ; sinon retourner à **Etape2** :.

---

- **Isolation des poumons et remplissage des trous**

Après la segmentation pulmonaire initiale par un seuillage optimal, nous obtenons de nombreuses régions qui ne sont pas pertinentes pour notre recherche. Par observation du volume résultant, nous constatons que la région du poumon droite est la plus grande région, puis le poumon gauche. Mais, les images coroscanner de notre base de données, données par certains fournisseurs, sont zoomées sur la région cardiaque, donc le poumon droit sera partiellement coupé.

### Étiquetage en composantes connexes 3D

Identifier les objets dans une image est une tâche très courante en vision par ordinateur, souvent exécutée en générant une image de mêmes dimensions, avec une seule valeur de pixel par objet. Cette image est connue sous le nom d'image d'étiquette. Une image d'étiquette est une image qui contient plusieurs pixels d'étiquette et ces étiquettes représentent des objets placés sur un arrière-plan. La création d'une telle image peut se faire en recherchant les composantes connexes dans l'image binaire résultante à partir d'une étape de seuillage. Une image binaire contient deux étiquettes : une étiquette de premier plan et une étiquette d'arrière-plan. Le premier plan est ainsi défini avec une étiquette particulière, et les étiquettes restantes dans

l'image sont considérées comme l'arrière-plan. L'algorithme d'étiquetage des composantes connexes est basé sur la théorie des graphes, où les sous-ensembles de composantes connexes sont étiquetés de manière unique sur la base d'une heuristique donnée [126], [43], [144]. L'algorithme d'étiquetage des composantes connexes effectue deux recherches sur l'image [64].

– Au premier passage :

- (a) Itérer sur chaque voxel du volume CT par colonne, puis par ligne et enfin par coupe.
- (b) le voxel appartient à l'étiquette de premier plan :
  - i. Obtenez les voxels voisins du voxel courant.
  - ii. Étiqueter de manière unique le voxel courant s'il n'y a pas de voisins.
  - iii. Sinon, trouvez le voisin avec la plus petite étiquette et attribuez-le au voxel courant.
  - iv. Sauvegarder l'équivalence entre étiquettes voisines.

– Au deuxième passage :

- (a) Répétez de la même manière qu'au premier passage.
- (b) Si le voxel appartient à l'étiquette de premier plan, renommez le voxel avec l'étiquette équivalente la plus basse.

Dans ce travail, pour extraire la région pulmonaire, une méthode d'étiquetage des composantes connexes en 3D a été utilisée pour étiqueter toutes les régions du volume binaire résultant. Des petites régions séparées sont incluses aussi dans le résultat. La première et la deuxième plus grande région ont été extraites, elles représentent les poumons droit et gauche.

En raison de la grande différence dans les valeurs d'intensité entre le parenchyme pulmonaire et les vaisseaux à l'intérieur des poumons, la méthode initiale de seuillage optimale appliquée, a créé de nombreux trous à l'intérieur de la région pulmonaire. Nous avons donc utilisé l'opération morphologique de remplissage des trous pour fermer tous les trous obtenus dans le volume résultant.

- **Lissage et correction du contour pulmonaire**

Dans cette dernière étape de la segmentation pulmonaire, nous lisserez la limite intérieure irrégulière résultant des indentations des vaisseaux pulmonaires. pour cor-

riger les contours des poumons. Cette étape permet de bien limiter la surface interne des deux poumons qui touchent la graisse péricardique. Pour y parvenir, nous avons utilisé une opération de fermeture morphologique avec un élément structurant disque de grand rayon de 20 mm, sur les deux volumes pulmonaires séparés. Cette opération de fermeture simule une bille roulant autour du contour de chaque poumon remplissant chaque région enfermée à l'intérieur du volume. La figure 3.13 montre l'effet d'analogie de la bille roulante par la fermeture morphologique et la figure 3.14 montre le résultat de l'application de cette opération sur les poumons d'un patient. L'Algorithme (3.4) explique les étapes suivies pour la segmentation des poumons.

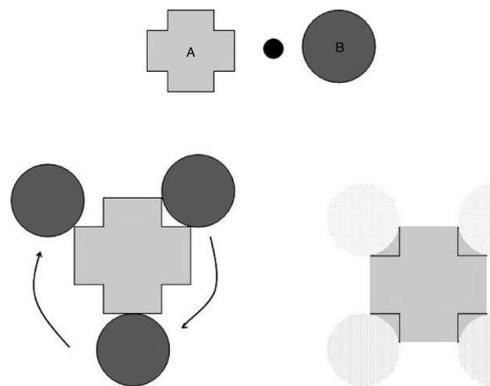


FIGURE 3.13 – Fermeture de l'objet A par un élément structurant B.



(a)



(b)

FIGURE 3.14 – Fermeture du masque des poumons.(a) : Masque de la segmentation des poumons. (b) : résultat de l'opération de fermeture morphologique sur les poumons.

---

**Algorithm 3.4** Segmentation du masque des deux poumons droit et gauche

---

**Entrées :** VOI (calculer dans l'algorithme 3.2)

**Sorties :**  $V_{Finale}$

**Étape 1 :** Isolation des deux poumons ( $V_1, V_2$ );

Soit  $V = [V_1, V_2, V_3, \dots, V_n]$  Avec  $V_{(i \in [1:n])}$  sont les volumes segmentés dans VOI;

**Pour**  $i = 1 : n$  **faire**

**Si**  $V_{i+1} > V_i$  **alors**

$$V_{temp} = V_i$$

$$V_i = V_{i+1}$$

$$V_{i+1} = V_{temp}$$

**Fin Si**

**Fin Pour**

$V_1$  et  $V_2$  représentent le 1<sup>ier</sup> et 2<sup>ème</sup> poumon respectivement.

**Étape 2 :** Remplissage des trous ;

**Étape 3 :** Lissage et correction du contour pulmonaire par fermeture morphologique de  $V_1$  et  $V_2$  en utilisant un élément structurant de rayon 20mm.

$$V_{Finale} = V_1 + V_2$$

---

### 3. Elimination de la cage thoracique

Les valeurs HU des régions tissulaires du corps humain dans les images CT sans contraste sont inférieures à celles des régions osseuses. Ainsi, les méthodes basées sur la densité telles que le seuillage des niveaux de gris ou la croissance des régions sont efficaces pour segmenter les régions osseuses dans les images CT. Nous avons utilisé la méthode la plus simple (un seuillage global de niveau de gris basé sur la valeur d'HU de l'os), pour conserver la généralité et la capacité élevées du processus de segmentation et optimiser son paramètre (une valeur seuil). Ce dernier permet d'obtenir une grande précision lors de la segmentation des régions osseuses dans les images CT. Les seuils d'intensité et de volume ont été déterminés à partir des données trouvées dans les travaux de Wolterink et al. [156] (*seuil optimal* > 130HU).

#### a) Sélection de la cage thoracique

La taille de l'objet était le meilleur critère et le moyen efficace de séparer la cage thoracique des autres objets et de retirer les petits objets [17]. Nous avons supposé que la cage thoracique était le plus gros objet osseux présent dans le volume du

thorax. Le volume supérieur à  $1500 \text{ mm}^3$  représente l'os thoracique (Algorithme (3.5)).

#### b) Dilatation de la cage thoracique

La morphologie, qui est un ensemble d'opérations de traitement d'images, peut améliorer le résultat final de notre segmentation de la cage thoracique en compensant les artefacts causés par les effets de volume partiel. Ces opérations appliquent un élément structurant à une image d'entrée et génèrent une image de sortie de mêmes dimensions [17]. Le choix de la taille et de la forme du voisinage peut rendre l'opération morphologique sensible à des formes spécifiques de l'image d'origine.

Dans notre cas, nous avons utilisé la morphologie mathématique pour fermer l'espace entrecôte de la cage thoracique. La raison de cette étape est d'avoir une forme complètement fermée qui va nous aider dans la partie suivante d'isolation du cœur.

L'opération de dilatation verticale a été appliquée aux masques de la cage thoracique à l'aide d'un élément structurant de taille  $(5 \times 5 \times 10)$  et de noyau  $(1 : 3, :, :) = 1$  (figure 3.15).



FIGURE 3.15 – Élément structurant de taille  $(5 \times 5 \times 10)$  et de noyau  $(1 : 3, :, :) = 1$ .

---

**Algorithm 3.5** Segmentation de la cage thoracique

---

**Entrées :** VOI

**Sorties :** cageDilatée

**Étape 1 :** Segmentation initiale de la cage thoracique :

seuil > 130 HU ;

$V = VOI \geq \text{seuil}$  ;

**Étape 2 :** Calculer les nombres de pixels de tous les objets :

Soit  $V = [V_1, V_2, V_3, \dots, V_n]$  avec  $V_{i \in [1:n]}$  sont les volumes des objets dans le volume VOI ;

**Étape 3 :** Sélectionner l'objet qui a le nombre de *pixel* > 1500mm<sup>3</sup> (os thoracique) :

$O_s = V > 1500$  ;

cageDilatée = Dilatation ( $O_s, ES$ ) avec  $ES = \text{zeros}(5 \times 5 \times 10)$  et de noyau(1 : 3, :, :) = 1.

---

#### 4. Isolation 3D du cœur

L'isolement du cœur entier permet de visualiser facilement les vaisseaux coronaires à sa surface, malgré la proximité des organes environnants tels que les côtes et les vaisseaux sanguins pulmonaires. Pour y accéder, les étapes de retrait des poumons et de la cage thoracique sont effectuées et l'algorithme de l'enveloppe convexe (*Convexe Hull*) est appliqué.

**Algorithme de l'enveloppe convexe (convex hull)** Une enveloppe convexe d'une région est la plus petite région convexe contenant la région d'entrée (éventuellement non convexe).

La région  $R$  est convexe si et seulement si pour deux points  $x_1, x_2 \in R$ , tout le segment de droite  $x_1, x_2$  défini par ses extrémités  $x_1, x_2$  est à l'intérieur de la région  $R$ . L'enveloppe convexe de la région est la plus petite région convexe  $H$  qui vérifie la condition  $R \sqsubseteq H$  (Figure 3.16)

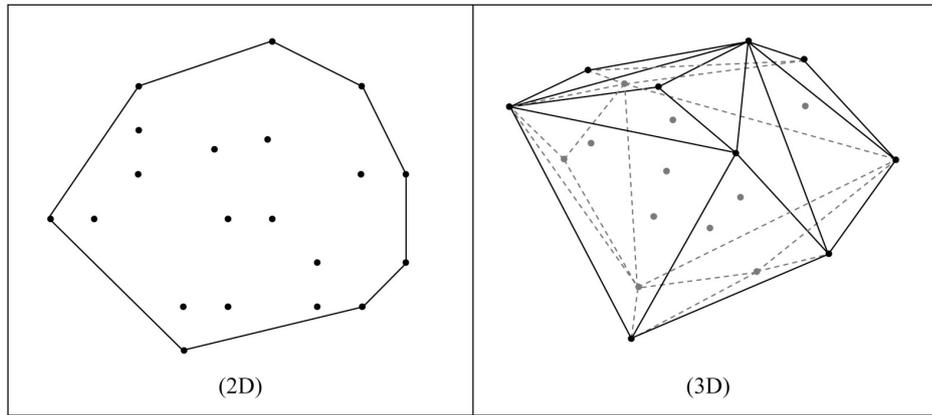


FIGURE 3.16 – Enveloppe convexe 2D et 3D d'un ensemble de points

L'enveloppe convexe a des propriétés spéciales dans les données numériques qui n'existent pas dans le cas continu. Par exemple, des parties concaves peuvent apparaître et disparaître dans les données numériques en raison de la rotation, et donc l'enveloppe convexe n'est pas invariante à la rotation dans l'espace numérique [60]. L'enveloppe convexe peut être utilisée pour décrire les propriétés de forme de région et peut être utilisée pour construire une structure arborescente de concavité de région.

Une enveloppe convexe discrète peut être définie par l'algorithme 3.6) qui peut également être utilisé pour la construction d'une enveloppe convexe. Il a une complexité  $O(n^2)$  et est présenté ici comme un moyen intuitif de détecter l'enveloppe convexe.

---

**Algorithm 3.6** Construction de l'enveloppe convexe de la région (analyse de Graham)

---

**Entrées :** Ensemble de points  $P = P_1, P_2, \dots, P_n$

**Sorties :** Enveloppe convexe de P.

**Étape 1 :** Trouvez le point le plus bas le plus à droite : étiquetez-le  $P_0$ .

**Étape 2 :** Triez tous les autres points angulairement autour de  $P_0$ . En cas d'égalité, supprimer le point le plus proche de  $P_0$ .

**Étape 3 :** Créer la pile  $S(P_1, P_0) = (P_t, P_{t-1})$ . Définissez t comme indice supérieur et définissez la variable i sur 2.

**Étape 4 :** Tant que  $i < n$ , procédez comme suit :

**Si**  $P_i$  est strictement à gauche de  $P_{t-1}P_t$  **alors**

Empiler  $(P_i, S)$  et posez  $i = i + 1$ .

**Sinon** Dépiler(S)

**end Si**

---

Étant donné que la région cardiaque se situe entre les moitiés pulmonaires qui définissent la limite latérale du cœur. Dans notre cas, on pourrait simplement calculer l'enveloppe convexe du poumon, puis en soustraire le poumon pour obtenir la région intermédiaire.

Puisque les deux poumons couvrent le cœur à droite et à gauche, le sternum et les vertèbres aux côtés antérieur et postérieur, l'union du poumon et de la cage thoracique nous permettra de bien couvrir le cœur de tous les côtés. Une fermeture morphologique par un élément structurant de 10 mm est utilisée à ce moment pour coller le masque du poumon avec le masque de la cage thoracique. Cette étape crée une enveloppe fermée autour du cœur. On pourrait simplement calculer l'enveloppe convexe de l'union (poumon-cage thoracique), puis en soustraire l'union pour obtenir la région intermédiaire. La région entre les limites antérieure et postérieure détectées et les poumons est lissée à l'aide d'opérateurs morphologiques. Elle est ensuite extraite en tant que région cardiaque, en supprimant les groupes de pixels qui sont plus petits que le nombre 50000 (algorithme 3.7). Le résultat obtenu contient le cœur et la graisse péricardique.

---

**Algorithm 3.7** Isolation du cœur

---

**Entrées :**  $V_{finale} \leftarrow$  Segmentation du poumon (algorithme 3.4) ;

$cageDilate \leftarrow$  Segmentation de la cage thoracique (algorithme 3.5) ;

**Sorties :** Cœur

**Étape 1 :**  $U = \text{union}(V_{finale}, cageDilate)$  ;

**Étape 2 :**  $F = \text{Fermeture morphologique de } U \text{ par l'élément structurant } E(10 \text{ mm})$  ;

**Étape 3 :** Calcul de l'enveloppe convexe de  $F$  :

$[x, y, z] = \text{taille}(\text{VOI})$  ;

**Pour**  $i = 1 : z$  **faire**

$C = \text{Convexe Hull}(F(:, :, z))$  ;

**Fin Pour**

$\text{Volume} = C - F$  ;

**Étape 4 :** Cœur =  $\text{Volume} > 50000$  voxels.

---

La figure 3.17 récapitule notre travail de pré-traitement (segmentation du cœur) appliquées aux images TDM cardiaques.

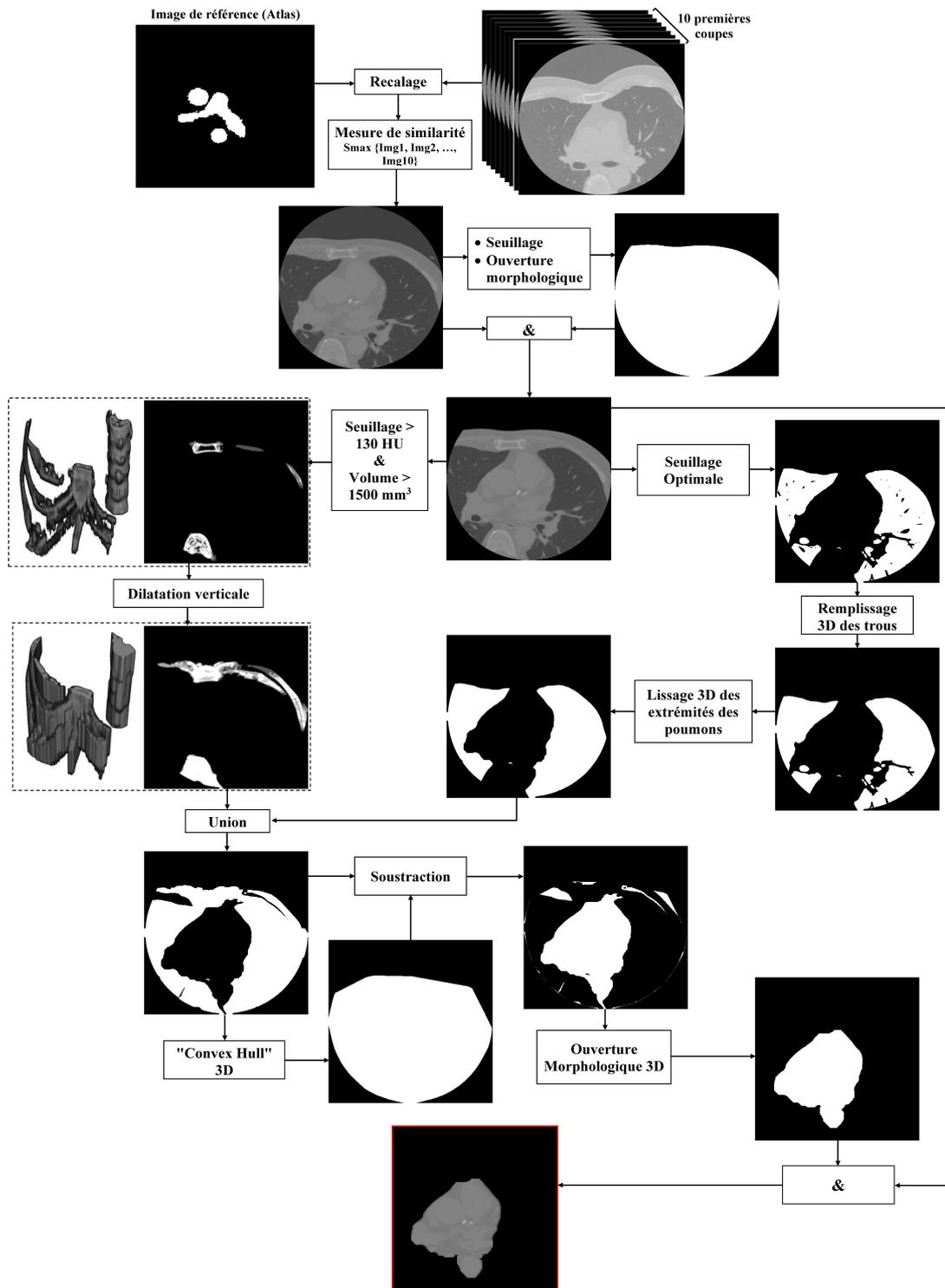


FIGURE 3.17 – Schéma de présentation des différentes étapes suivies pour la segmentation du cœur.

## 3.2 CONCLUSION

Ce chapitre présente un algorithme dynamique pour l'isolement 3D du cœur à partir d'images CT. La méthode développée utilise les structures anatomiques du cœur, à savoir les aortes ascendantes/descendantes, les poumons et la cage thoracique pour localiser précisément la position du cœur. Dans un premier temps, une définition de « VOI » est proposée afin d'extraire les limites supérieure et inférieure du cœur afin de minimiser le temps d'exécution de notre programme. Le seuillage à plusieurs niveaux et l'étiquetage des composantes connexes en 3D, sont utilisés pour éliminer les structures (os, poumons). Enfin, l'algorithme de l'enveloppe convexe de l'union poumon-cage thoracique, suivie d'une morphologie mathématique sont exploités pour extraire et lisser respectivement le cœur et la graisse péricardique.

## **Chapitre 4**

# **DETECTION, ETIQUETAGE ET SCORE CALCIQUE DES CALCIFICATIONS CORONAIRES**

Ce chapitre présente une méthode de détection et d'étiquetage des calcifications coronaires, initialisée par la méthode de prétraitement présentée au chapitre 3. Notre approche proposée est complètement automatique et appliquée aux images CT sans produit de contraste par l'approche d'apprentissage automatique.

La méthode de segmentation proposée repose sur des méthodes de traitement d'images et d'apprentissage automatique. A partir de méthodes de détection et d'étiquetage des CACs contenus dans l'état de l'art, nous proposons une approche intégrant les informations (intensité, ...) des images CT et prenant en compte la variabilité du contexte calcifié. Nous expliquerons ensuite la méthode de calcul du SA, et les ajouts proposés pour avoir plus de précision dans la classification de l'état du patient et pour initier le traitement approprié le plus tôt possible. Les étapes suivies dans ce chapitre sont illustrées dans l'organigramme (Figure 4.1) et détaillées ci-dessous.

Les résultats obtenus sur l'ensemble des données sont ensuite présentés et discutés dans le chapitre 5, afin de mettre en évidence les performances, mais aussi les limites de notre méthode.

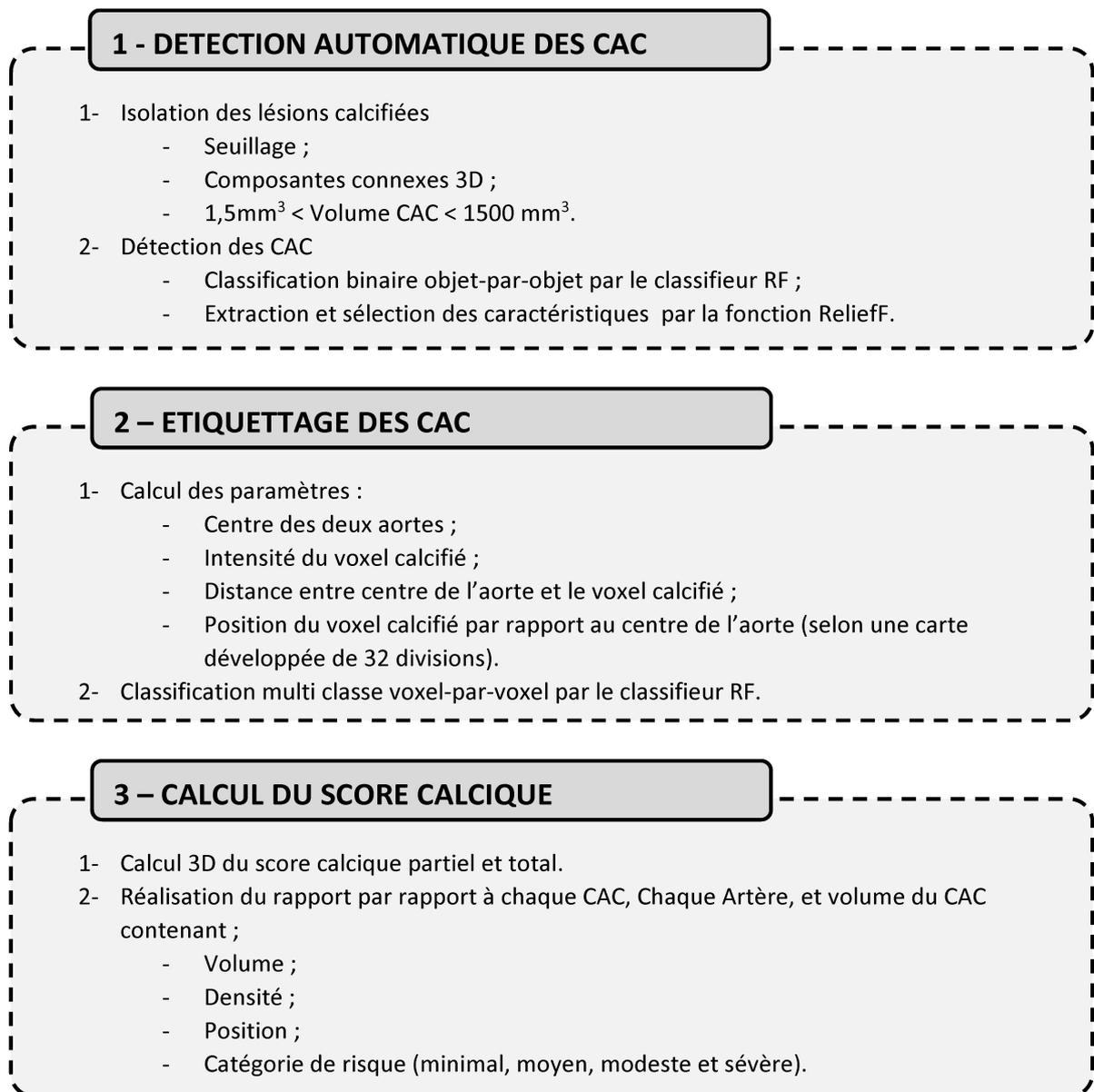


FIGURE 4.1 – Organigramme montrant les étapes suivies pour segmenter, étiqueter et calculer le score de calcium des CAC.

## 4.1 SEGMENTATION AUTOMATIQUE DES CACs

Le calcium des artères coronaires (CAC) est un facteur de risque direct de maladie cardiovasculaire. Cliniquement, la CAC est quantifiée à l'aide du score d'Agatston [4] qui prend en compte la zone lésionnelle et la densité maximale pondérée de la lésion.

La CAC est définie sur une image CT comme une lésion dont le seuil est au-dessus de  $130\text{HU}$ , avec une surface de 3 pixels adjacents (au moins  $1\text{mm}^2$ ). Le SC ou SA, développé par Agatston [4] est déterminé par le produit de la surface de la plaque calcifiée et de la densité maximale des lésions calciques (de 1 à 4 sur la base des unités Hounsfield). Des catégories

standardisées pour le score de calcium ont été développées avec des scores de :

- 0 indiquant l'absence de plaque calcifiée ;
- 1 à 10 : plaque minimale ;
- 11 à 100 : plaque légère ;
- 101 à 400 : plaque modérée ;
- supérieur à 400 : plaque sévère.

La détection et la segmentation précises des CACs sont importantes pour la prédiction précise du score d'Agatston et le diagnostic de la maladie. Des exemples d'analyses de CACs affichant divers degrés de plaque sont illustrés à la figure 4.2.

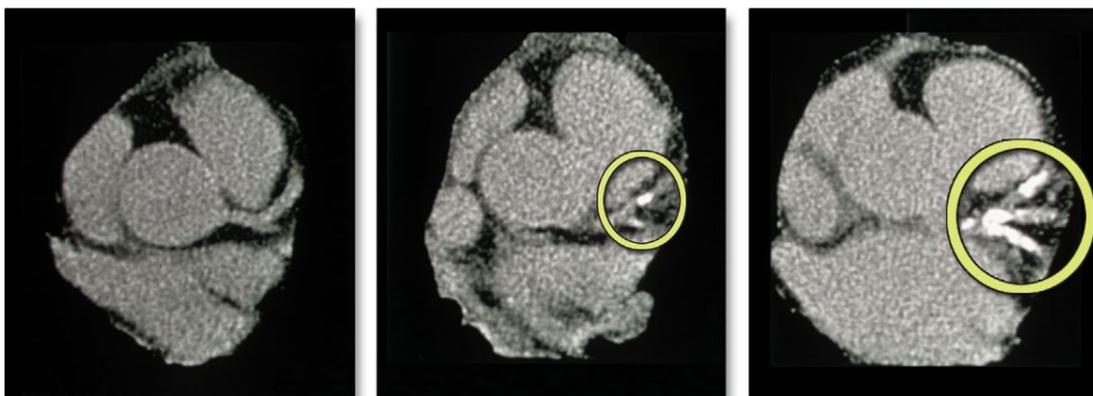


FIGURE 4.2 – Exemples des scans d'artères coronaires. (a) : Scan normale sans plaque calcifiée, (b) : plaque calcifiée modérée dans les artères coronaires circonflexe antérieure et circonflexe gauche, (c) : plaque calcifiée sévère impliquant les artères coronaires principales gauches descendante antérieure gauche et artères circonflexes gauches.

#### 4.1.1 Isolation des lésions calcifiées

Afin de calculer le score et étiqueter des calcifications coronaires, il est raisonnable de passer par l'étape de segmentation de la lésion calcifiée afin d'en extraire les caractéristiques nécessaires à l'étape de classification qui suit. Selon le challenge orCascore, un seuillage osseux, incluant les voxels de valeur d'atténuation supérieure à  $130HU$  a été appliqué afin de former des candidats lésions CACs. Ensuite, l'outil de composantes connexes 3D (26 connectivité 3D) [17] a été utilisé pour fusionner les voxels de l'image seuillée en lésions singulières. Les candidats ayant un volume compris entre  $1,5mm^3$  et  $1500mm^3$  ont été considérés comme CAC. Le volume résultant comprend toujours des non-CAC telles que des calcifications valvulaires, aortiques et autres (Figure 4.3). À ce stade, le rôle de la classification d'apprentissage automatique

(ML) était d'éliminer les non-candidats en calculant et en apprenant leurs caractéristiques. La méthode de classification utilisée est détaillée dans le paragraphe détection des CACs.

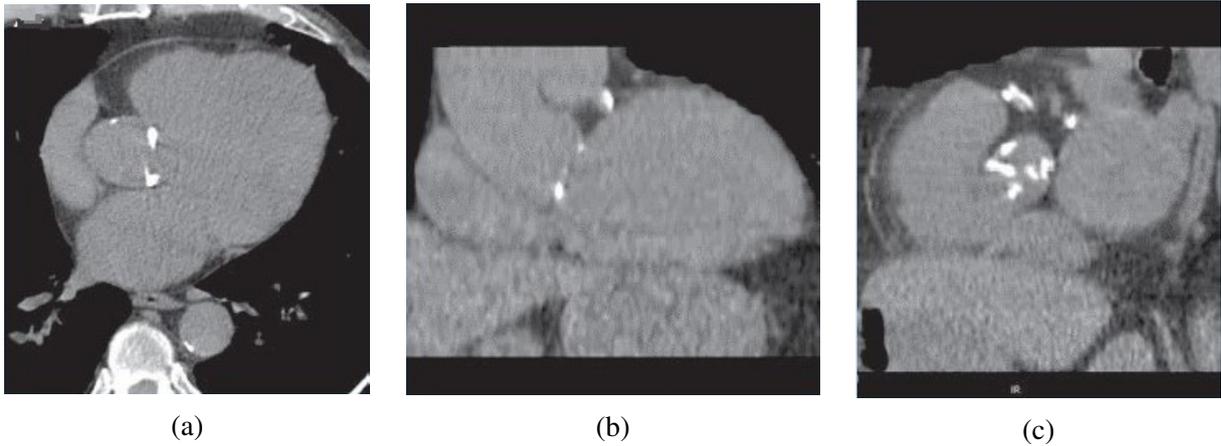


FIGURE 4.3 – TDM non rehaussée. Légère charge de calcification de la valve aortique : vues axiales sur (a) coronales sur(b), et zoomées dans le plan de la valve aortique sur (c)

#### 4.1.2 Détection des CACs

Après la phase d'isolation des CACs, l'ensemble restant des candidats comprend des calcifications coronaires, des calcifications aortiques et valvulaires, des bruits de haute intensité et des structures osseuses. Une approche d'apprentissage automatique a été utilisée pour distinguer les vraies calcifications coronaires des autres candidats de haute intensité. Pour cette raison, une étape de classification binaire objet-par-objet aura lieu. À cet égard, chaque candidat a été décrit avec un ensemble de caractéristiques de taille, de forme, de position et d'intensité. Une étape de sélection des caractéristiques élimine les caractéristiques les moins pertinentes et améliore les performances du modèle de classification.

Avant de présenter notre méthode, il est crucial de définir la méthode de sélection des caractéristiques utilisées, ainsi que la définition de la classification et de ses méthodes les plus utilisées dans la littérature.

#### 4.1.3 Sélection des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une méthode bien connue pour donner au médecin la possibilité de localiser des lésions spécifiques. Notre objectif était de trouver les caractéristiques les plus discriminantes et les plus significatives, pouvant différencier les vrais CACs des faux.

Du point de vue apprentissage automatique, la sélection de caractéristiques est un problème important qui consiste à faire en sorte que, l’algorithme de classification se base sur les caractéristiques les plus pertinentes pour prédire la classe [125].

Théoriquement, si la distribution statistique complète était connue, l’utilisation de plus de fonctionnalités pourrait améliorer les résultats. Cependant, dans la pratique, un grand nombre de caractéristiques rend l’algorithme inefficace, du fait de la consommation en espace mémoire et en temps. En outre, des caractéristiques non-pertinentes peuvent mener les algorithmes conduisant à de fausses conclusions, et par conséquent produire des résultats encore plus mauvais. Il est donc d’une importance fondamentale de sélectionner les caractéristiques pertinentes et nécessaires dans l’étape de prétraitement. De toute évidence, les avantages de l’utilisation de la sélection de caractéristiques peuvent améliorer la compréhension et réduire les coûts d’acquisition et de traitement des données [151], [75].

Dans cette section, nous décrivons quelques algorithmes de chacune des deux catégories [125].

**Méthodes filtrantes :** Ces méthodes sélectionnent des variables en utilisant différentes approches et différents critères pour calculer la pertinence d’une variable avant le processus d’apprentissage, c-à-d. la construction du classifieur [74] (Figure 4.4).

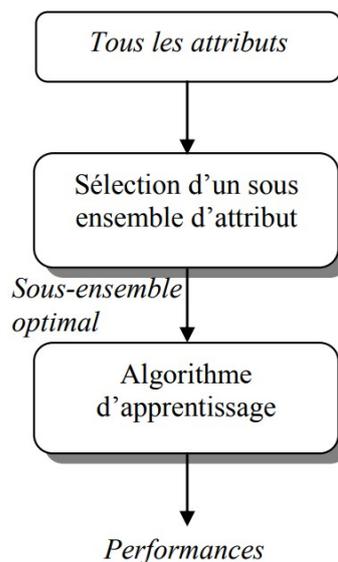


FIGURE 4.4 – L’approche filtrante (Filter)

**Les méthodes enveloppantes :** Les méthodes enveloppantes (figure 4.5) se servent de l'algorithme d'induction comme une boîte noire : l'apprentissage est effectué avec les variables sélectionnées et les performances sont estimées à partir de l'erreur de généralisation [74].

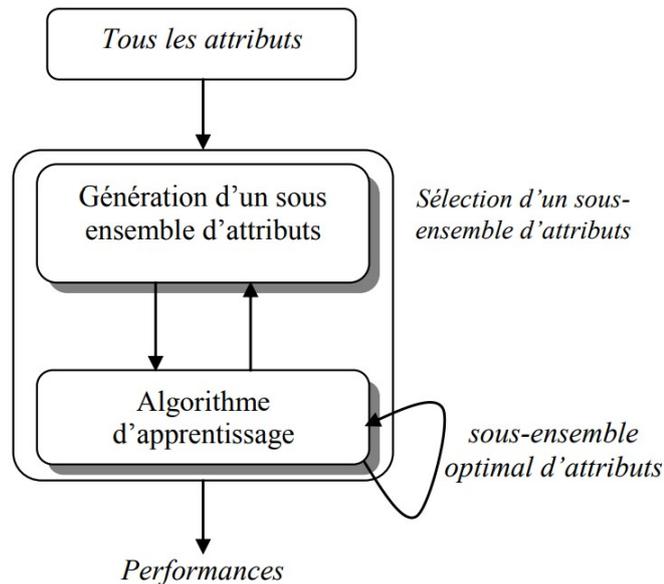


FIGURE 4.5 – L'approche enveloppante (Wrapper)

Les algorithmes de sélection de caractéristique peuvent être classés selon la stratégie d'évaluation en de deux catégories : les méthodes enveloppantes (wrapper) qui utilisent le classifieur pour évaluer le sous-ensemble d'attributs sélectionnés ou les méthodes filtrantes (filter) qui utilise une fonction spécifique pour évaluer le sous-ensemble d'attributs sélectionnés [74] et les méthodes embarquées et hybrides [75].

### 1. Choix de la méthode de sélection

Les auteurs [31] déclarent que si l'objectif souhaité de la sélection de caractéristiques est d'atteindre une haute précision, alors l'utilisation d'un classifieur est conseillée pour l'évaluation des variables. En d'autres termes, l'approche enveloppante est préférable. En revanche, si le but de la procédure de sélection est la réduction de la dimension et l'élimination des variables redondantes, il est préférable d'utiliser une mesure moins coûteuse en temps de calcul et donc d'utiliser une approche Filtre (figure 4.6).

Également, les auteurs Sadeketude et al. [125] confirment que les méthodes utilisent un algorithme d'apprentissage pour l'évaluation des sous-ensembles, et les méthodes filtrantes utilisent d'autres critères basés sur les caractéristiques générales de données. Les

méthodes enveloppantes ont l'avantage de fournir généralement des résultats plus pertinents pour la classification, cependant, ils sont très coûteux en temps d'exécution, et peuvent être inutilisables pour de grandes bases de données contenant beaucoup de caractéristiques. Les méthodes filtrantes sont plus rapides que les méthodes enveloppantes en termes de génération de résultats, et peuvent fournir les mêmes avantages pour l'apprentissage.

Dans notre cas, le choix d'une des méthodes filtrantes est préférable afin de minimiser le nombre de paramètres et d'améliorer le résultat de notre classifieur.

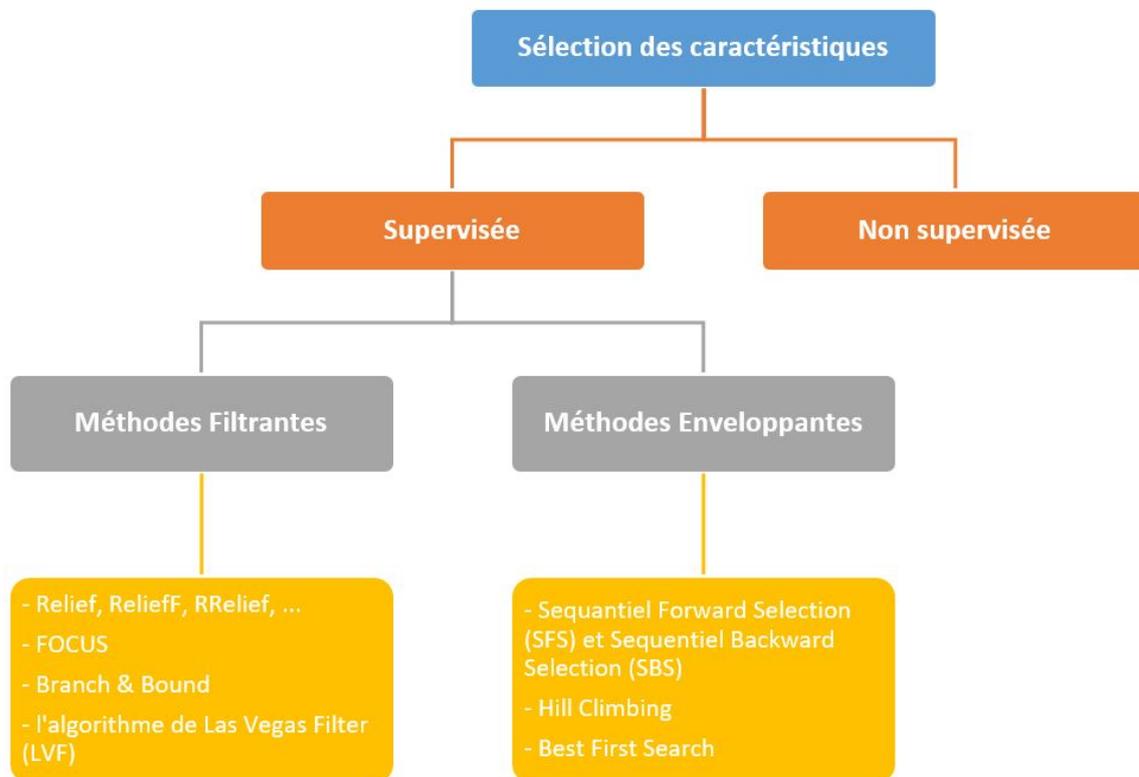


FIGURE 4.6 – Organigramme montrant différentes méthodes utilisées pour la sélection des caractéristiques.

L'algorithme ReliefF est l'une des principales méthodes des filtres pour la sélection des caractéristiques, il est efficace, il tient compte des informations contextuelles et peut estimer correctement les attributs [122]. Dans cette partie, nous présentons brièvement l'algorithme ReliefF utilisé dans ce travail.

## 2. Algorithme ReliefF

Relief est une famille d’algorithmes d’apprentissage automatique qui utilise les plus proches voisins pour sélectionner des caractéristiques dont l’association avec un résultat peut être due à une épistasie ou à des interactions statistiques avec d’autres caractéristiques dans des données de grande dimension [86].

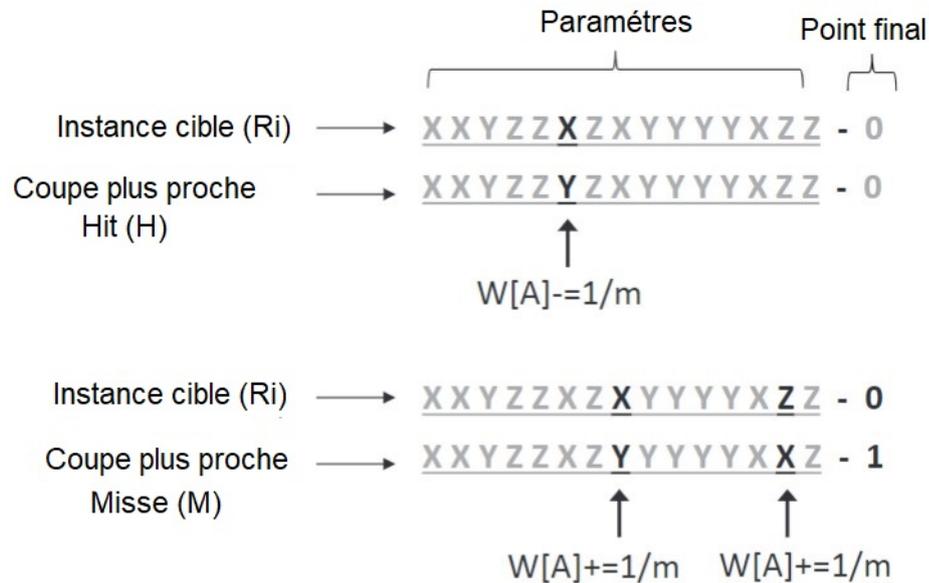


FIGURE 4.7 – Relief mettant à jour  $W[A]$  pour une instance cible donnée par rapport à son 'miss' et son 'hits' les plus proches. Dans cet exemple, les entités sont discrètes avec des valeurs possibles de X, Y ou Z, et le point de terminaison est binaire avec une valeur de 0 ou 1. Notez que lorsque la valeur d’une entité est différente, le poids de l’entité correspondante augmente de  $1/m$  pour le coup 'miss' le plus proche et diminue de  $1/m$  pour le coup 'hits' le plus proche.

L’algorithme original de Relief était limité aux problèmes de classification binaire. Il n’avait aucun mécanisme pour gérer les données manquantes et ne peut pas être appliqué aux données bruitées [151]. Cependant, l’algorithme ReliefF n’est pas limité aux problèmes à deux classes, il est plus robuste et peut être appliqué sur des données incomplètes et bruitées.

ReliefF sélectionne aléatoirement une instance  $R_i$ , cependant, il recherche  $k$  plus proches voisins de la même classe que  $R_i$ , appelés *hits* ( $H_j$ ), et aussi  $k$  plus proches voisins de chacune des classes différentes, appelés *misses*  $M_j(C)$ . Il met à jour le poids  $W[A]$  pour tout attribut  $A$  selon ses valeurs pour  $R_i$ ,  $H_j$  et  $M_j(C)$ . La formule de mise à jour est semblable à celle de Relief, mais nous calculons la moyenne de la contribution de tous les *hits* et de toutes les *misses*. La contribution pour chaque classe des *misses* est pondérée avec la probabilité antérieure de cette classe  $P(C)$  (estimé de l’ensemble

d'entraînement). Puisque nous voulons que les contributions des *hits* et des *misses* dans chaque pas soient à l'intervalle  $[0, 1]$  et aussi, nous devons assurer que la somme des poids de probabilité des *misses* soit à 1. Puisque la classe des *hits* est absente de la somme nous devons diviser chaque poids de probabilité par le facteur  $1 - P(\text{classe}(R_i))$  (qui représente la somme de probabilités des classes des *misses*). Le processus est répété  $m$  fois. La sélection de  $k$  *misses* et *hits* est la différence de base avec l'algorithme Relief, et assure une plus grande robustesse de l'algorithme concernant les données bruitées. Le paramètre  $k$  défini par l'utilisateur contrôle la localité des estimations. L'algorithme est décrit ci-dessous :

---

**Algorithm 4.1** Pseudo code de l'algorithme ReliefF

---

**Entrée :** Ensemble de  $N$  instances, pour chaque instance, le vecteur des valeurs d'attributs et sa classe.

**Sortie :** Le vecteur  $W$  des estimations des qualités (poids) d'attributs.

$n \leftarrow$  nombre d'instances d'entraînement.

$a \leftarrow$  nombre de caractéristiques (c- à -d d'attributs).

$m \leftarrow$  nombre d'instances d'entraînement aléatoires sur  $n$  utilisées pour mettre à jour  $W$ .

Initialisation des poids :  $W[A] = 0$ .

**Pour**  $i = 1 : m$  (  $m$  limité a  $N$ ) **faire**

- Sélectionner aléatoirement une instance  $R_i$ .
- Trouver les  $k$  plus proches voisins de la classe  $R_i$  appelés  $R_H$  (*hits*);
- Trouver les  $k$  plus proches voisins de la classe  $R_i$  appelés  $R_M$  (*miss*);

**Pour**  $A = 1 : a$  **faire**

- $W[A] = W[A] - \text{diff}(A, R_i, H)/(m) + \text{diff}(A, R_i, M)/(m)$ .

**Fin Pour**

**Fin Pour**

---

Pour les données incomplètes, on calcule la probabilité que deux instances données  $I_1$  et  $I_2$ , auront des valeurs différentes pour un attribut donné :

- S'il y a une seule instance  $I_1$  dont la valeur de l'attribut est inconnue :

$$diff(A, I_1, I_2) = 1 - P(valeur(A, I_2) | class(I_1)) \quad (4.1)$$

- S'il y a plusieurs instances ( $I_1$ ) dont la valeur de l'attribut est inconnue :

$$diff(A, I_1, I_2) = 1 - \sum_{V \neq valeurs(A)} (P(V | class(I_1)) \times P(V | class(I_2))) \quad (4.2)$$

Avec V est les valeurs de l'attribut A.

Dans cette thèse, nous avons utilisé la fonction ReliefF [151] pour la sélection des caractéristiques. La fonction ReliefF classe l'importance des prédicteurs selon leur poids  $[-1 : 1]$ . Nous avons appliqué au poids, un seuil minimum de 0,01 (le seuil est choisi après plusieurs tests) pour avoir les caractéristiques les plus puissantes. Pour chaque candidat, 35 caractéristiques ont été calculées (Table 4.1). Les descriptions des fonctionnalités utilisées dans notre travail sont :

- Caractéristiques 2D :** pour chaque objet, la plus grande coupe du volume de l'objet est choisie pour calculer les caractéristiques mentionnées dans le tableau 4.1 ;
- Caractéristiques 3D :** dans ce cas, nous nous sommes concentrés sur les caractéristiques volumétriques des objets. Les fonctionnalités comprennent des informations sur la taille, la position, la forme et l'apparence des candidats et de leur environnement. Les caractéristiques statistiques d'Haralick ont été calculées sur l'ensemble de l'image/du volume. Elle sont basées sur la matrice d'occurrence des niveaux de gris. Ces mesures ont été utilisées pour décrire la texture globale de l'image/du volume en utilisant l'entropie et la somme de la variance. D'autres caractéristiques ont été calculées et sélectionnées dans le tableau 4.1.

Les caractéristiques 2D calculées sur la coupe la plus large de l'objet sont <sup>1</sup> :

**Périmètre :** Distance autour de la limite de la région.

**Circularité :** elle exprime la rondeur des objets, renvoyée sous forme de structure avec le champ Circularité. La structure contient la valeur de circularité pour chaque objet dans l'image d'entrée. La valeur de circularité est calculée comme suit :

---

1. <https://www.mathworks.com/help/images/ref/regionprops.html>

TABLE 4.1 – Fonctionnalités importantes 2D et 3D extraites, utilisées dans notre classification binaire

2D/3D	Nombre des paramètres	Paramètres	Remarques
2D	7	Périmètre, Circularité, Diamètre équivalent, Excentricité, Extrema, Allongement, Arrondissement.	La coupe la plus grande de l'objet.
3D	13	Fonctionnalités Haralick : Energie, Entropie, Corrélation, Contraste, Variance, Somme moyenne, Inertie, Ombre de cluster, Tendance de cluster, Homogénéité, Probabilité max, Variance inverse.	Les coupes qui couvrent l'objet entièrement.
	3	Moment HU invariant selon X/Y/Z	
	5	Intensité maximale du noyau gaussien avec $\sigma = 0, 5; 1; 2; 3; 4$ .	
	7	Entropie des volumes de décomposition en ondelettes 3D du niveau 2 de Haar.	

$$Circularité = (4 \times surface \times \pi) / (Périmètre^2) \quad (4.3)$$

Pour un cercle parfait, la valeur de circularité est 1.

**Diamètre équivalent** : c'est le diamètre d'un cercle de même aire que la région, calculé comme suit :

$$Diamètre\ équivalent = \sqrt{(4 \times surface / \pi)} \quad (4.4)$$

**Excentricité** : c'est le rapport des pixels de la région aux pixels de la zone de délimitation totale (ROI total).

**Extréma** : ce sont les points d'extréma dans la région, renvoyés sous la forme d'une matrice 8x2. Chaque ligne de la matrice contient les coordonnées x et y de l'un des points. Le format du vecteur est [*haut-gauche haut-droite droite-haut droite-bas bas-droite bas-gauche gauche-bas gauche-haut*]. Cette figure illustre les extrêmes de deux régions différentes. Dans la région de gauche, chaque point extréma est distinct. Dans la région de droite, certains points extrêmes (comme en haut à gauche et à gauche en haut) sont identiques (figure 4.8).



FIGURE 4.8 – Extrêmes de deux régions différentes, (a) et (b) région de gauche et droite successivement .

**Élongation ou allongement :** soit une image de forme circulaire, le point le plus éloigné de la frontière de cette forme est le centre. C'est le rapport de la longueur du grand axe sur celle du petit axe de l'ellipse.

*longation = 1 - (rayon de petite axe de l'ellipse / rayon de grande axe de l'ellipse).*

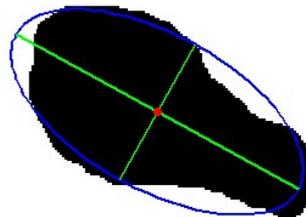


FIGURE 4.9 – Rayons minimal et maximal d'une forme circulaire.

**Rondeur :** L'arrondi est spécifié comme la différence entre le plus grand et le plus petit rayon mesuré à partir d'un point central défini (Figure 4.10) [32].

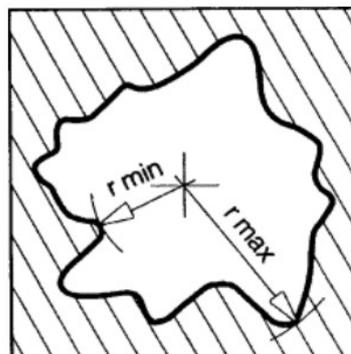


FIGURE 4.10 – Rayons minimal (r min) et maximal (r max) d'une forme aléatoire.

Les caractéristiques 3D calculées sur la totalité de l'objet sont :

**Fonctionnalités d'Haralick :** les caractéristiques d'Haralick sont des caractéristiques statistiques qui sont calculées sur l'ensemble de l'image. Ces mesures sont utilisées pour décrire la texture globale de l'image, en utilisant des mesures telles que l'entropie et la somme de la variance [63]. Ces paramètres sont calculés sur l'ensemble des coupes qui couvre la totalité du volume de chaque CAC. Ensuite, les moyennes de chaque paramètre sont calculées.

**Énergie :** c'est la dérivée du deuxième moment angulaire (ASM). L'ASM mesure l'uniformité locale des niveaux de gris. Lorsque les pixels sont très similaires, la valeur ASM sera grande. L'énergie et l'ASM sont données par les équations 4.5, 4.6 :

$$Energie = \sqrt{ASM} \quad (4.5)$$

$$ASM = \sum_i \sum_j p^2(i, j) \quad (4.6)$$

Où  $i, j$  sont les coordonnées spatiales de  $p_d(i, j)$ .

**Entropie :** elle représente le caractère aléatoire ou le degré de désordre présent dans l'image. La valeur de l'entropie est la plus grande, lorsque tous les éléments de la matrice d'occurrence sont identiques, et petite lorsque les éléments sont inégaux :

$$Entropie = - \sum_i \sum_j p(i, j) \ln(p(i, j)). \quad (4.7)$$

**Corrélation :** elle montre la dépendance linéaire des valeurs de niveau de gris dans la matrice de co-occurrence :

$$Corrélation = \sum_i \sum_j p(i, j) \frac{((i - \mu_x)(i - \mu_y))}{(\sigma_x \times \sigma_y)} \quad (4.8)$$

Où  $\mu_x; \mu_y$  sont les moyennes de x et y respectivement, et  $\sigma_x; \sigma_y$  sont les déviations standard de x et y respectivement et sont exprimés par les équations 4.9, 4.10, 4.11, 4.12 respectivement :

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i \times p(i, j) \quad (4.9)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j \times p(i, j) \quad (4.10)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\left(\sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 p(i, j)\right)} \quad (4.11)$$

$$\sigma_y = \sqrt{\left(\sum_i \sum_j (i - \mu_y)^2 p(i, j)\right)} \quad (4.12)$$

**Contraste** : encore appelé moment d'ordre 2 ou écart type, est une mesure des variations d'intensité ou de niveaux de gris entre le voxel de référence et ses voisins. Un contraste élevé reflète de grandes différences d'intensité :

$$Contraste = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (4.13)$$

**Inertie** : elle reflète la clarté de l'image et la profondeur du sillon de texture. Le contraste est proportionnel au sillon de texture. Des valeurs élevées du sillon produisent plus de clarté, en revanche, de petites valeurs du sillon entraîneront un faible contraste et une image floue<sup>2</sup>.

$$Inertie = (i - j)^2 p(i, j) \quad (4.14)$$

**Variance (somme des carrés)** : c'est la moyenne des distances au carré de chaque valeur d'intensité par rapport à la valeur moyenne des intensités.

$$Variance = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (4.15)$$

**Somme moyenne** : elle est donnée par la relation 4.16.

$$Somme\ moyenne = \sum_{i=2}^{2N_g} i \times p_{x+y}(i) \quad (4.16)$$

**Ombre de cluster** : L'analyse ou le regroupement de groupe en « clusters » est la tâche de regrouper un ensemble d'objets de manière à ce que les objets du même groupe soient

plus semblables (en un sens ou en un autre) les uns aux autres que ceux des autres groupes. C'est une technique courante pour l'analyse de données statistiques<sup>2</sup>.

$$\text{Ombre de cluster} = \sum_{i,j} ((i - \mu_x) + (j - \mu_y))^3 p(i, j) \quad (4.17)$$

**Tendance de cluster :**

$$\text{Tendance de cluster} = \sum_{i=1} \sum_{j=1} ((i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j)) \quad (4.18)$$

**Homogénéité :** elle mesure à quel point la distribution des éléments du GLCM est proche de la diagonale du GLCM. Au fur et à mesure que l'homogénéité augmente, le contraste diminue généralement :

$$\text{Homogénéité} = \sum_i \sum_j \frac{1}{(1 + |i - j|)} p(i, j) \quad (4.19)$$

**Variance inverse :**

$$\text{Variance inverse} = \sum_i \sum_j \frac{1}{(1 + (i - j)^2)} p(i, j) \quad (4.20)$$

**Moment HU invariant selon X/Y/Z :** Ils ont été introduits pour la première fois par [67]. Bien que les moments soient des descripteurs efficaces du contenu de l'image, ils sont sensibles à plusieurs transformations géométriques (rotation, translation, mise à l'échelle, fine) et non géométriques (flou) de l'image. Afin de pallier cette lacune, les scientifiques ont proposé leurs invariants appelés moment invariants. Ces valeurs ont les mêmes propriétés que les moments correspondants et elles sont robustes à plusieurs déformations de l'image [113].

Les moment invariants se sont avérés être les mesures adéquates pour tracer des modèles d'image concernant la translation, la mise à l'échelle et la rotation des images sous l'hypothèse d'images avec des fonctions continues et sans bruit.

Les moments bidimensionnels d'ordre  $(p + q)$  sont définis comme suit :

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (4.21)$$

Si la fonction image  $f(x, y)$  est une fonction bornée continue par morceaux, les moments de tous les ordres existent et la séquence de moments  $(m_{pq})$  est uniquement déterminée par  $f(x, y)$ . et en conséquence,  $f(x, y)$  est également déterminée de manière unique par la séquence de moments  $(m_{pq})$ . Il convient de noter que les moments dans l'équation 4.21, peuvent ne pas être invariants lorsque  $f(x, y)$  change par translation, rotation ou mise à l'échelle. Les caractéristiques invariantes peuvent être obtenues à l'aide de moments centraux, qui sont définis comme suit (4.22) :

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (4.22)$$

avec

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Le point pixel  $(\bar{x}, \bar{y})$  est le centroïde (ou centre de gravité) de l'image  $f(x, y)$ . Les moments centroïdes  $\mu$  calculé à l'aide du barycentre  $pq$  de l'image  $f(x, y)$  est équivalent au  $(m_{pq})$  dont le centre a été décalé vers le barycentre de l'image. Par conséquent, les moments centraux sont invariants aux translations d'image. L'invariance d'échelle peut être obtenue par normalisation. les moments centraux normalisés sont définis comme suit (4.23) :

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}, \quad \gamma = (p + q + 2)/2, \quad p + q = 2, 3, \dots \quad (4.23)$$

Sur la base des moments centraux normalisés, Hu [67] a introduit sept invariants momentanés :

$$M_1 = (\eta_{20} + \eta_{02}) \quad (4.24)$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (4.25)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (4.26)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (4.27)$$

$$M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (4.28)$$

$$[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (4.29)$$

$$M_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} + 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (4.30)$$

$$[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

Les sept invariants de moment sont des propriétés utiles d'être inchangés sous la mise à l'échelle, la translation et la rotation de l'image.

#### **Intensité maximale du noyau gaussien avec $\sigma = [0,5 ; 1 ; 2 ; 3 ; 4]$ :**

Le filtre gaussien est une technique spatiale linéaire qui a été classiquement utilisée pour minimiser le bruit présent dans les images. Il existe un lien entre la quantité de bruit atténuée par l'application de ce filtre et le flou de l'image. Ce type de filtre utilise une distribution gaussienne discrète qui peut être exprimée au moyen d'un masque ou noyau gaussien, de taille arbitraire 10. Pour adoucir, une image 3D, les scalaires peuvent être obtenus selon l'équation (4.31).

$$G(i, j, k) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^3 \sigma_i \sigma_j \sigma_k} e^{-\left( \frac{(i - \mu_i)^2}{(2\mu_i^2)} + \frac{(j - \mu_j)^2}{(2\mu_j^2)} + \frac{(k - \mu_k)^2}{(2\mu_k^2)} \right)} \quad (4.31)$$

Où  $(i, j, k)$  sont les coordonnées du voxel,  $\mu_i, \mu_j, \mu_k$  sont les moyennes et  $\sigma_i, \sigma_j, \sigma_k$  sont les écarts-types.

## 4.1.4 Classification

La classification consiste à regrouper les éléments d'un ensemble d'individus ou d'objets en classes (appelées aussi groupes ou catégories). Les éléments d'une classe sont des individus qui ont des caractéristiques communes. L'objectif de la classification est de produire une structure, une arborescence qui met en évidence les liens hiérarchiques entre individus ou entre groupes d'individus [100].

On distingue deux types de classifications : La classification supervisée et la classification non supervisée.

### 1. Classification supervisée

En classification supervisée, les méthodes les plus connues sont les suivantes :

#### (a) Les k plus proches voisins

Appelée aussi en anglais la méthode des (K-NN), elle consiste à déterminer la liste des k plus proches voisins parmi les individus déjà classés pour chaque nouvel individu à classer ; k étant le nombre de voisins à prendre en compte. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces k plus proches voisins. La distance la plus utilisée est la distance euclidienne [82].

Soient deux individus (i,k) caractérisés par le vecteur de caractéristique x de dimension p. La distance euclidienne entre ces individus est obtenue par la formule :

$$d(i, k)^2 = \sum_{j=1}^p (x_{ij} - x_{kj})^2 \quad (4.32)$$

#### (b) Arbres de décision

Un arbre de décision est une structure largement utilisée dans la classification en traitement d'images. Son fonctionnement repose sur des heuristiques construites à l'aide de techniques d'apprentissage supervisé [106]. C'est un classificateur interprétable représenté comme un arbre tel que :

- Les nœuds de l'arbre testent les attributs ;
- Chaque nœud effectue un test sur la valeur d'un attribut dont le résultat indique la branche à suivre dans l'arbre ;

- Il existe une branche pour chaque valeur possible de l'attribut testé ;
- Les flèches précisent les catégories (deux ou plus).

Contrairement à K-NN, les arbres de décision fonctionnent facilement sur des données qualitatives tant que le nombre de caractéristiques n'est pas trop important. La construction d'un tel arbre consiste à définir un nœud, chaque nœud permettant de partitionner les objets en 2 groupes (si c'est un arbre binaire) à partir d'une des variables explicatives. Il convient donc de :

- Définir un critère permettant de sélectionner le meilleur nœud possible à une étape donnée ;
- Définir quand la coupe s'arrête, en définissant un nœud terminal (feuille) ;
- Affecter au nœud terminal la classe la plus probable ;
- Tailler l'arbre lorsque le nombre de nœuds devient trop important en sélectionnant un sous arbre optimal parmi l'arbre maximum ;
- Valider l'arbre à partir de la validation croisée ou d'autres techniques.

Pour construire un arbre de décision, on utilise plusieurs critères tels que le gain d'information et l'entropie.

Le gain d'information est donné par :

$$Gain(X, A) = E(A) - \sum_{j=1}^m \left( \frac{|A_j|}{|A|} + E(A_j) \right) \quad (4.33)$$

Avec :

- A est l'ensemble de données ;
- m est le nombre de valeurs que peut prendre l'attribut considéré ;
- $A_j$  est une partition donnée de A.

L'entropie de la classification doit être calculée au préalable. Elle est définie par :

$$E(P) = - \sum_{i=1}^n (p_i \log p_i) \quad (4.34)$$

Où  $p_i = \frac{|C_i|}{T}$

Avec :

- $p_i$  la probabilité de la classe  $i$  ;
- $|C_i|$  désigne le nombre d'éléments en valeur absolue de la classe  $i$  ;
- $T$  le jeu de données.

L'entropie permet de donner la façon standard de quantifier l'information moyenne contenue par une observation  $x$ . Plus  $p(x)$  est proche d'une loi uniforme, plus l'entropie est élevée.

Si  $p(x) = 1$  pour une seule valeur de  $x$ , l'entropie vaut 0.

### (c) **Random Forest (RF) ``ou forêt aléatoire``**

C'est un algorithme d'apprentissage supervisé. Le classifieur RF est une méthode d'ensemble qui entraîne plusieurs arbres de décision en parallèle avec un « bootstrap » suivi d'une agrégation, désignés conjointement sous le nom de "bagging" (Figure 4.11) Bootstrap indique que plusieurs arbres de décision individuels sont entraînés en parallèle sur divers sous-ensembles de l'ensemble de données d'entraînement à l'aide de différents sous-ensembles de fonctionnalités disponibles. Bootstrap garantit que chaque arbre de décision individuel dans la forêt aléatoire est unique, ce qui réduit la variance globale du classificateur RF. Pour la décision finale, le classificateur RF agrège les décisions des arbres individuels ; par conséquent, le classificateur RF présente une bonne généralisation. Le classificateur RF a tendance à surpasser la plupart des autres méthodes de classification en termes de précision sans problèmes de surajustement. Comme le classificateur arbre de décision (décision tree DT), le classificateur RF n'a pas besoin de mise à l'échelle (normalisation) des caractéristiques. Contrairement au classificateur DT, le classificateur RF est plus robuste à la sélection d'échantillons d'apprentissage et de bruit dans l'ensemble de données d'apprentissage. Le classificateur RF est plus difficile à interpréter mais le réglage des hyperparamètres (ou de l'hyperparamètre) est plus facile à régler par rapport au classificateur DT [18].

#### **Paramètres essentiels de la RF**

- $N\_estimateurs$  : qui correspond au nombre d'arbres que l'algorithme construit avant de prendre le vote maximum ou de prendre les moyennes des prédictions. En général, un nombre plus élevé d'arbres augmente les performances et rend les prédictions plus stables, mais cela ralentit également le calcul.

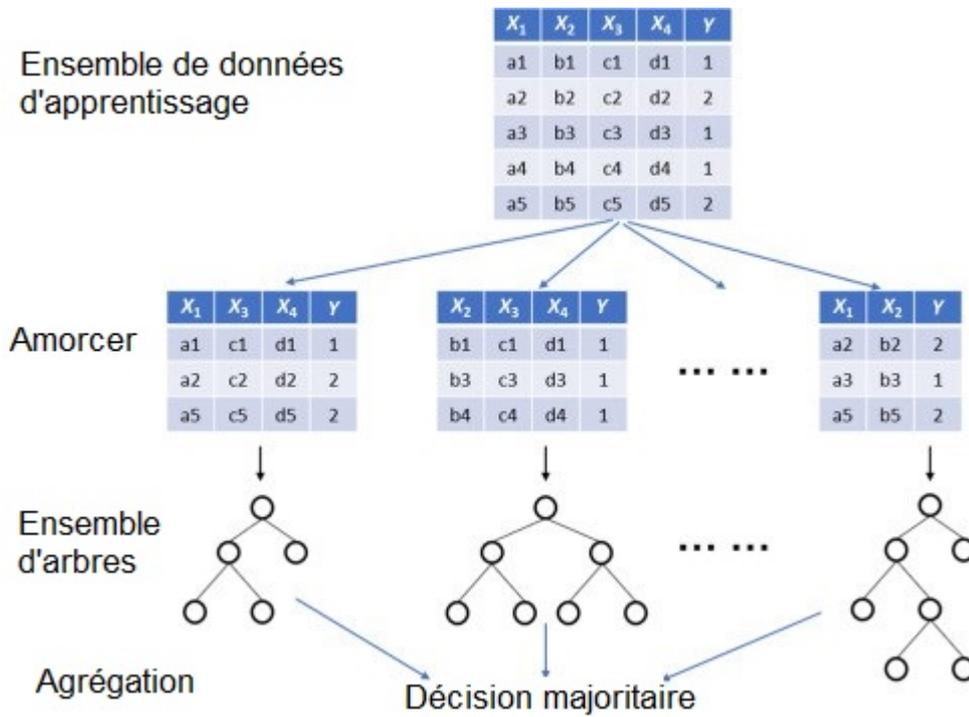


FIGURE 4.11 – Implémentation du classificateur RF sur un ensemble de données qui a quatre caractéristiques ( $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  et  $X_4$ ) et deux classes ( $Y = 1$  et  $2$ ). Le classificateur RF est une méthode d'ensemble qui entraîne plusieurs arbres de décision en parallèle avec un bootstrap suivi d'une agrégation. Chaque arbre est entraîné sur différents sous-ensembles d'échantillons et de fonctionnalités d'entraînement.

- *max\_features* : c'est le nombre maximum de fonctionnalités que la forêt aléatoire considère pour diviser un nœud.
- *min\_sample\_leaf* : il détermine le nombre minimum de feuilles nécessaires pour diviser un nœud interne.

Enfin, il y a une méthode de validation croisée de forêt aléatoire. Dans cet échantillonnage, environ un tiers des données ne sont pas utilisées pour entraîner le modèle et peuvent être utilisées pour évaluer ses performances. Ces échantillons sont appelés échantillons hors sac (Out of bag). C'est très similaire à la méthode de validation croisée « Leave-one-out-cross », mais presque aucune charge de calcul supplémentaire ne l'accompagne. Dans le cadre de la classification, la prédiction de la forêt aléatoire est la classe la plus dominante parmi les prédictions des arbres individuels. S'il y a  $T$  arbres dans la forêt, alors le nombre de votes reçus par une classe  $m$  est défini dans l'équation suivante :

$$V_m = \sum_{t=1}^T I(\hat{Y}_t == m) \quad (4.35)$$

où,  $\hat{Y}_t$  est la prédiction du  $t^{ime}$  arbre sur une instance particulière. La fonction indicateur  $I(\hat{Y}_t == m)$  prend la valeur 1 si la condition est remplie, zéro sinon.

Compte tenu de ces votes, la prédiction finale de la forêt aléatoire est la classe avec le plus de votes :

$$\hat{Y} = \arg \max_{m \in \{1, \dots, M\}} V_m \quad (4.36)$$

(d) **AdaBoost**

L'algorithme AdaBoost est l'une des méthodes de boosting les plus populaires. AdaBoost, abréviation d'Adaptive Boosting, est un algorithme d'apprentissage automatique formulé par Yoav Freund et Robert Schapire [52]. AdaBoost combine une série de classificateurs faibles et construit le dernier puissant pour améliorer les performances du classificateur final. Lorsque les classificateurs faibles sont renforcés, ils ont les poids de vote liés au taux de précision de chaque classificateur faible. Après l'ajout d'un classificateur faible, le poids des données pour l'apprentissage du prochain classificateur faible est également réajusté pour donner un poids plus élevé aux instances mal classées. Ainsi, les futurs classificateurs faibles se concentrent sur les instances que les classificateurs faibles précédents ont mal classées [12] (Figure 4.12).

Soit un ensemble d'observations. Notons  $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$  ou  $x_i \in X$ , les caractéristiques de l'individu  $i$  et  $y_i \in Y = [-1, +1]$ ,  $(y_i)$  la variable à prédire.

On initialise le poids associé à  $i$ ,  $D_t(i) = \frac{1}{m}, i = 1, \dots, m$ .

Pour  $t = 1, \dots, T$  (avec  $T$  le nombre maximal d'itérations) :

Trouver la fonction  $h_t : X \rightarrow [-1, +1]$  qui minimise l'erreur de classification  $\epsilon_t$  en fonction des poids  $D_t$ .

L'algorithme de minimisation de l'erreur de classification est le suivant :

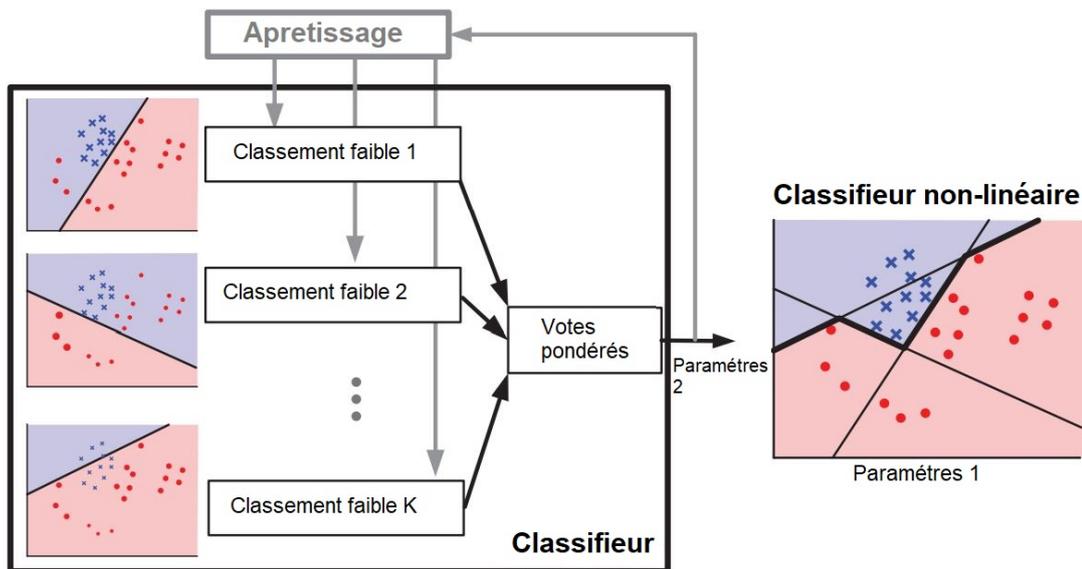


FIGURE 4.12 – Illustration de l’algorithme AdaBoost pour créer un classificateur fort basé sur plusieurs classificateurs linéaires faibles.

---

**Algorithme 4.2** Minimisation de l’erreur de classification

---

**Entrées :** Un ensemble d’apprentissage  $S = ((x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m))$ .

**Sorties :** le classificateur voté  $\forall x, F(x) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T a_t f_t(x))$

Nombre maximal d’itérations  $T$ .

Initialiser la distribution de poids  $\forall i \in (1, \dots, m), D^{(1)}(i) = \frac{1}{m}$ .

**Pour**  $t = 1 : T$  **faire**

- Poser  $\epsilon_t = \sum_{i: f_t(x_i) \neq y_i} D^{(t)}(i)$
- Choisir  $a_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}\right)$
- Mettre à jour la répartition du poids sur les exemples  

$$\forall i \in 1, \dots, m, D^{t+1}(i) = \frac{D^{(t)}(i) \exp^{-a_t y_i f_t(x_i)}}{Z^{(t)}}$$
- Avec  $Z^{(t)} = \sum_{i=1}^m D^{(t)}(i) \exp^{-a_t y_i f_t(x_i)}$

**Fin Pour**

---

(e) **Les réseaux de neurones**

Un réseau de neurones est une méthode de calcul basée sur des fonctions mathématiques dont la conception s’inspire du fonctionnement des neurones biologiques. En effet, les réseaux de neurones sont une méthode d’intelligence artificielle optimisée par des méthodes d’apprentissage de type probabiliste [85] .

(f) **Naïve bayes**

Un réseau bayésien est un graphe orienté et acyclique qui contient des nœuds connectés les uns aux autres par des arcs représentant les dépendances probabilistes entre les variables et les distributions de probabilités conditionnelles pour chaque variable. La classification bayésienne naïve est basée sur le théorème de Bayes avec une forte indépendance des hypothèses [101].

(g) **Machines à support de vecteur (SVM)**

Introduites par Vapnik et al. [152], les SVM sont un algorithme qui consiste à résoudre des problèmes de discrimination qui regroupent deux classes. Nous essayons de déterminer la classe à laquelle appartient un individu entre deux choix possibles. En d'autres termes, les classes sont séparées par un hyperplan optimal qui sépare correctement toutes les données et qui maximise la marge, celle-ci représente la distance du point le plus proche à l'hyperplan (représenté par  $d$  sur la figure.4.13).

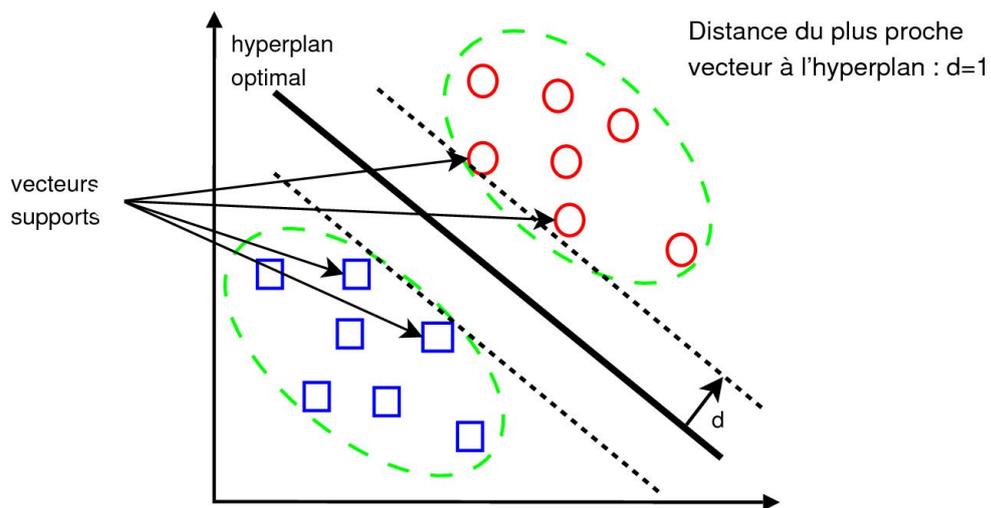


FIGURE 4.13 – Hyper-plan optimal et marge maximale.

2. **Classification non supervisée**

La classification non supervisée est le "clustering" ou "grouping" qui consiste à identifier les populations d'un ensemble de données. Par exemple, supposons que nous ayons un ensemble d'objets notés  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  qui caractérisent un ensemble de descripteurs  $D$ , l'objectif du clustering est d'obtenir les ensembles auxquels appartiennent chaque objet  $x$  de  $X$  noté  $C = [C_1, C_2, \dots, C_n]$ . Cela revient à déterminer une fonction notée  $Y_S$  qui associe à chaque élément de  $X$ , un ou plusieurs éléments de  $C$ . Les deux méthodes essentielles les plus utilisées dans les classifications non supervisées sont :

l'approche du centre mobile (k-moyennes) et l'approche de la classification hiérarchique [152].

(a) **L'approche K-moyennes**

L'algorithme K-moyennes (en anglais -means), est le plus connu des algorithmes non hiérarchiques. Il utilise la distance euclidienne pour les variables quantitatives. Elle consiste à minimiser la somme des carrés des écarts par rapport aux centroïdes de chaque classe.

Le nombre K de classes ici est supposé connu à l'avance. Par exemple, pour un tableau de données  $(x_{ij})_{i=1, \dots, n, j=1, \dots, d}$ , l'algorithme K-moyennes cherche à trouver la partition  $C_1, \dots, C_k$  qui minimise le critère d'inertie intra-classe (Figure 4.14).

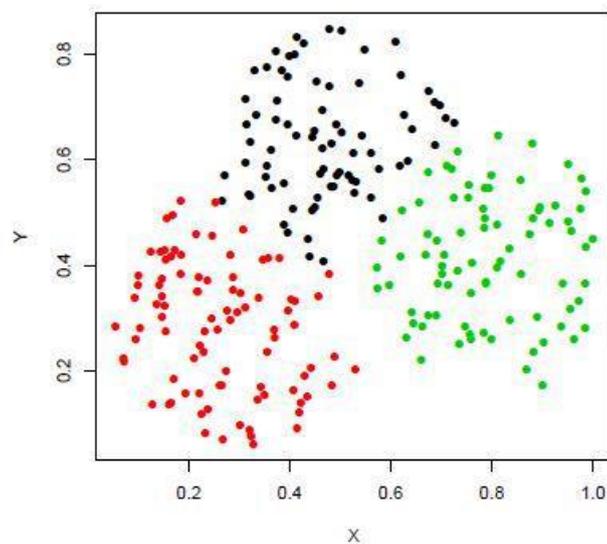


FIGURE 4.14 – Partitionnement de données avec l'algorithme K-moyennes.

De manière itérative, l'algorithme alterne l'affectation des observations à la classe dont le centre de classe est le plus proche, en recalculant les centres de classe. La convergence de l'algorithme est généralement obtenue en quelques itérations. Il existe deux méthodes connues sur le principe des k-moyennes : la méthode des centres mobiles et la méthode des nuées dynamiques.

(b) **L'approche Fuzzy-C Means (FCM)**

La classification floue est une généralisation de la classification binaire. Elle permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré

d'appartenance  $u_{ik}$  (compris entre 0 et 1).

Le principe de la technique de classification Fuzzy-C Means (FCM), développée par Bezdek [14], peut être décrit comme suit :

Soit  $X = x_k, k = 1, \dots, n$ , un sous-ensemble d'un espace E, de dimension n. Nous cherchons à segmenter X en c classes suivant une classification floue. Chaque classe C est caractérisée par son prototype  $v_i$ , et  $V = v_i, i = 1, \dots, c$  l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme FCM tente de minimiser la fonction objective J décrite par l'équation 4.37 [160].

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^c n_{k=1} u_{ik}^m d^2(x_k, V_i) \quad (4.37)$$

Avec m est le degré de flou.

De la même façon, les degrés d'appartenance et les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation. Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$\begin{aligned} 0 \leq u_{ik} \leq 1 & \quad \forall i \in [1, c], \quad \forall k \in [1, n] \\ \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 & \quad \forall k \in [1, n] \\ 0 < \sum_{k=1}^c u_{ik} < n & \quad \forall i \in [1, c] \text{ Aucune classe vide.} \end{aligned}$$

Les degrés d'appartenance  $u_{ik}$  et le centroïde  $v_i$  s'expriment comme suit :

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{1-m}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, V_j))^{\frac{2}{1-m}}} \quad (4.38)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (4.39)$$

Dans ce qui suit nous présentons l'algorithme appliqué par la méthode FCM (4.3) :

---

**Algorithm 4.3** Algorithme de la méthode FCM

---

**Étape 1 :** Fixer les paramètres :

$c \leftarrow$  nombre de classes .

$\varepsilon \leftarrow$  seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple :  $\varepsilon = 0.001$  ).

$m \leftarrow$  degré de flou, généralement égal à 2.

**Étape 2 :** Initialiser la matrice des *degrés d'appartenances*  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

**Étape 3 :** Mettre à jour la matrice prototype  $V$  par la relation 4.39.

**Étape 4 :** Mettre à jour la matrice degrés d'appartenances par la relation 4.38.

**Étape 5 :** Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

$$\|U^{ancien} - U^{nouveau}\| < \varepsilon$$

---

### (c) La classification hiérarchique

C'est un ensemble de méthodes qui permettent de classer des individus, des modalités, des variables en divers groupes que l'on souhaite homogènes, pour les variables que l'on soumet à l'analyse. Chacune de ces méthodes conduit à la réalisation d'un arbre hiérarchique à partir duquel l'analyste décidera du nombre de groupes à constituer. Le processus de classification est itératif. Il est construit d'une part sur les distances entre individus et d'autre part entre groupes d'individus. On distingue deux types de classifications hiérarchiques : La classification hiérarchique ascendante et la classification hiérarchique descendante [100].

### 3. Modèle de classification utilisée

L'idée dans ce travail est de comparer les deux méthodes de classification Random Forest et AdaBoost qui sont fréquemment utilisées à cette fin ([146] ; [156]).

RF et AdaBoost sont tous les deux des classificateurs ML. La différence entre eux est que RF utilise des arbres de décision parallèles et indépendants tandis qu'AdaBoost utilise des arbres séquentiels. La motivation pour l'utilisation de RF et AdaBoost dans ce travail est basée sur leurs avantages : faible risque de sur-apprentissage, du fait de l'utilisation dans l'algorithme, d'un nombre suffisant d'arbre , bonne précision malgré l'ensemble de données manquantes et convergence rapide

Pendant la phase d'apprentissage, la base de données est divisée en un ensemble d'apprentissage et de test afin de tester la classification sur des données que le modèle n'a jamais rencontrées dans la phase d'apprentissage. Dans notre étude, la base de données est divisée en 80% pour l'apprentissage et 20% pour le test.

Les caractéristiques mesurées à partir de la base de données sont transmises aux classificateurs RF et AdaBoost, où chacun des arbres de décision du classificateur (le nombre d'arbres a été choisi à 100) classe ces indicateurs en cas de CAC ou de non CAC, et la classe qui a reçu la plupart des votes est la classe appropriée pour la lésion calcifiée.

Une étude comparative entre les deux classificateurs a été présentée dans le chapitre des résultats.

## **4.2 ÉTIQUETAGE DES CACs**

La plupart des approches mentionnées pour la détection et l'étiquetage des CACs dépendent des scans CCTA et CCT en tant que données cliniques. De même, ils identifient le stade de gravité de la lésion en utilisant un SA total de l'arbre coronaire. Les performances de ces approches sont limitées et nécessitent plus de données pour l'étiquetage et ne parviennent pas à identifier de manière adéquate la précision du diagnostic.

Pour un bon étiquetage, le choix des fonctionnalités de l'algorithme de classification RF est essentiel. La notation de chaque candidat, pour chaque artère puis pour tout le volume, donne plus de détails sur la lésion et des conseils pour un diagnostic correct.

### **4.2.1 Méthode de classification**

Le but de cette partie était d'étiqueter la CAC en fonction de son emplacement : RCA, LCA, LAD et LCX. Une CAC compliquée où elle se trouve à côté de la séparation de deux artères coronaires principales, elle ne peut pas être considérée comme une seule CAC, mais il s'agit de deux CACs collées (figure 4.15). Notre système considère chaque voxel d'une CAC comme un candidat indépendant. Un classificateur RF a été entraîné à diviser les calcifications en fonction de leur lit artériel.

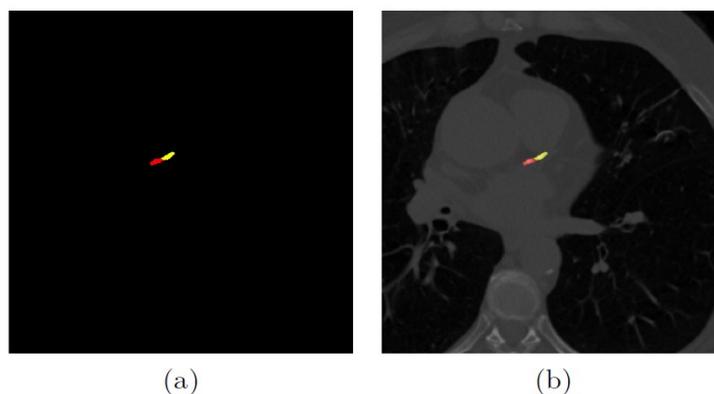


FIGURE 4.15 – Exemple de bifurcation d’une CAC. (a) et (b) représentent respectivement la segmentation et le marquage d’une CAC de bifurcation. Les couleurs rouge et jaune représentent respectivement les calculs LCA et LCX.

### 4.2.2 Paramètres utilisés

Pour l’étiquetage des CAC voxel par voxel sur la base de l’anatomie cardiovasculaire [4] et suivant la vue court axe du cœur (figure 4.16), nous avons créé une carte qui nous a permis de localiser et de marquer les CACs sans segmenter les artères coronaires.

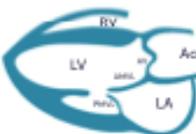
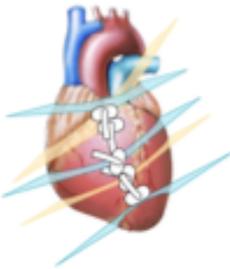
		
long axe	parasternale grand axe	parasternale grand axe droite
		
	Base	mid-ventricule
		
petit axe	ventricule gauche base	ventricule gauche medium

FIGURE 4.16 – Visualisation du cœur à l’aide d’une vue parasternale à axe court modifiée.

Des caractéristiques spécifiques ont été extraites et seront mentionnées plus tard afin d’étiqueter les CACs. Pour mener à bien ce processus, nous avons suivi ces quatre étapes :

- Définition automatique du centre de l’aorte : l’aorte est un repère anatomique retrouvé

dans les premières sections du cœur (dans la première coupe choisie manuellement). L'aorte, dans ce cas, paraît circulaire. La transformation de Hough a été appliquée pour extraire l'AA [166].

- Division du volume en 32 fragments : notre idée s'est inspirée de *bull's eye plot* [145]. Nous avons schématisé une carte pour extraire un paramètre de localisation qui aide le classificateur à étiqueter correctement les CACs. Notre idée était de créer deux cercles de même centre A et de diamètres différents AB et AC respectivement, où A est situé au centre de l'aorte, B est situé au point de bifurcation de la LCA en deux coronaires : LCX, LAD et C est à l'extérieur du cœur avec  $AB < AC$ .

Le cercle a été divisé en 16 fragments triangulaires. Nous avons ainsi obtenu 32 fragments numérotés de 1 à 32. La carte schématique a été appliquée aux images axiales du volume (Figure 4.17). Anatomiquement  $AB \approx 30mm$  et le rayon du cœur presque égal à  $60mm$  en vue axiale. Comme la résolution de l'image change d'un fournisseur à l'autre, nous avons calculé automatiquement la distance AB selon l'équation suivante :  $AB = \frac{30}{Es.X}$  et  $AC = \frac{60}{Es.X}$  (avec Es est l'espacement des éléments du pixel X) ;

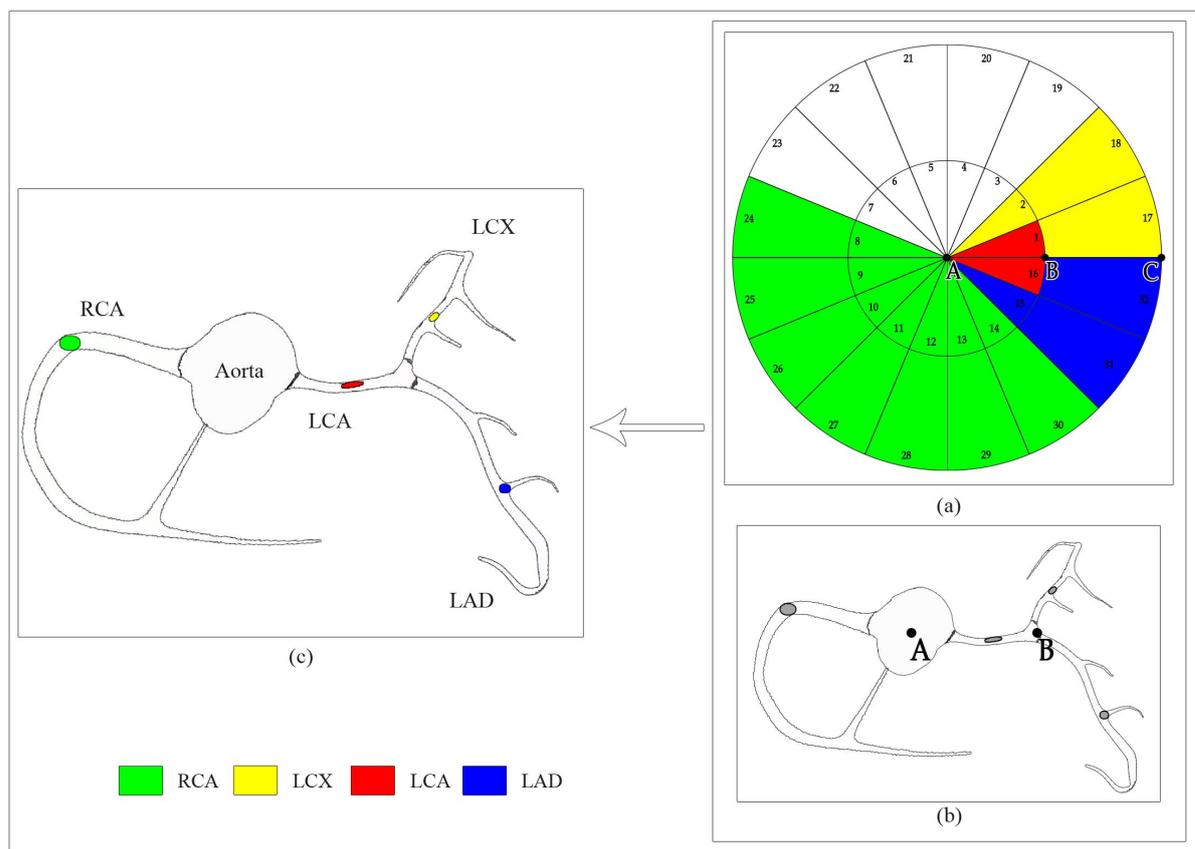


FIGURE 4.17 – Processus suivi pour classer les CACs. (a) Représentation de l'emplacement de l'artère coronaire sur une carte circulaire, (b) représentation de l'arbre de l'artère coronaire contenant différentes calcifications où A et B représentent respectivement le centre de l'aorte et la bifurcation de l'artère coronaire principale gauche, (c) CAC étiquetée dans l'arbre de l'artère coronaire. Les régions de couleur verte, jaune, rouge et bleue représentent respectivement les régions coronaires RCA, LCX, LCA et LAD, tandis que la région non colorée ne contient généralement pas de branches coronaires principales.

- Calcul des paramètres du voxel de la CAC : intensité, distance du centre voxel-aorte, segment qui contient le CAC, et position du voxel (x ; y ; z) ;
- La classification a été effectuée : selon l'emplacement des CACs, celles-ci ont été étiquetées comme RCA, LCA, LCX et LAD.

Le résultat de cette classification est le résultat de l'étiquetage des calcifications coronaires. Une étude comparative entre les deux classificateurs SVM et RF a été faite, afin de tester leurs robustesses et choisir le meilleur classifieur (voir chapitre 5, tableau 5.6).

## 4.3 CALCUL DU SCORE CALCIQUE (SC)

Le SC coronaire est une évaluation chiffrée de l'étendue des dépôts athéromateux calcifiés observés au niveau des parois des artères du cœur, les coronaires. Ce score est calculé à partir d'un simple scanner thoracique qui est réalisé sans perfusion, ni injection de produit de contraste. Le SC a plusieurs rôles dans la détection des maladies cardiovasculaires tels que :

- Le SC permet un dépistage et une quantification fiable des calcifications coronaires.
- Il permet de mieux classer les patients pour une prévention adaptée des évènements cardiovasculaires.
- Il fournit des informations pronostiques chez les diabétiques de type 2 asymptomatiques sans maladie coronaire connue.
- C'est probablement le meilleur moyen d'évaluation du risque coronarien parmi les algorithmes actuels.

Dans les définitions suivantes, nous décrirons les différents types de calculateur de score. Ensuite, nous détaillerons les calculateurs de score utilisés. Enfin la notion de SA total et partiel est présentée.

### 4.3.1 Score d'Agatston

Le premier protocole quantitatif des CACs pratiquement applicable a été introduit par Arthur Agatston et ses collègues [4], et est toujours resté la méthode standard dans la quantification des CACS. Toute structure ayant des densités de 130 HU ou plus et ayant une aire de  $1\text{mm}^2$  ou plus est segmentée en foyer calcifié, et les foyers recouvrant le site anatomique des artères coronaires étaient considérés comme représentant des plaques calcifiées. Les foyers calcifiés dont l'aire est inférieur à  $1\text{mm}^2$  (comportant au plus 2 pixels) représentent un bruit d'image dans les normes.

Dans chaque foyer calcifié segmenté, en fonction de son pic de densité, un score de densité de 1 à 4 a été attribué. Les scores de densité stratifiés 1,2,3 et 4 correspondent aux plages de densité  $130 - 199\text{HU}$ ,  $200 - 299\text{HU}$ ,  $300 - 399\text{HU}$  et  $\geq 400\text{HU}$ , respectivement. Les facteurs déterminants les plus importants dans le calcul du score de calcium de chaque plaque, sont la surface mesurée de chaque plaque calcifiée et sa densité. Le score total d'Agatston (SA) de

chaque individu a été calculé en additionnant les scores de chaque foyer calcifié à travers toutes les artères coronaires [4]. La figure 4.18 montre la technique de mesure du score d'Agatston et ses valeurs résultantes.

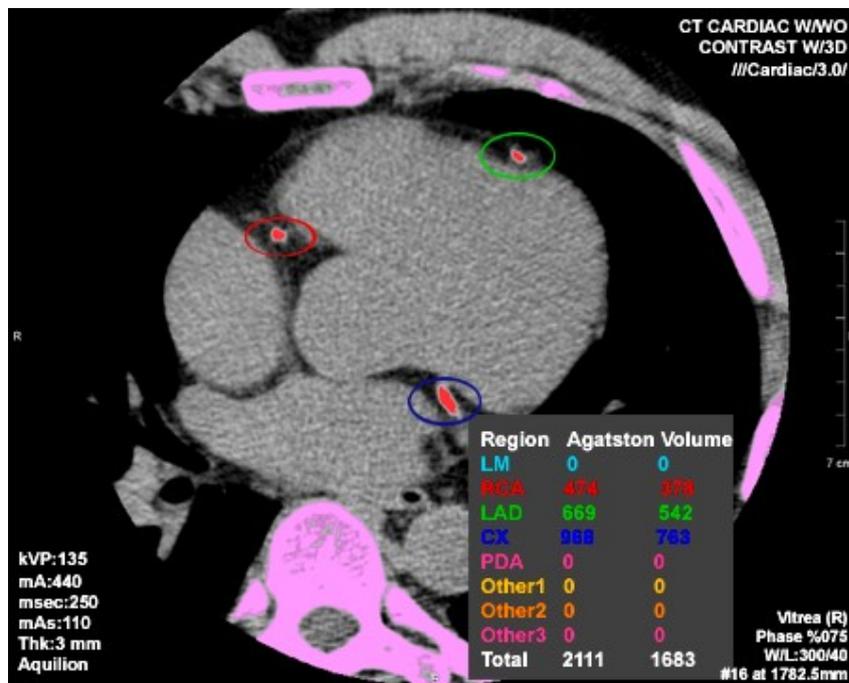


FIGURE 4.18 – Technique de mesure du score d'Agatston

### 4.3.2 Score de volume

Le score de volume de calcium est une mesure pour quantifier et calculer le calcium dans les artères coronaires. Étant donné que le SA nécessitent une technique de mesure relativement complexe, dans le but de simplifier la mesure du calcium coronaire et d'augmenter sa reproductibilité, le « score de volume » a été introduit pour la première fois par Callister et al. [24]. Son calcul inclut tous les voxels avec une atténuation Hounsfield  $> 130UH$  et ceci est fait en multipliant le volume de chaque voxel, déterminé par la zone et l'épaisseur de la coupe avec le nombre de voxels présentant une calcification. Le score de volume de calcium s'est avéré être la méthode la plus robuste et reproductible, mais est plus sensible aux effets de volume partiel et semble plus sujet à la variabilité entre les examens, concernant la position de la plaque dans la coupe axiale. Contrairement au score d'Agatston, le score de volume de calcium ne prend pas en compte le facteur densité de calcium dans le calcul, et mesure simplement le volume de pixels calcifiés. Il semble être un prédicteur significatif et indépendant des événements cardiovasculaires indésirables majeurs (MACE) accidentels, dans les deux ans chez les individus symptomatiques [24].

Selon l'American College of Cardiology Foundation/ American Heart Association (ACCF/ AHA), un document de consensus indique que des quantités accrues de calcium coronaire, sont associées à un risque accru d'événements cardiovasculaires majeurs (MACE) :

- Score CAC de 1-100 : faible risque avec un risque relatif de 1,9 ;
- Score CAC de 101-400 : risque modéré avec un risque relatif de 4,3 ;
- Score CAC de 401-999 : risque élevé avec un risque relatif de 7,2 ;
- Score CAC >1000 : risque très élevé avec un risque relatif de 10,8.

$$Volume\ score = \sum surface \times \acute{e}paisseur\ de\ coupe$$

### 4.3.3 Score de masse

En 2004, Hong et al. [66], Schoepf et al. [130] ont introduit une technique pour mesurer le «score de masse » des plaques coronaires calcifiées qui mesure la masse réelle absolue de calcium coronaire. Bien qu'il puisse être considéré comme plus précis et plus reproductible que les scores d'Agatston et de volume, il nécessite un fantôme contenant différentes concentrations d'hydroxyapatite de calcium (CaHA), placé sous le thorax du patient, afin de calibrer le calcium coronaire segmenté ([129] ; [130]). Le score absolu est exprimé en milligrammes de CaHA dans cette stratification. Malgré la présence de quelques articles révélant ses faiblesses, il est montré que le score de masse peut être encore plus reproductible qu'Agatston, ou les scores de volume dans les scores élevés ([133]).

### 4.3.4 Score de couverture en calcium

Plus récemment en 2008, Brown et al. [20] ont établi une autre technique appelée score de couverture calcique. En appliquant le score de couverture calcique dans une étude multi-éthnique sur l'athérosclérose (MESA), associée à sa corrélation avec la SA et le score de masse, le pourcentage d'artères coronaires impliquées dans la calcification a été appelé score de couverture calcique. Il a été démontré que le score de couverture calcique s'accompagnait d'hypertension et de diabète ainsi que de dyslipidémie ([133]).

Dans la pratique clinique, il existe deux mesures de CAC classiquement utilisées : le score d'Agatston (SA) et le score du volume (SV), qui sont tous deux des méthodes de quantification

de la charge de calcification du cœur entier. L'équation de calcul SV mesure simplement le volume de la CAC. Nous avons proposé dans ce travail, un paramètre de calcul du SA, mais en 3D. Ce paramètre permet de calculer le SA des CACs en 3D, et nous lui avons donné le nom  $3D\_SA$ . Il a été calculé en fonction du volume et de l'intensité du voxel. L'avantage de ce dernier est l'inclusion de l'espace inter coupes.

### 4.3.5 Scores calciques partiel et total

En pratique clinique, l'AS [4] et le score de volume (SV) [124] sont les indices les plus utilisés pour la quantification du calcium coronaire. Le SA se calcule à l'aide d'une fonction mathématique. C'est le produit de la zone  $A_i$  de la lésion et d'un facteur de pondération  $W_i$ , qui dépend du pic de la densité de la lésion. Le SA total de chaque patient a été calculé en additionnant les scores de chaque foyer calcifié sur toutes les bandes de volume (4.40).

$$Agatston\_score = \sum_{i=1}^N (A_i \times W_i) \quad (4.40)$$

Le volume de voxels a été calculé en utilisant l'équation (4.41). Suite aux travaux de [96], nous avons pu calculer la calcification  $3D\_SA$  selon ((4.42)(4.43)(4.44)).

$$Voxel_i = EsX_i \times EsY_i \times ThicknessZ_i \quad (4.41)$$

$$3D\_SA \ CAC = \sum_{i=1}^M (Voxel_i \times W_i) \quad (4.42)$$

$$3D\_SA \ Artère = \sum_{i=1}^M (3D\_SA \ CAC_i) \quad (4.43)$$

$$3D\_SA \ Total = \sum_{i=1}^N (3D\_SA \ Artère) \quad (4.44)$$

Où  $EsX_i, EsY_i$  sont la taille du pixel, N et M sont respectivement le nombre de pixels et de voxels dans la lésion évaluée.

Et les poids (W) sont représentés comme suit :

$$\begin{aligned}
130 - 199HU &\implies W = 1 \\
200 - 299HU &\implies W = 2 \\
300 - 399HU &\implies W = 3 \\
\geq 400HU &\implies W = 4
\end{aligned}
\tag{4.45}$$

Dans des travaux antérieurs, on retrouve les scores SA total et partiel obtenus pour les quatre artères coronaires principales [155]. Cependant, dans cette étude, nous étions motivés par le fait que le  $3D\_SA$ , la densité et la position de chaque CAC peuvent expliquer la gravité du risque et donner plus de précisions de l'étendue de la lésion.

Rumberger et al. [124] ont initialement proposé des catégories conventionnelles pour la notation des CAC selon la valeur du SA. La valeur du  $3D\_SA$  sera logiquement supérieure aux valeurs de SA standards.

$$\text{Catégories de risque du SA} = \begin{cases} 1 - 10 & \implies \textit{Minimal} \\ 11 - 100 & \implies \textit{Moyen} \\ 101 - 400 & \implies \textit{Modeste} \\ > 400 & \implies \textit{Sévère} \end{cases}
\tag{4.46}$$

## 4.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons mis au point une approche performante, pour la segmentation des CACs sur des images TDM, dans le cadre de l'aide au diagnostic, en partant d'une segmentation grossière de l'image, pour l'extraction de la surface extérieure du cœur (mentionnée dans le chapitre 3).

La méthode développée dans ce travail se divise en trois parties. Premièrement, nous avons segmenté d'abord toutes les calcifications cardiaques qui ont une densité  $> 130HU$ , puis une classification binaire objet par objet afin de préserver la vraie CAC, en sélectionnant les paramètres les plus pertinents par l'algorithme ReliefF. Cette étape est basée sur les caractéristiques des CACs trouvées dans la littérature.

Deuxièmement, un multiclassifieur RF voxel par voxel a appris à étiqueter chaque CAC et trouver sa position dans les quatre branches coronaires (RCA, ACL, LAD et LCX), en utilisant des caractéristiques spécifiques (intensité, distance du centre voxel-aorte, segment qui contient le CAC, position du voxel).

Enfin, les scores calciques (SA) et ( $3D\_SA$ ), qui représentent des outils de diagnostic très importants pour les médecins, sont calculés. L'un des apports de cette thèse est la détermination des valeurs de score de chaque CAC et de chaque coronaire que notre système propose pour les patients présentant des calcifications coronaires. Ces valeurs importantes sont rarement discutées dans la littérature, elles donnent au médecin plus d'informations sur la nature de chaque CAC et sa gravité par rapport aux autres CACs.

Dans le prochain chapitre nous mettons en œuvre un protocole de validation des résultats obtenus en appliquant les différentes étapes citées précédemment, pour juger quantitativement leur qualité.

# Chapitre 5

## RÉSULTATS ET DISCUSSION

Dans cette thèse, nous avons présenté un cadre unifié pour la détection et l'étiquetage automatique des calcifications coronaires sur les images CT cardiaques, à des fins diagnostiques et thérapeutiques. Nous avons également proposé quatre approches automatiques : la sélection du volume d'intérêt (VOI) pour la segmentation de la surface externe du cœur, la détection des vraies CACs, le marquage et le calcul du SA et le volume du score partiel et total des CACs respectivement. Dans ce chapitre, nous présentons les résultats des différents traitements proposés. Une évaluation des résultats est réalisée afin de juger de la qualité de notre approche.

### 5.1 Environnement de travail et base de données

Les expériences ont été mises en œuvre à l'aide d'un ordinateur avec processeur Intel Core *i7 - 5500 U* ( $42 \times 40$  GHz), 8 Go de RAM, et les calculs ont été effectués avec le logiciel *MATLAB 9.6 (R2019a)*, sous le système d'exploitation *Windows 10*.

La base de données *orCaScore* a fourni des données qui seront utilisées pour classer le CAC et évaluer le classificateur. Elle se compose à la fois de données CCT et CCTA de 72 patients de quatre hôpitaux différents et de quatre fournisseurs différents.

Les CCT ont été acquis avec une tension de tube de  $120kV$ , une résolution dans le plan allant de  $0,4mm \times 0,4mm$  à  $0,5mm \times 0,5mm$ , et une épaisseur de coupe  $2,5mm$  (GE),  $3mm$  (Philips, SIEMENS et TOSHIBA). Les images ont été reconstruites en matrices de résolution  $512 \times 512$ , et une mise à l'échelle du champ de Hounsfield 16 bits. Les coupes comprennent tout le volume cardiaque depuis le niveau de la bifurcation trachéale jusqu'à la base du cœur ( $56 \pm 9$  coupes par patient). Le jeu de données contient des images volumétriques : 32 patients fournissent une image de vérité terrain par patient sous forme de CAC segmen-

tée et étiqueté spécifique d'une artère, et un ensemble d'accompagnement d'images de 40 patients sans vérité terrain. Toutes les données ont été étiquetées manuellement par deux cardiologues expérimentés (le premier et le deuxième cardiologues ont respectivement 2 et 6 ans d'expérience en imagerie CT cardiaque) à l'aide d'un logiciel de calcul spécial personnalisé (*CardIQ Xpress 2.0, station de travail AW, GE Healthcare*).

Chaque CAC a été affectée à l'une des quatre classes : comme appartenant à la calcification de l'artère coronaire droite (RCA), à la calcification de l'artère coronaire gauche (LCA), à la calcification de l'artère descendante antérieure gauche (LAD) et à la calcification de l'artère circumférentielle gauche (LCX).

Etant donné que nous avons utilisé des méthodes basées sur l'apprentissage automatique, l'ensemble de données a été divisé en 32 scans pour l'apprentissage et 40 scans pour les tests et l'évaluation finale. L'ensemble d'apprentissage est constitué de 17 volumes contenant des calcifications coronaires et 15 volumes contenant des calcifications non coronaires. L'ensemble de test comprend 26 volumes contenant des calcifications coronaires et 14 volumes contenant des calcifications non coronaires. Dans cette expérience, nous avons utilisé uniquement les séquences CCT.

### **Constat sur la base de donnée**

Dans cette partie nous mentionnons les problèmes rencontrés dans la base de données :

- Les images du fournisseur 2 (Philips) commencent à partie des coupes 2 ;
- Les images du fournisseur 4 (TOSHIBA) sont très bruitées ;
- Quelques volumes dans la base de données commencent par l'apex des poumons et d'autres commence à partir des troncs pulmonaires ;
- Certains volumes contiennent plusieurs coupes hors du cœur (le foie est inclus) ;
- Les images sont obtenues à partir de différents matériels ;
- Les constants de chaque scanner utilisé sont un peu différents ;
- Certaines calcifications se localisent au niveau des coronaires et d'autres sur les valves et aortes ;
- Les patients sont de sexe différent (femmes et hommes) ;
- La localisation des CACs est différente (dans toutes les branches coronaires).

Cette variété de matériel et de cas ont enrichi notre base de données. Notre programme a été adapté à ces problèmes pour obtenir de bons résultats, qui seront présentés par la suite dans ce chapitre.

## 5.2 ÉVALUATION DES RÉSULTATS

Notre objectif dans cette thèse est l'analyse d'images CT cardiaques dans le cadre du suivi de patients atteints de CAC. L'étiquetage de chaque calcification et la mesure du score partiel et total de cette dernière, permet de donner plus d'informations au médecin sur l'état du patient, et de préciser le diagnostic. Mais dans un premier temps, il est plus logique de commencer par limiter la zone de recherche (ROI), en extrayant la zone d'intérêt, avant de segmenter les CACs. Nous devons donc passer par la segmentation de la totalité du volume cardiaque avec la graisse qui l'entoure et éliminer tous les organes ou structures qui l'entourent.

La chaîne de traitement a été présentée dans les chapitres précédents. Il reste donc à choisir les quantificateurs qui permettront une évaluation objective et à expliquer les résultats sur la segmentation des lésions.

En général, effectuer une évaluation d'un système de traitement d'images médicales n'est pas une tâche facile. Pour un problème de segmentation, les structures à détecter sont plus ou moins visibles selon leurs tailles et leurs contrastes, ce qui ne facilite pas l'établissement d'un résultat optimal. L'algorithme de segmentation automatique doit se rapprocher le plus possible de la segmentation manuelle.

Dans le cas de la segmentation des CAC et des micro-calcifications coronaires, le problème est encore plus compliqué. Les objectifs d'un système de segmentation automatique des images CT cardiaques pour les CACs sont en effet multiples : aide au diagnostic, suivi de l'évolution de l'état du patient, mesure du degré de sévérité de la lésion, etc.

Pour comparer le masque binaire obtenu par segmentation automatique avec la segmentation manuelle, une simple comparaison de voxel à voxel n'est donc pas suffisante pour mesurer la qualité du travail produit. Des mesures d'évaluation sont présentées pour ce rôle.

### 5.2.1 Résultat et évaluation qualitative de la méthode

Cependant, afin de réaliser une étude complète, la validation des résultats obtenus par des cardiologues experts était nécessaire. Ainsi, une étude de perception a été réalisée avec l'hypothèse que le temps de réponse pour identifier le nombre de lésions dans une image prétraitée est inférieur à celui d'une image originale (non prétraitée). L'expérience a été menée avec deux cardiologues ayant des années d'expérience variables (2 ans et 6 ans d'expériences). L'analyse de l'étude de perception a été réalisée avec la motivation de fournir des réponses à toutes les questions suivantes :

- Est-il important d'effectuer une phase de prétraitement volumique du point de vue des cardiologues ?
- Y a-t-il une réduction significative des temps de réponse moyens pour la segmentation et la classification des données prétraitées, par rapport à ceux des données normales ?
- La précision de la détection des lésions dans les données s'améliorent-elles après le prétraitement ?

TABLE 5.1 – Performance de la méthode proposée dans la détection des CAC sans et avec prétraitement.

	Precision %	Temps d'exécution (s)
Volume original	80	65
Volume prétraitée	95	52

Dans l'ensemble, il est évident que les opérations de prétraitement pour l'isolation du cœur servent à faciliter la tâche de détection pour les experts apprenants. Les données sont cruciales et constituent la tâche la plus difficile en matière de détection des anomalies. Ces résultats sont donc intéressants. Les experts ont pris marginalement plus de temps pour analyser les coupes normales, en plus de cela avec un travail intensif. Après la limitation du nombre des coupes afin d'isoler le cœur, le temps de diagnostic a été réduit. L'évaluation quantitative des résultats de l'étude de perception obtenue est présentée dans le tableau 5.1.

### 5.2.2 Résultat et évaluation quantitative de l'isolation 3D du cœur

La comparaison avec la vérité terrain est la meilleure méthode pour valider notre segmentation. En d'autres termes, plus le résultat d'un algorithme est proche de la vérité terrain, plus il

est efficace. Une étude récente de Rim et al. [121] montre que, malgré toutes les avancées technologiques, les opérations de seuillage et la morphologie mathématique restent un outil puissant pour la segmentation de la surface extérieure du cœur.

Il existe des mesures dédiées à la mesure quantitative de la qualité de la segmentation des images médicales. Ci-dessous, nous définissons les paramètres les plus utilisés dans l'évaluation des algorithmes de segmentation d'images cardiaques. La comparaison de ces mesures par le biais des critères d'évaluation, à savoir *le coefficient de Dice*, la *Précision*, la *Corrélation de Pearson (CR)* et la *Distance de Hausdorff* sont essentielles pour juger la qualité de notre segmentation par rapport à la vérité terrain et aux méthodes de segmentation trouvées dans la littérature (chapitre 2). Nous présentons ensuite les mesures citées qui sont largement utilisés pour quantifier la qualité et la fiabilité d'une segmentation, ainsi qu'une comparaison avec la littérature.

### 1. Coefficient de Dice et de Jaccard

Le coefficient de Dice [42], également appelé indice de chevauchement, est la métrique la plus utilisée pour valider les segmentations de volumes médicaux. En plus de la comparaison directe entre segmentations automatiques et vérité terrain, il est courant d'utiliser le Dice pour mesurer la reproductibilité (répétabilité). [169] ont utilisé le Dice comme mesure de la reproductibilité et comme validation statistique d'annotation manuelle où les segmenteurs ont annoté à plusieurs reprises la même image IRM, puis le chevauchement par paire des segmentations répétées est calculé à l'aide du Dice, qui est défini par l'équation (5.1)

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (5.1)$$

où FN, TP, FP représentent vrai négative, faux négative, vrai positive et faux positive respectivement.

L'indice de Jaccard (JAC) [72] entre deux ensembles est défini comme l'intersection entre eux divisé par leur union (équation 5.2)

$$JAC = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (5.2)$$

On note que JAC est toujours plus grand que Dice sauf aux extrema [0,1] où ils sont égaux. De plus, les deux métriques sont liées selon l'équation 5.3.

$$JAC = \frac{DICE}{2 - DICE} \quad (5.3)$$

Cela signifie que les deux indices mesurent les mêmes aspects et fournissent le même classement du système. Par conséquent, ils ne fournissent pas d'informations supplémentaires pour sélectionner les deux ensembles comme métriques de validation comme cela a été fait dans le travail de Crum et al.m [34, 42].

## 2. Précision

Ce paramètre représente le degré auquel le résultat calculé correspond à la vérité terrain, et est calculé comme le montre l'équation 5.4, où P est la précision [143].

$$P = \frac{TN + TP}{TN + FN + TP + FP} \quad (5.4)$$

## 3. Distance de Hausdorff

La distance de Hausdorff est un indicateur de similarité entre deux formes géométriques, elle mesure l'éloignement de deux sous-ensembles d'un espace métrique. La distance directe de Hausdorff (HD) entre deux ensembles A et B de points finis est définie par l'équation 5.6.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \| a - b \| \quad (5.5)$$

Où ( $\|a \sim b\|$ ) est une norme, par exemple la distance euclidienne [143].

Comme cette fonction n'est pas symétrique, elle ne peut donc pas être une distance au sens métrique. Pour cela on utilise la distance indirecte de Hausdorff :

$$HD(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (5.6)$$

où  $h(A, B)$  est appelée la distance de Hausdorff dirigée et donnée par l'équation 5.5

## 4. Corrélation de Pearson (CR)

Le coefficient de Pearson est un indice reflétant une relation linéaire entre deux variables continues. Le coefficient de corrélation varie entre  $-1$  et  $+1$ , le 0 reflète une relation

nulle entre les deux variables, une valeur négative (corrélation négative) signifiant que lorsqu'une des variable augmente, l'autre diminue ; tandis qu'une valeur positive (corrélation positive) indique que les deux variables varient ensemble dans le même sens.

Le coefficient de corrélation  $R$  détermine l'intensité de l'intercorrélation entre deux variables  $x$  et  $y$ , et est calculé en utilisant la formule :

$$R = \frac{n \sum xy - (\sum x \sum y)}{\sqrt{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \sqrt{n \sum y^2 - (\sum y)^2}} \quad (5.7)$$

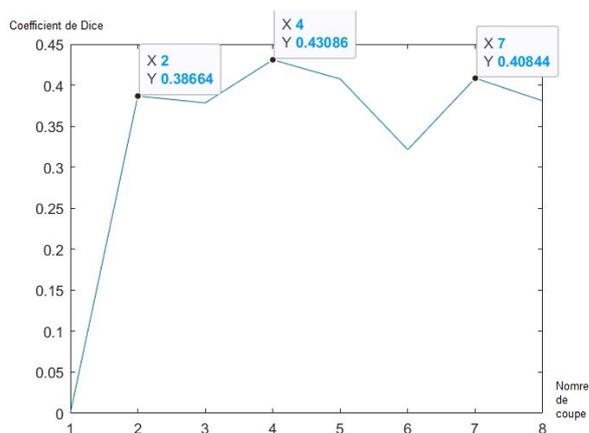
où  $n$  est le nombre de valeurs appariées de  $x$  et  $y$ .

Le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour les données bivariées continues afin de déterminer l'intensité et le sens de l'intercorrélation linéaire entre les deux ensembles de données.

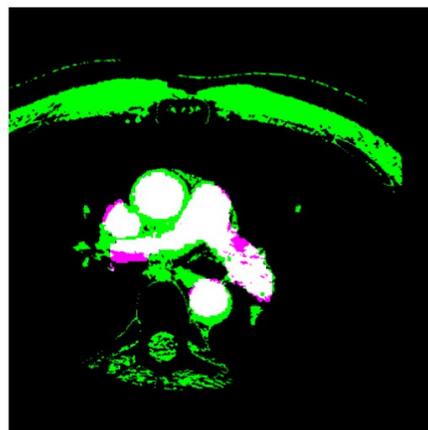
Il est classique de fixer à 5% le risque de première espèce (appelé également risque alpha) : il correspond au risque qu'on prend a priori de conclure à tort qu'un coefficient au moins aussi élevé ne soit pas dû au hasard. Autrement dit, c'est le risque de conclure à tort que les résultats obtenus ne peuvent pas être dus au hasard.

Le  $p\_value$  (appelé également degré de significativité) est calculé a posteriori et correspond à la probabilité qu'on a d'observer un coefficient au moins aussi élevé uniquement en raison du hasard. Une valeur de  $p\_value$  faible indique que l'hypothèse nulle est fausse. On peut conclure que le coefficient de l'intercorrélation est différent de zéro et qu'une relation linéaire existe. Généralement, l'hypothèse nulle est rejetée si la valeur de  $p$  est inférieure à 0,05 [40].

Nous avons proposé un algorithme automatique de détection de la première coupe (PC) du cœur basé sur l'application d'un recalage d'une image de référence extraite d'un atlas (image d'atlas figure 3.3 3, avec les dix premières coupes de volume. La valeur du coefficient de Dice maximal nous amène à choisir la coupe la plus proche de l'image de l'atlas. La figure 5.1 montre le processus suivi pour choisir la PC d'un exemple de volume choisi. La valeur maximale du coefficient de Dice égale à 43% correspond à la section la plus proche de l'image de l'atlas, c'est la PC du VOI.



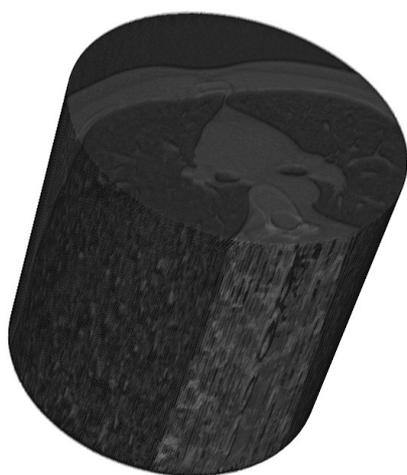
(a)



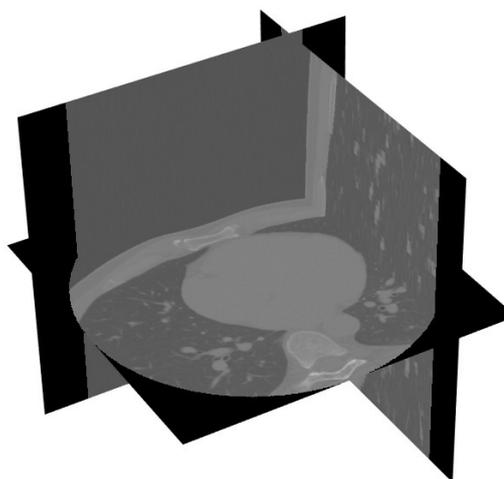
(b)

FIGURE 5.1 – Détection de la PC. (a) : Courbe du coefficient de Dice, (b) : la 4<sup>eme</sup> image recalée avec l'image de référence de l'atlas, représente la PC, les régions blanches, vertes et magenta représentent les pixels similaires, les pixels de l'image du volume et les pixels de l'image de l'atlas respectivement.

Comme mentionné au chapitre 3, la longueur d'un cœur normal est généralement de 120 mm. L'épaisseur de coupe change d'un fournisseur à un autre. Notre programme sélectionne un nombre de coupes correspondant à l'épaisseur de coupe de chaque fournisseur pour couvrir l'ensemble de cœur (figure 5.2).



(a)



(b)

FIGURE 5.2 – Représentation du VOI. (a) : Visualisation 3D du VOI, (b) : visualisation du VOI selon 3 plans (sagittal, axial et coronal).

La figure 5.3 illustre un exemple des résultats de segmentation des poumons et de la cage thoracique en utilisant les méthodes de seuillages et certaines opérations morphologiques, comme

cité dans le chapitre 3. La combinaison proposée des méthodes de segmentations sur les images CT, s'est avérée très efficace dans le processus de la détection de la surface extérieure du cœur.

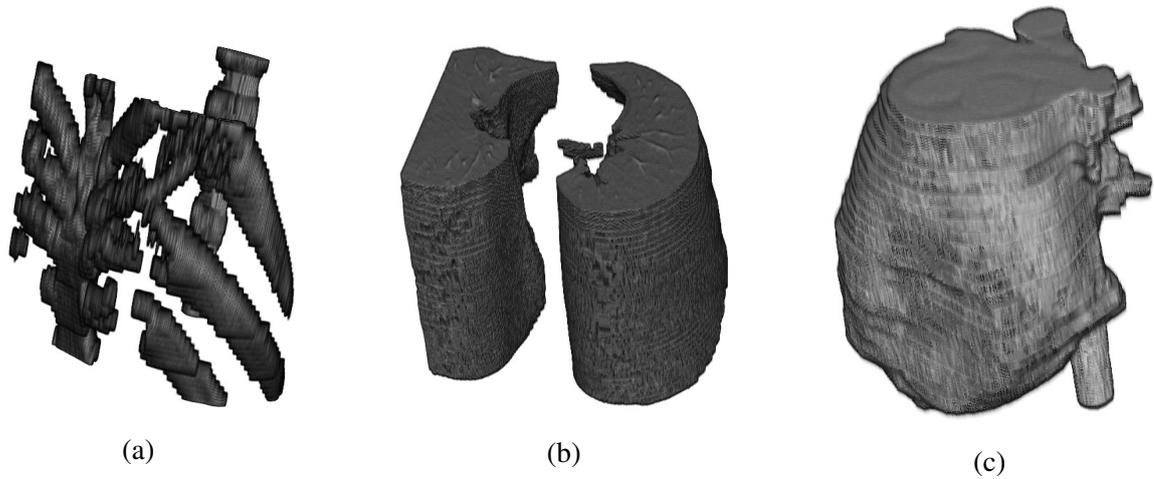


FIGURE 5.3 – Représentation des résultats de la segmentation par la méthode proposée. (a), (b), (c) : Représentation 3D de la cage thoracique, des poumons et du cœur entier respectivement.

Un exemple de la segmentation de la région cardiaque est montré dans la figure (5.4). Une comparaison entre le résultat obtenu (contour jaune), et la vérité terrain (contour rouge) est faite. Il est clair que les résultats obtenus n'étaient pas influencés par le bruit présent dans les images CT, mais dans certains cas, des erreurs de quelques millimètres (généralement dans les bords de l'image) peuvent être trouvées.

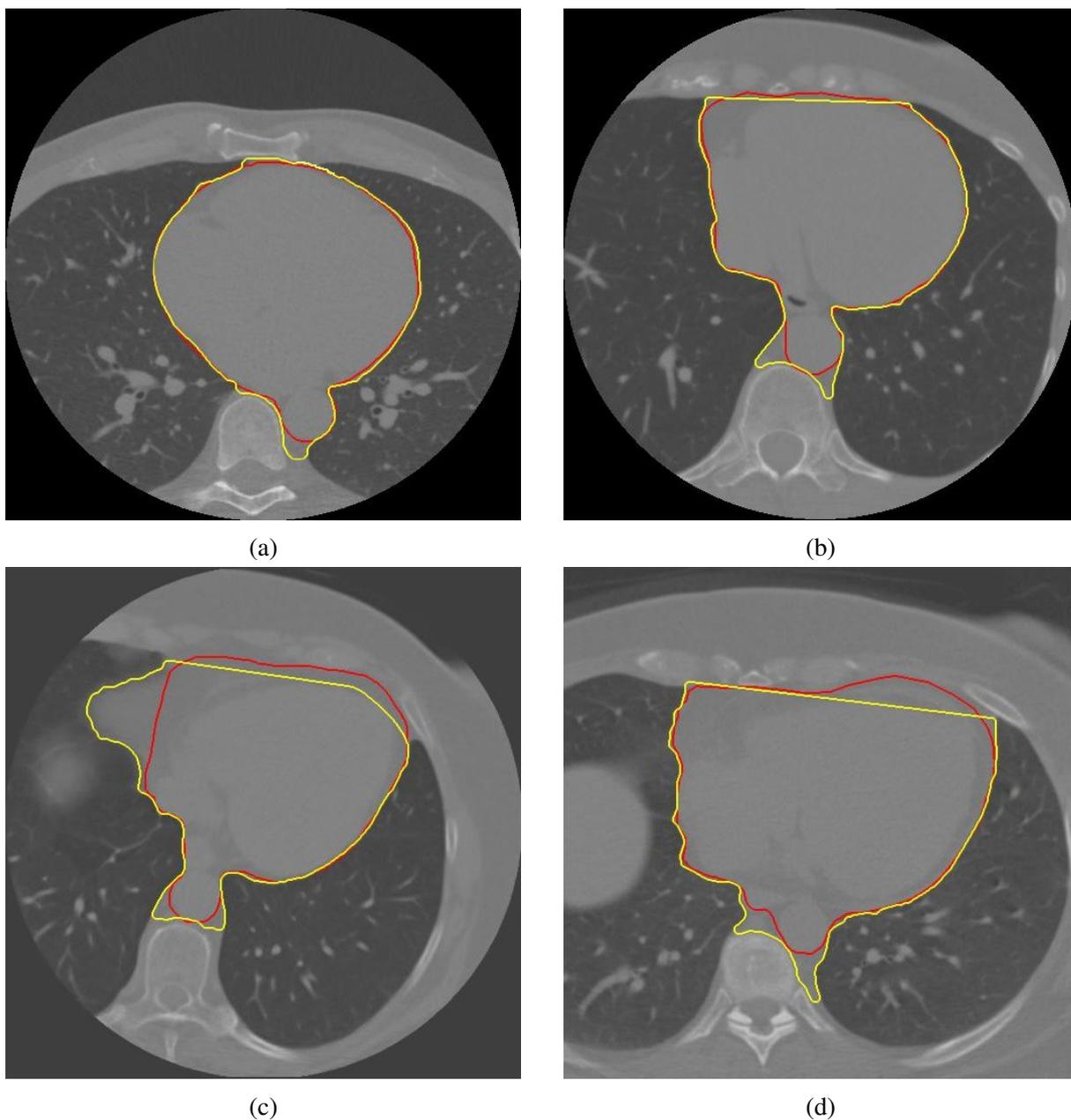


FIGURE 5.4 – Présentation comparative entre la segmentation de la région cardiaque des 4 fournisseurs. (a), (b), (c) et (d) images segmentées des fournisseurs GE, PHILIPS, TOSHIBA et SIEMENS respectivement. Les couleurs jaune et rouge représentent respectivement la segmentation avec la méthode proposée et la vérité terrain.

Les résultats de la segmentation obtenus par l’algorithme proposé sont évalués sur les 72 volumes de test en utilisant l’indice de Dice, la distance de Hausdorff, la précision et la corrélation (CR).

Le coefficient de Dice mesure la correspondance globale de la segmentation prédite et de la vérité terrain, tandis que la distance de Hausdorff mesure les inexactitudes des limites locales. La corrélation quantifie la force de la relation linéaire entre deux variables.

- **Effet sur la segmentation d'images issues de constructeurs différents**

En général, la segmentation des premières coupes de 1 à 30 du volume peut se faire parfaitement. Au-delà de 30 coupes, et si des coupes avec d'assez grandes régions correspondant au foie sont incluses, la segmentation peut être interrompue en raison de la similitude du tissu cardiaque avec le foie. Chez les quatre fournisseurs, on constate que les valeurs d'évaluateur (Dice, précision et corrélation) sont élevées dans les 30 premières coupes et minimales dans le reste des coupes (Figures 5.5, et 5.6). Cela est dû à la similitude des tissus du cœur et du foie. Le programme a cessé de fonctionner dans certains cas.

La figure 5.5 représente des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure des trente premières coupes du cœur des quatre fournisseurs de la base de données orCascore (GE, PHILIPS, TOSHIBA, SIEMENS). La figure 5.6 représente les mêmes métriques pour les coupes allant de 31 jusqu'à la fin du volume. Tandis que la figure 5.7 représente les métriques de la totalité du volume du cœur.

Nous comparons entre les trois ensembles de métrique (Figures 5.5, 5.6 et 5.7) d'évaluation de la segmentation 3D de la surface extérieure du cœur. Il est à noter qu'en termes de coefficient de Dice, précision et de corrélation dans les trois groupes d'évaluation, la meilleure performance (dans la majorité des cas) a été obtenue dans le premier groupe (Figures 5.5) et l'inverse dans le second (Figures 5.6) à cause du bruit dû à la similitude du tissu hépatique et cardiaque. Cela aura une influence sur les performances de l'ensemble du volume (Figures 5.7).

Nous remarquons aussi que la méthode proposée a donné de bons résultats dans les quatre fournisseurs.

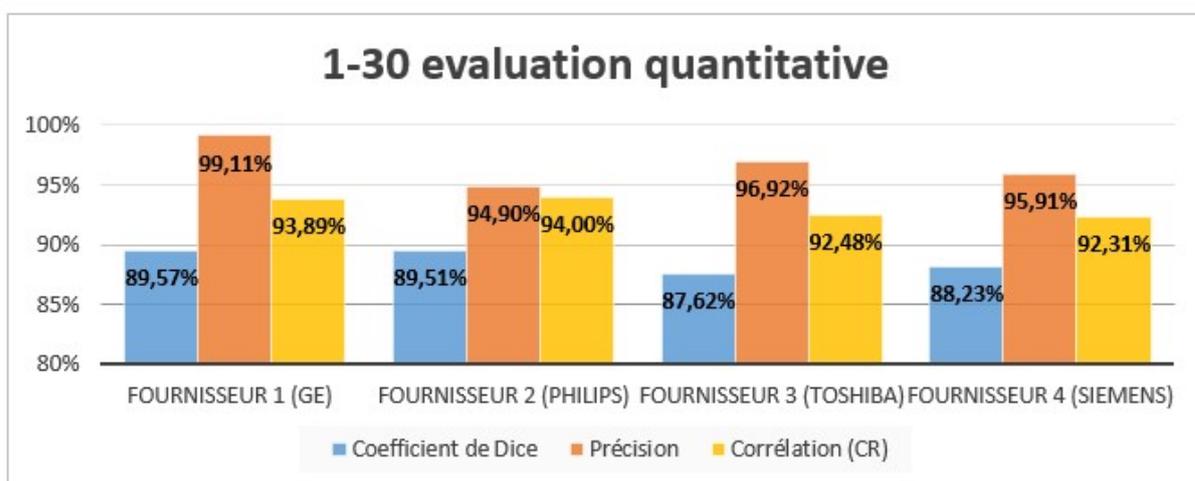


FIGURE 5.5 – Représentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure des coupes 1 à 30 du cœur des quatre fournisseurs de la base de donnée orCascore (GE, PHILIPS, TOSHIBA, SIEMENS).

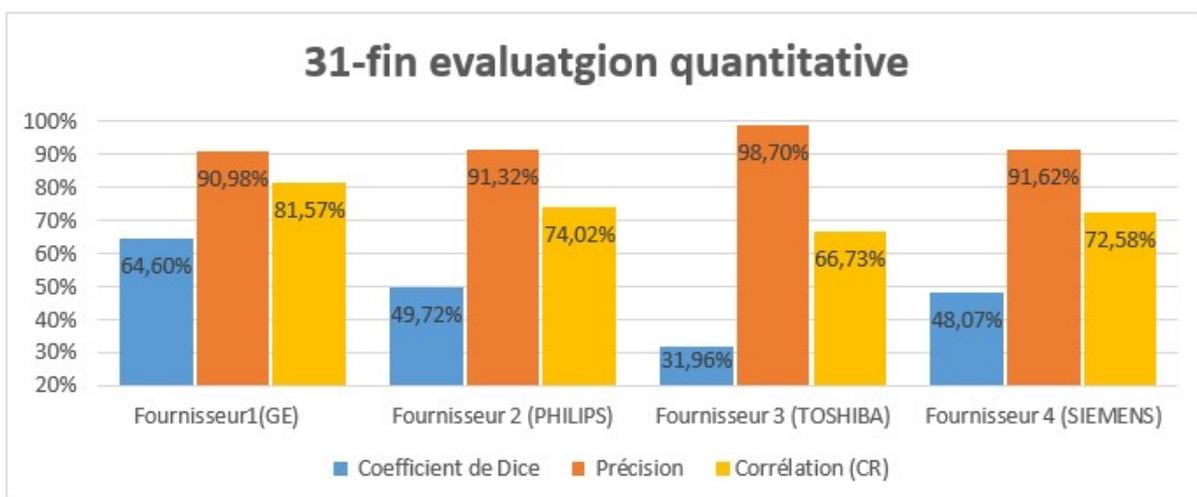


FIGURE 5.6 – Présentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure des coupes 31 jusqu'à la fin du volume du cœur, des quatre fournisseurs de la base de données orCascore.

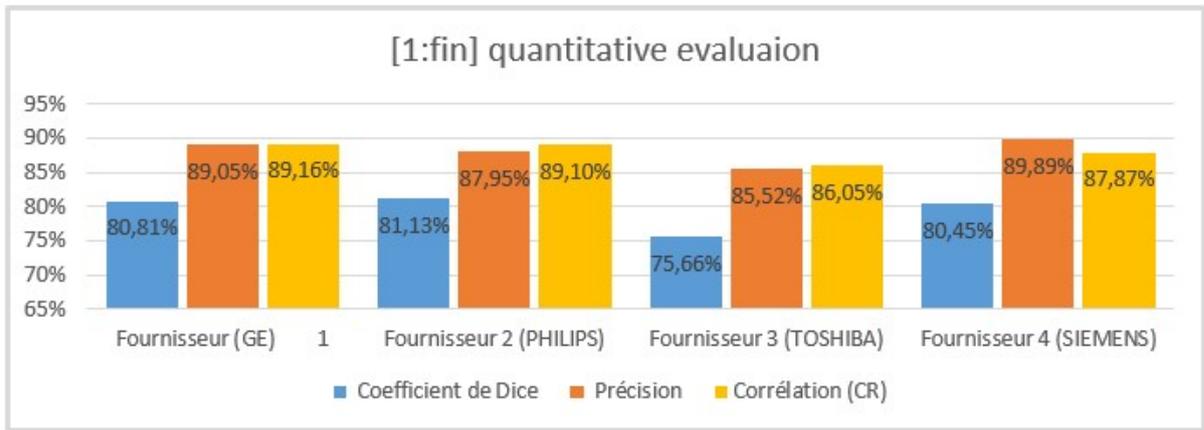


FIGURE 5.7 – Présentation des métriques implémentées pour l'évaluation quantitative de la segmentation 3D de la surface extérieure du cœur des quatre fournisseurs de la base de données orCascore.

- **Comparaison de l'approche proposée pour la segmentation du cœur par rapport à d'autres méthodes**

TABLE 5.2 – Comparaison des résultats de la précision moyenne des quatre fournisseurs.

Cœur entier	Méthode proposée	[121]	[84]
Coupes 1 à 30	96,71%	<b>100%</b>	94.42%
[1 :30] coupe précision (max)	99,91%	<b>100%</b>	99.81%
Coupes 31 à la fin du volume	<b>93,15%</b>	34.28%	-
Totalité des coupes	<b>88,10%</b>	73.66%	87.64%

D'après le tableau 5.2, notre algorithme a isolé le cœur des d'autres structures thoraciques avec une précision moyenne des quatre fournisseurs de 96,71%, 93,15% et 88,10% dans les coupes 1 à 30, les coupes 31 à la fin du volume et la totalité des coupes respectivement. La méthode de [121] nous a surpassé en termes de précision pour les 30 premières coupes, mais nous avons outrepassé [121] et [84] en termes de précisions de la totalité des coupes.

TABLE 5.3 – Comparaison des résultats du coefficient de Dice.

Cœur entier	Méthode proposée	[121]	[76]
[1 :fin] coupes	<b>0,7945 mm</b>	0.7833 mm	0.51 mm

Le système proposé a atteint de bonnes valeurs de coefficient de Dice pour la segmentation de la surface du cœur. Une comparaison des résultats obtenus par rapport aux autres approches étudiées dans le chapitre 2 est montrée dans le tableau 5.3.

Notre algorithme a atteint la valeur maximale du coefficient de Dice (0.7945 mm) en comparaison avec les méthodes de Joyce et al. [76] et de Rim et al. [121]. Partant de ces résultats, nous avons constaté que la méthode proposée convient mieux à la segmentation de la surface du cœur.

La distance de Hausdorff entre deux objets segmentés S et T est nulle si et seulement si  $S = T$ , et elle augmente lorsque des différences de plus en plus grandes apparaissent entre S et T. En revanche, nos résultats ont une moyenne de distance de Hausdorff de l'ensemble des volumes, égale à 9,84 mm (petite valeur), ce qui explique aussi des bonnes performances de notre modèle.

Les traitements que nous avons effectués sur les volumes d'origine, pour isoler la région cardiaque des structures environnantes, ont permis de détecter la région cardiaque avec une bonne précision, ce qui permet non seulement une segmentation précise, mais aussi une bonne initialisation pour la segmentation des CACs qui suit, et finalement une mesure précise du volume de ces derniers.

Après ces étapes de prétraitement, nous aborderons dans la section suivante la phase de segmentation des calcifications coronaires et le marquage de ces calcifications aux coronaires qui les contiennent.

### **5.2.3 Résultats et évaluation de la segmentation des calcifications coronaires et du score calcique**

La phase suivante (la plus importante du point de vue du diagnostic) de l'algorithme implique la détection des CACs et leur étiquetage selon leurs emplacements dans les coronaires.

Les vrais CACs ne peuvent pas être détectés seulement par une simple analyse de traitement d'image. Il faut donc une étape de classification pour séparer entre les vrais et les faux candidats basée sur leurs caractéristiques (forme, position, ... etc).

Dans ce travail, les volumes d'entrée sélectionnés et prétraités auparavant sont présentés à un classificateur de détection de calcium qui prédit directement les CACs dans ces volumes. Dans des expériences préliminaires, nous avons constaté que la classification objet par objet était

capable de classer la CAC en un type de calcification parmi d'autres, par exemple la calcification de l'aorte, la calcification du péricarde et la calcification des valves cardiaques. La classification voxel par voxel dans ce cas prenait beaucoup de temps pendant la phase d'apprentissage. Pour simplifier le problème, nous avons extrait un cadre de délimitation autour de chaque objet et nous avons calculé les caractéristiques de cet objet.

En limitant le nombre de caractéristiques (en conservant les plus importantes), nous avons pu utiliser une fonction de sélection de caractéristiques Relief-F qui classe les prédicteurs en fonction de leur importance. Après plusieurs tentatives, nous avons sélectionné les principaux prédicteurs 2D et 3D importants en fixant le paramètre  $k$  de l'algorithme ReliefF à 0.01 (tableau 5.4).

RF est connu pour son efficacité et ses performances dans les cas complexes, y compris la similitude entre les vrais et les faux candidats. Dans ce travail, nous avons choisi le classifieur RF pour la détection des CACs.

Nous avons évalué notre algorithme de segmentation des CACs. La mesure entre les résultats de la segmentation et la vérité terrain est présentée dans le tableau 5.4. L'analyse comparative des performances de classification des classificateurs RF et Adaboost a donné un F1 score de 0,82 et 0,71 et un coefficient de Dice de 0,74 et 0,61 respectivement.

Parmi ces deux algorithmes de ML, on observe que le classificateur RF a surperformé les classificateur AdaBoost comme l'indique sa valeur de précision de 99,98% par rapport au classificateur Adaboost (99%).

TABLE 5.4 – Détection des CACs par RF et AdaBoost.

	Dice coefficient	Précision %	F1 score
RF	<b>0,74</b>	<b>99,98</b>	<b>0,82</b>
AdaBoost	0,61	99,00	0,71

Nous avons comparé notre méthode avec les travaux antérieurs présentés dans la littérature. Le tableau 5.5 présente les résultats d'évaluation de quelques méthodes de segmentation des CAC. Notre méthode a dépassé la plupart des travaux précédents. Il est clair que les résultats de Durlak et al. [46] sont légèrement meilleurs que les nôtres, mais ils nécessitent plus d'informations sur les données pour la réalisation (volumes CCTA et CCT), alors que, notre méthode

utilise uniquement des images CCT. De plus, les dernières recherches se sont orientées vers la détection des CACs en 3 dimensions, et nos travaux ont suivi cette direction.

TABLE 5.5 – Comparaison des résultats des études de segmentation des CAC présentées dans la littérature.

Auteurs	Méthode	2D/3D	CCT/ CCTA	DATA (volume)	PPV	Précision%
[88]	CNN	2D	CCT	1028	-	84,4
[166]	SVM	2D	CCT/ CCTA	32	0,97	-
[46]	La méthode d’Atlas en comparaison avec le classifieur RF	2D	CCT/ CCTA	72	0,97	100
[38]	ANN	2D	CCT	903 Cardiaque	-	93
				1687 Thoracique	-	99
[168]	Deux classifieurs de RF	3D	CCT	72	0,83	99,98

Quelle que soit la méthode de segmentation utilisée, il existe toujours des erreurs de classification dues à la similitude entre la CAC et le bruit, mais, fait intéressant, la méthode a donné de bons résultats malgré la taille limitée de la base de données. Bien que les images tomographiques cardiaques soient synchronisées avec l’ECG, il existe encore quelques volumes avec des artefacts. Une mauvaise classification des CACs est faite principalement à l’origine des artères coronaires droite et gauche (Ostie). Même la classification manuelle des calcifications peut être très difficile dans cette partie. Le bruit dû à la présence du foie n’est pas complètement corrigé (Figure 5.8).

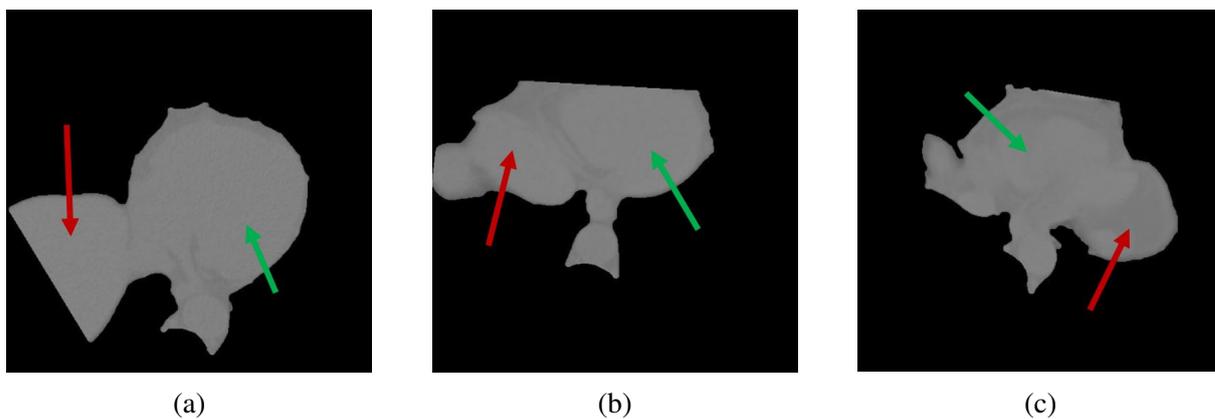


FIGURE 5.8 – Exemples d’images CT montrant le cœur (flèches vertes) et le foie ou la graisse abdominale (flèches rouges) dans quelques dernières coupes.

Pour étiqueter les CACs, nous avons utilisé des classifieurs multi-classes SVM et RF. Ces classifieurs ont été testés avec le label CAC. Le tableau 5.6 présente l’évaluation des quatre coronaires principales pour chaque classificateur. Pour évaluer les performances de classification, nous avons utilisé les paramètres de précision, de sensibilité et de spécificité qui sont largement utilisés pour quantifier la qualité et la fiabilité d’un classificateur.

TABLE 5.6 – Comparaison entre l’évaluation quantitative de l’étiquetage des CACs à l’aide de classifieurs SVM et RF.

Méthode de classification	SVM				RF			
	RCA	LCA	LAD	LCX	RCA	LCA	LAD	LCX
Artère coronaire								
Précision (%)	100	99.92	99.92	100	100	100	100	100
Sensibilité (%)	100	99.34	100	100	100	100	100	100
Spécificité (%)	100	100	99.89	100	100	100	100	100

Pour obtenir ce résultat parfait, nous avons choisi des caractéristiques spécifiques mentionnées en détails dans le chapitre 4 (§ 4.2.2) (intensité, distance du centre voxel-aorte, segment qui contient le CAC, position du voxel). A notre connaissance, ces paramètres n’ont été mentionnés dans aucune étude auparavant. Ces paramètres s’intéressent à l’emplacement, la forme et les paramètres du voxel, sans l’aide d’un atlas ou d’images CCTA.

Il est clair que la RF entraînée avec nos caractéristiques fournit une précision de classification de (100%) dans les quatre coronaires (RCA, LCA, LCX et LAD). En conséquence, l’algorithme proposé a surpassé les travaux antérieurs étudiés dans l’état de l’art.

La corrélation de Pearson et la comparaison de Bland-Altman [57] ont été utilisées pour comparer le SA total obtenu par l’algorithme, aux résultats de notation manuelle d’experts. Dans ces résultats, la corrélation de Pearson est  $R = 0,900$  (figure 5.9), ce qui indique qu’il existe une bonne relation entre la méthode manuelle (vérité terrain) et automatique (notre algorithme). Le graphique de Bland-Altman (figure 5.10) a montré un biais (la moyenne de la variable ECARTS calculée sur l’ensemble des individus) négatif de  $-58,85$  et les limites de concordance à 95% (intervalle de confiance) se situent entre  $-756,16$  (la valeur de la limite inférieure d’agrément) et  $638,47$  (la valeur de la limite supérieure d’agrément). Dans la deuxième étape, la classification pour le marquage des voxels calciques en LAD, LCX, RCA est réalisée.

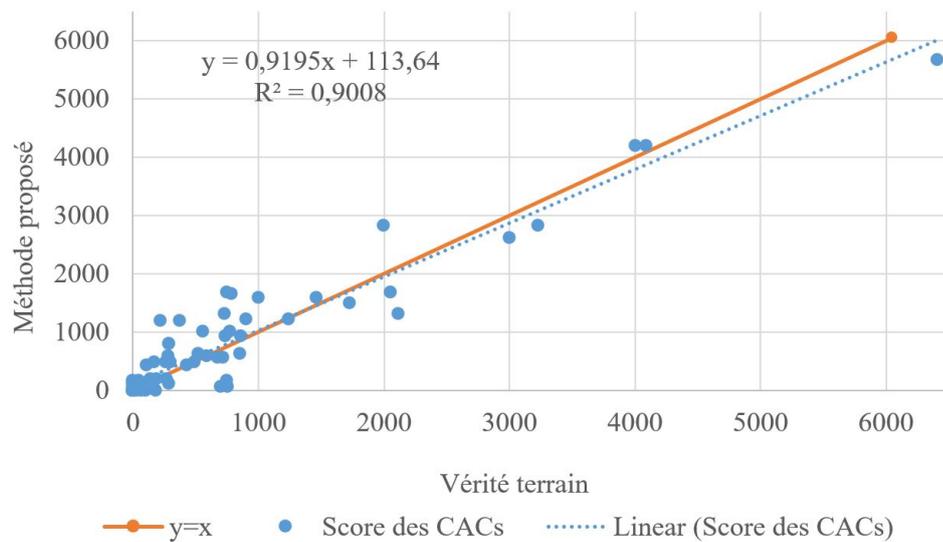


FIGURE 5.9 – Corrélation de Pearson entre le score CAC automatique et manuel par expert.

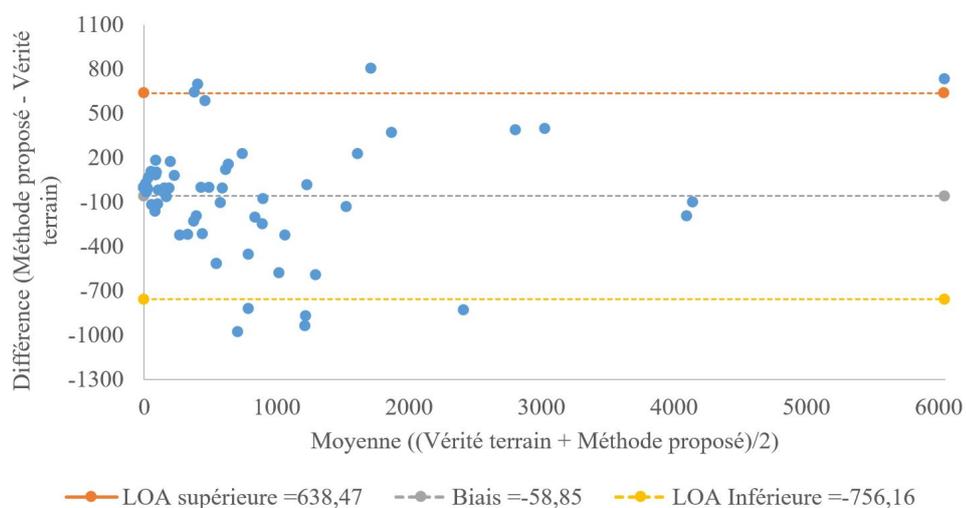


FIGURE 5.10 – Analyse du tracé de Bland-Altman entre le score CAC automatique et manuel de l’expert.

La figure 5.11 montre quatre exemples de différents fournisseurs de données orCascore. Les images originales, les vérités terrain et nos résultats sont présentés respectivement dans les première, deuxième et troisième colonnes.

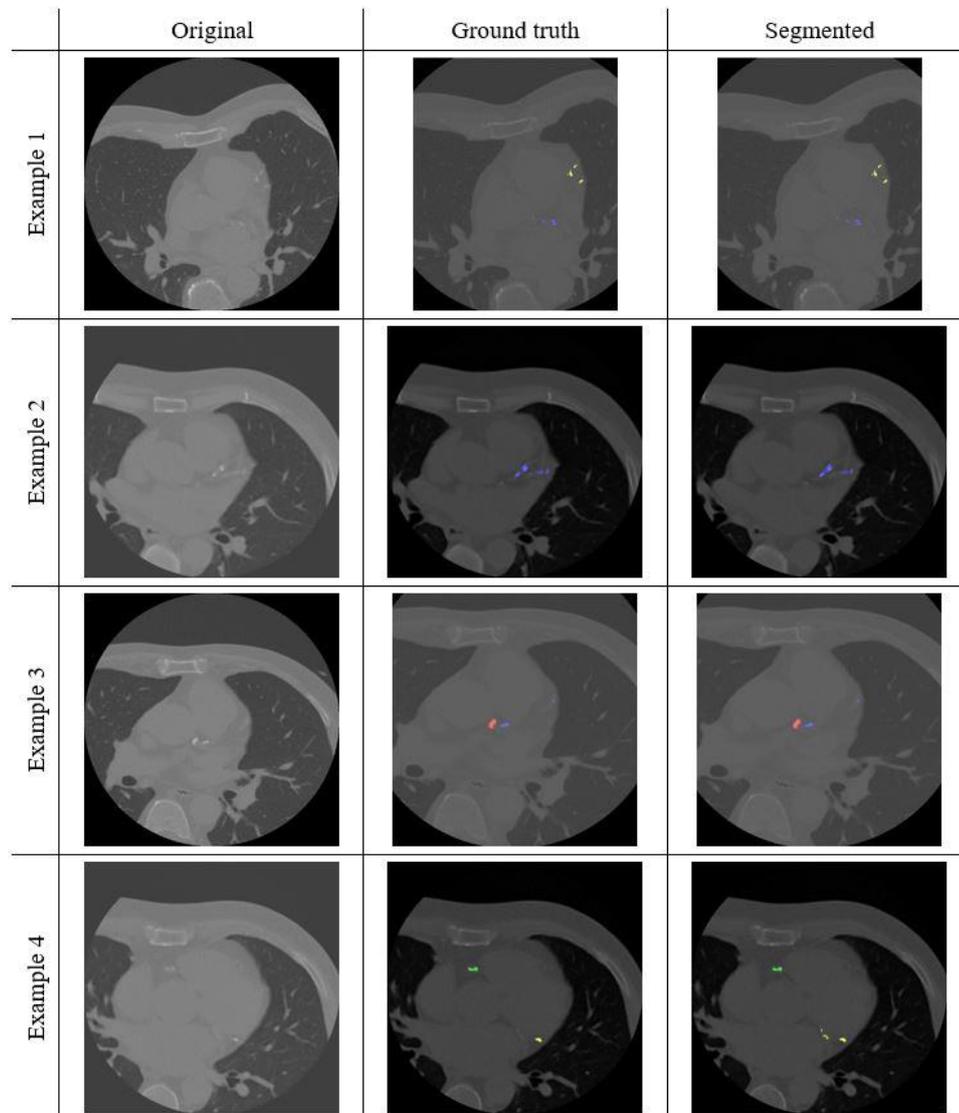


FIGURE 5.11 – Exemples de sections de certains volumes de CCT. Les images originales, les vérités terrain et les résultats de notre méthode sont présentés respectivement dans la première, deuxième et dernière colonne.

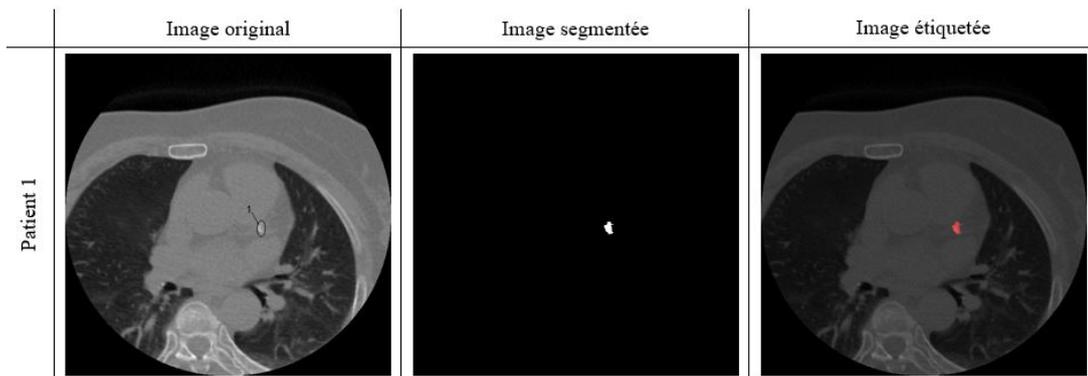
Les scores calciques par artère représentant le risque de chaque artère, sont les plus utilisés en recherche clinique. Dans ce travail, nous avons calculé le SA après l'étiquetage des CAC, pour une vision précise de la sévérité de chaque artère coronaire. Le système a permis d'obtenir une grande fiabilité.

La figure 5.12 montre deux exemples de calcul partiel et total  $SA/3D\_SA$ . Le SA du premier patient est de 185 et celui du second est de 282. La catégorie de risque total chez les deux

patients est la même (modeste), mais le risque partiel est modeste chez le premier patient, mais moyen chez le second.

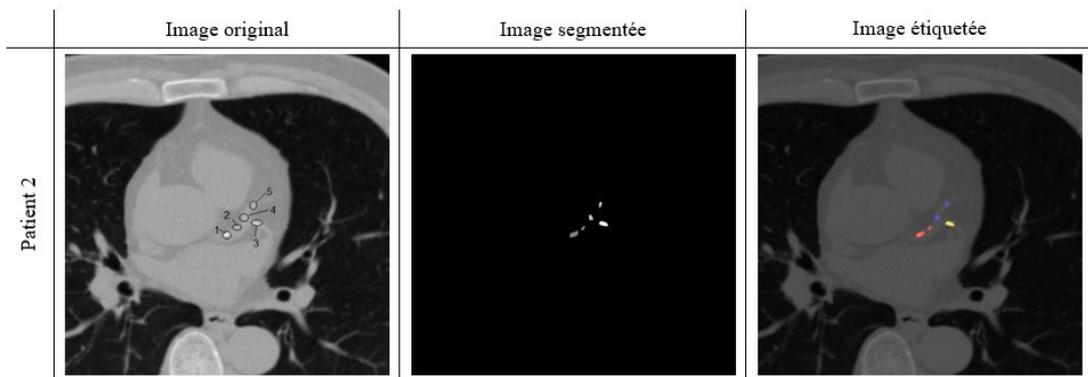
Le risque du premier patient est plus sévère que celui du second en raison de la localisation (bifurcation), de la densité et du volume de la CAC. Dans ce cas, on peut souligner l'importance d'une étude de risque partiel pour expliquer la gravité du risque et montrer l'étendue de la lésion.

Le score artériel est calculé en additionnant les volumes du score de toutes les calcifications localisées dans cette artère coronaire. Les scores des CACs sont calculés en fonction de leurs volumes et de leurs intensités. Le volume, l'intensité et la position de chaque CAC (le centre de gravité de la CAC) sont calculés et affichés dans le rapport de volume (Figure 5.12).



	Nombre de CAC	Score de CAC (SA)							3D_SA	Position	Densité
		RCA	LCA	LAD	LCX	Catégorie de risque	Score total	Catégorie de risque total			
Patient 1	1	-	185	-	-	Modeste	185	Modeste	354	[398; 310;20]	254.8941
Score de CAC total par artère	-	-	185	-	-	-	-	-	-	-	-
Catégorie de risque par artère	-	-	Modeste	-	-	-	-	-	-	-	-

(a)



	Nombre de CAC	Score de CAC (SA)							3D_SA	Position	Densité
		RCA	LCA	LAD	LCX	Catégorie de risque	Score total	Catégorie de risque total			
Patient 2	1	-	97	-	-	Moyen	185	Modeste	184	[347; 320;18]	196.4149
	2	-	49	-	-	Moyen			54	[362;310;18]	175.5926
	3	-	-	-	83	Moyen			158	[394;303;18]	189.8354
	4	-	-	39	-	Moyen			88	[374;284;18]	176.9318
	5	-	-	14	-	Moyen			66	[389;273;18]	176.0909
Score de CAC total par artère	-	-	146	53	83	-	-	-	3D_SA total = 850	-	Densité totale = 914.8656
Catégorie de risque par artère	-	-	Modeste	Moyen	Moyen	-	-	-	-	-	-

(b)

FIGURE 5.12 – Exemples d’images originales, segmentées et étiquetées provenant de deux patients différents avec leurs rapports. ((a) le premier patient avec une seule CAC à la bifurcation du LCA, (b) le deuxième patient avec cinq CACs situées dans LCA, LCX et LAD.)

## 5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents résultats obtenus pour les différentes étapes proposées pour la segmentation de la surface extérieure du cœur entier, la détection et la quantification des CACs, ainsi que le score partiel et total de ces derniers, à partir des images tomodensitométriques cardiaques.

Une étude comparative quantitative a été réalisée entre les résultats obtenus par nos approches de segmentation et la segmentation effectuée par des experts, afin d'évaluer leur robustesse. En premier lieu, nous avons évalué les résultats du prétraitement des images CT et la sélection de la région d'intérêt (cœur entier uniquement) qui a été appelée volume d'intérêt (VOI).

Nous avons également évalué l'approche de segmentation des CACs par des méthodes de traitement d'images de base suivies d'une méthode de classification supervisée binaire (RF).

Par la suite, l'étiquetage des vraies CACs en fonction de leurs coronaires est effectué à l'aide de caractéristiques spécifiques. Ce dernier a été réalisé par l'application de l'algorithme multi-classificateur RF basé sur la méthode « bull's eye » et des paramètres de classifications performants.

L'évaluation a été réalisée sur les algorithmes de segmentation et d'étiquetage des CACs implémentés. Pour cela nous avons calculé les scores calciques SA et  $3D\_SA$  total et partiel, qui constituent un élément clé pour le diagnostic.

Le résultat obtenu est efficace et précis. Notre méthode prouve son efficacité et sa supériorité par rapport aux travaux cités dans la littérature.

# CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail de thèse, nous avons présenté une approche de détection et de labélisation automatique des calcifications coronaires, sur des images tomodensitométriques pour apporter une aide et faciliter aux médecins le diagnostic. Nous avons développé quatre algorithmes automatiques qui peuvent être utilisés séparément : la segmentation de la surface extérieure du cœur en sélectionnant le volume d'intérêt (VOI), la détection des vraies calcifications coronaires, leur étiquetage, pour déterminer leur emplacement dans les artères et le calcul du SA total et partiel), pour estimer la gravité de la maladie. Dans cette partie, nous récapitulons les différentes contributions de cette thèse et nous présentons les futures perspectives pour améliorer au mieux le contexte de détection précise.

Pour atteindre les objectifs tracés dans le cadre de notre thèse, le travail que nous avons entrepris a nécessité des connaissances a priori sur les propriétés et la qualité des images tomodensitométriques (acquisitions, artefacts, luminance...), sur l'anatomie du cœur et sur le fonctionnement des différentes structures cardiaques, ainsi que sur la lecture des volumes CT. Il a fallu trouver la réponse à la question clé de notre travail : quelle est la stratégie adoptée par les médecins pour le diagnostic des CACs, afin de la traduire en système intelligent en utilisant des méthodes d'analyses d'images.

Dans le chapitre 1, intitulé contexte médical, nous avons exposé les différentes méthodes d'imagerie médicales utilisées pour le diagnostic des CACs. Nous avons justifié le choix de la TDM et avons expliqué le comportement des lésions sur cette dernière. Nous avons exposé, dans le second chapitre, un ensemble de travaux de recherche, concernant la segmentation des calcifications cardiaques, en particulier, les calcifications coronaires.

Dans le troisième chapitre, et afin d'estimer correctement la détection des CACs, nous avons proposé un nouvel algorithme de détection robuste d'extraction du masque cardiaque, basé sur

la structure anatomique du cœur.

Une phase d'extraction du masque cardiaque a été utilisée, afin de réduire la zone de recherche et ne garder que la région du cœur. Elle est suivie d'une phase de prétraitement, qui consiste à faire l'isolation 3D du cœur, des poumons et de la cage thoracique. Nous avons défini le volume d'intérêt (VOI), afin d'extraire les limites supérieure et inférieure du cœur en se basant sur la connaissance préalable des structures anatomiques du cœur. Nous avons proposé un seuillage optimal automatique suivi par un étiquetage en composantes connexes en 3D pour éliminer les structures (os, poumons). Enfin, l'algorithme de l'enveloppe convexe de l'union poumon-cage thoracique, suivi d'une morphologie mathématique sont exploités, pour extraire et lisser respectivement le cœur et la graisse péricardique.

Nous avons vu qu'une détection précise des calcifications coronaires est une méthode par excellence qui répond à nos besoins. Nous avons conçu un algorithme qui étiquette les CACs à leurs lits coronaires et calcule automatiquement les scores, total et partiel de calcium ce qui permet de préciser le diagnostic et de proposer le traitement approprié.

Selon la théorie de l'image CT, tout objet  $> 130$  HU est appelé objet calcifié. Nous avons donc préalablement extrait toutes les calcifications cardiaques par un seuillage. Les calcifications coronaires segmentées à ce stade, sont similaires à d'autres calcifications cardiaques telles que les calcifications aortiques et valvulaires et ne peuvent donc pas être différenciées de la CAC dans le plan d'intensité. Pour surmonter ce problème, la classification objet par objet résout le problème. Un classificateur RF entraîné sur des paramètres bien sélectionnés par la fonction ReliefF est appliqué. Cette méthode a permis de garder les CACs réelles et a donné une bonne précision.

L'un des apports de nos travaux est l'étiquetage des CACs uniquement sur des images non contrastées, présenté dans le quatrième chapitre. Contrairement à d'autres travaux trouvés dans l'état de l'art qui utilisent des images avec produit de contraste, notre approche est basée sur des caractéristiques adéquates qui ont une relation avec la position des CACs dans le volume ainsi que leur éloignement de l'aorte. Pour détecter la localisation des CACs, nous effectuons une classification multi-classe voxel par voxel. La raison du choix d'une classification voxel par voxel est d'étiqueter correctement les CAC qui se trouvent dans les bifurcations coronaires par rapport à leurs branches coronaires.

Une autre contribution dans ce travail est de calculer le score d'Agatston (SA) et 3D\_SA de manière plus précise. La valeur totale du score d'Agatston est un paramètre très important pour juger du degré de gravité de la lésion. Si l'on ne considère que la valeur totale du score d'Agatston, le jugement peut être erroné dans certains cas. Le score Agatston 3D (3D\_SA) a donné plus de détails sur les CACs. Ce paramètre inclut l'information de l'espace d'inter coupe qui est ignorée dans les autres calculs standards malgré leur immense importance.

Notre objectif est de mettre en évidence le degré de sévérité de chaque CAC ainsi que de chaque coronaire. Une seule CAC sévèrement calcifiée allongée trouvée dans une bifurcation coronaire peut donner un score d'Agatston minimal dans les calculs standard même si sa gravité est modeste ou sévère pour les deux coronaires. Dans ce cas, nous pouvons dire que notre méthode est plus précise par rapport aux travaux antérieurs.

L'apport de ce travail en cours réside dans :

- La vitesse d'exécution du programme ( $19 \pm 5s$ );
- L'utilisation de scans natifs uniquement;
- Fonctionnalités nouvelles et simples pour l'étiquetage des CACs, ce qui donne un résultat parfait, pour différents fournisseurs;
- Calcul du SA/3D\_SA totaux et partiels pour bien diagnostiquer la sténose.

À notre connaissance, notre approche de détecter et étiqueter des CACs extraites des images CT du cœur, n'a jamais été tenté auparavant et s'est avérée très fructueuse.

Enfin, nous avons mis en place un protocole de validation de nos résultats, pour juger quantitativement de leur qualité, puis une étude comparative avec les travaux cités dans la littérature a été réalisée afin d'évaluer à nouveau leur robustesse.

Notre système est dédié à la détection des calcifications cardiaques. Cependant, il existe d'autres types de lésions qui peuvent bloquer la circulation sanguine à l'intérieur des coronaires, comme la sténose coronarienne. Pour remédier à ce problème, nous prévoyons d'inclure ce type de pathologies, dans des travaux futurs. Une modification de l'algorithme de segmentation de la surface du cœur sera nécessaire pour réaliser le système de détection en ajoutant des algorithmes

d'élimination du foie, ce qui permettra de délimiter idéalement le cœur. L'utilisation d'autres algorithmes de segmentation, plus puissants et sophistiqués améliorera les performances de la détection des CACs. Enfin, une augmentation de la base de données et l'introduction de données cliniques réelles, sera très bénéfique pour adapter et améliorer notre algorithme.

# Liste des publications

## Articles de conférences :

- Asmae Mama Zair, Assia Bouzouad Cherfa, Yazid Cherfa, and Nouredine Belkhamza. Heart outer surface segmentation from computed tomography images. In 2022 7th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA), pages 1–7. IEEE, 2022.

## Articles de journal :

- Asmae Mama Zair, Assia Bouzouad Cherfa, Yazid Cherfa, and Nouredine Belkhamza. Machine learning for coronary artery calcification detection and labeling using only native computer tomography. Physical and Engineering Sciences in Medicine, pages 1–13, 2021.
- Asmae Mama Zair, Assia Bouzouad Cherfa, Yazid Cherfa, and Nouredine Belkhamza. An automated segmentation of coronary artery calcification using deep learning in specific region limitation. Medical & Biological Engineering & Computing, pages 1-10, 2023.

# Bibliographie

- [1] F. C. B. Abdallah and A. B. Kheder. Revue generale. 2012.
- [2] A. S. Abutaleb. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy. *Computer vision, graphics, and image processing*, 47(1) :22–32, 1989.
- [3] J. Adjedj. *Circulation coronaire : Principes et méthodes de mesure invasive du flux coronaire segmentaire en pratique clinique*. PhD thesis, Université Paris-Est, 2017.
- [4] A. S. Agatston, W. R. Janowitz, F. J. Hildner, N. R. Zusmer, M. Viamonte, and R. Detrano. Quantification of coronary artery calcium using ultrafast computed tomography. *Journal of the American College of Cardiology*, 15(4) :827–832, 1990.
- [5] S. S. Al-Amri, N. V. Kalyankar, et al. Image segmentation by using threshold techniques. *arXiv preprint arXiv :1005.4020*, 2010.
- [6] J. A. Ambrose and S. Srikanth. Vulnerable plaques and patients : improving prediction of future coronary events. *The American journal of medicine*, 123(1) :10–16, 2010.
- [7] J. Antoine and M. Maintz. An overview of medical image registration methods. *Imaging Science Department*, 1996.
- [8] Y. Arad, L. A. Spadaro, K. Goodman, D. Newstein, and A. D. Guerci. Prediction of coronary events with electron beam computed tomography. *Journal of the American College of Cardiology*, 36(4) :1253–1260, 2000.
- [9] S. Arora, P. Raghavan, and S. Rao. Approximation schemes for euclidean k-medians and related problems. In *Proceedings of the thirtieth annual ACM symposium on Theory of computing*, pages 106–113, 1998.
- [10] G. Atlas Writing. Esc atlas of cardiology is a compendium of cardiovascular statistics compiled by the european heart agency adotesoc. 2019.

- [11] J.-P. Barral and A. Croibier. *Manipulations vasculaires viscérales*. Elsevier Health Sciences, 2009.
- [12] H. Bei, Y. Wang, Z. Ren, S. Jiang, K. Li, and W. Wang. A statistical approach to cost-sensitive adaboost for imbalanced data classification. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021.
- [13] A. Bellemain-Appaix and J. Batisse. Coroscaner en pratique : mise au point. *La Lettre du cardiologue*, (446) :22–27, 2011.
- [14] J. C. Bezdek, C. Coray, R. Gunderson, and J. Watson. Detection and characterization of cluster substructure i. linear structure : Fuzzy c-lines. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 40(2) :339–357, 1981.
- [15] K. Bhargavi and S. Jyothi. A survey on threshold based segmentation technique in image processing. *International Journal of Innovative Research and Development*, 3(12) :234–239, 2014.
- [16] J. Bonnet. Athérosclérose. *EMC-Cardiologie-Angéiologie*, 2(4) :436–458, 2005.
- [17] W. Brahim, M. Mestiri, N. Betrouni, and K. Hamrouni. Semi-automated rib cage segmentation in ct images for mesothelioma detection. In *2016 International Image Processing, Applications and Systems (IPAS)*, pages 1–6. IEEE, 2016.
- [18] L. Breiman. Random forests–random features. Technical Report 567 September 1999 Statistics Department University of California Berkeley.
- [19] A. Brink. Grey-level thresholding of images using a correlation criterion. *Pattern Recognition Letters*, 9(5) :335–341, 1989.
- [20] E. R. Brown, R. A. Kronmal, D. A. Bluemke, A. D. Guerci, J. J. Carr, J. Goldin, and R. Detrano. Coronary calcium coverage score : determination, correlates, and predictive accuracy in the multi-ethnic study of atherosclerosis. *Radiology*, 247(3) :669–675, 2008.
- [21] G. Brunner, D. R. Chittajallu, U. Kurkure, and I. A. Kakadiaris. Toward the automatic detection of coronary artery calcification in non-contrast computed tomography data. *The international journal of cardiovascular imaging*, 26(7) :829–838, 2010.
- [22] G. Buckee and E. Hickman. A review of automated and semi-automated analysis in brewing. *Journal of the Institute of Brewing*, 81(5) :399–407, 1975.

- [23] V. Bui, L.-Y. Hsu, L.-C. Chang, and M. Y. Chen. An automatic random walk based method for 3d segmentation of the heart in cardiac computed tomography images. In *IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018)*, pages 1352–1355. IEEE, 2018.
- [24] T. Q. Callister, B. Cooil, S. P. Raya, N. J. Lippolis, D. J. Russo, and P. Raggi. Coronary artery disease : improved reproducibility of calcium scoring with an electron-beam ct volumetric method. *Radiology*, 208(3) :807–814, 1998.
- [25] C. Cano-Espinosa, G. González, G. R. Washko, M. Cazorla, and R. S. J. Estépar. On the relevance of the loss function in the agatston score regression from non-ecg gated ct scans. In *Image Analysis for Moving Organ, Breast, and Thoracic Images*, pages 326–334. Springer, 2018.
- [26] Q. Cao, A. Broersen, M. A. de Graaf, P. H. Kitslaar, G. Yang, A. J. Scholte, B. P. Lelieveldt, J. H. Reiber, and J. Dijkstra. Automatic identification of coronary tree anatomy in coronary computed tomography angiography. *The international journal of cardiovascular imaging*, 33(11) :1809–1819, 2017.
- [27] W. Cao, J. Li, J. Liu, and P. Zhang. Two improved segmentation algorithms for whole cardiac ct sequence images. In *9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, pages 346–351. IEEE, 2016.
- [28] C. F. Carlson. Lecture 10 : Hough circle transform. *Rochester Institute of Technology : Lecture Notes*, 2005.
- [29] L. Cassagnes, B. Magnin, and L. Boyer. Anatomie des artères coronaires. *Journal d'imagerie diagnostique et interventionnelle*, 1(6) :363–365, 2018.
- [30] C. Chen, C. Qin, H. Qiu, G. Tarroni, J. Duan, W. Bai, and D. Rueckert. Deep learning for cardiac image segmentation : a review. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, page 25, 2020.
- [31] K. Chen and H. Liu. Towards an evolutionary algorithm : a comparison of two feature selection algorithms. In *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, volume 2, pages 1309–1313. IEEE, 1999.

- [32] V. Chiles, S. Black, A. Lissaman, and S. Martin. *Principles of engineering manufacture*. Elsevier Science, 3rd Edition, 1996.
- [33] F. Commandeur, M. Goeller, J. Betancur, S. Cadet, M. Doris, X. Chen, D. S. Berman, P. J. Slomka, B. K. Tamarappoo, and D. Dey. Deep learning for quantification of epicardial and thoracic adipose tissue from non-contrast ct. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(8) :1835–1846, 2018.
- [34] W. R. Crum, O. Camara, and D. L. Hill. Generalized overlap measures for evaluation and validation in medical image analysis. *IEEE transactions on medical imaging*, 25(11) : 1451–1461, 2006.
- [35] F. Z. Cseke, István. Comments on gray-level thresholding of images using a correlation criterion. *Pattern Recognition Letters*, 11(10) :709–710, 1990.
- [36] S. J. Curry, A. H. Krist, D. K. Owens, M. J. Barry, A. B. Caughey, K. W. Davidson, C. A. Doubeni, J. W. Epling, A. R. Kemper, M. Kubik, et al. Risk assessment for cardiovascular disease with nontraditional risk factors : Us preventive services task force recommendation statement. *Jama*, 320(3) :272–280, 2018.
- [37] B. Daoud and O. Vignaux. Chapitre 4 - scanner cardiaque : principes, protocole d’acquisition et dosimétrie. In O. Vignaux, editor, *Imagerie Cardiaque : Scanner et IRM (Deuxième Édition)*, pages 31–39. Elsevier Masson, Paris, deuxième Édition edition, 2011. ISBN 978-2-294-71225-8. doi : <https://doi.org/10.1016/B978-2-294-71225-8.00004-4>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9782294712258000044>.
- [38] B. D. de Vos, J. M. Wolterink, T. Leiner, P. A. de Jong, N. Lessmann, and I. Išgum. Direct automatic coronary calcium scoring in cardiac and chest ct. *IEEE transactions on medical imaging*, 38(9) :2127–2138, 2019.
- [39] T. D. DenOtter and J. Schubert. Hounsfield unit. 2019.
- [40] L. L. Desquilbet. Guide pratique de validation statistique de méthodes de mesure : répétabilité, reproductibilité, et concordance. 2012.
- [41] D. Dey, Y. Suzuki, S. Suzuki, M. Ohba, P. J. Slomka, D. Polk, L. J. Shaw, and D. S. Berman. Automated quantitation of pericardiac fat from noncontrast ct. *Investigative radiology*, 43(2) :145–153, 2008.

- [42] L. R. Dice. Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology*, 26(3) :297–302, 1945.
- [43] M. B. Dillencourt, H. Samet, and M. Tamminen. A general approach to connected-component labeling for arbitrary image representations. *Journal of the ACM (JACM)*, 39(2) :253–280, 1992.
- [44] X. Ding, P. J. Slomka, M. Diaz-Zamudio, G. Germano, D. S. Berman, D. Terzopoulos, and D. Dey. Automated coronary artery calcium scoring from non-contrast ct using a patient-specific algorithm. In *Medical Imaging 2015 : Image Processing*, volume 9413, page 94132U. International Society for Optics and Photonics, 2015.
- [45] Z. D. Drobni, M. Kolossvary, J. Karady, A. L. Jermendy, A. D. Tarnoki, D. L. Tarnoki, J. Simon, B. Szilveszter, L. Littvay, S. Voros, et al. Heritability of coronary artery disease : Insights from a classical twin study. *Circulation : Cardiovascular Imaging*, 15(3) :e013348, 2022.
- [46] F. Durlak, M. Wels, C. Schwemmer, M. Sühling, S. Steidl, and A. Maier. Growing a random forest with fuzzy spatial features for fully automatic artery-specific coronary calcium scoring. In *International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging*, pages 27–35. Springer, 2017.
- [47] O. Ecabert, J. Peters, and J. Weese. Modeling shape variability for full heart segmentation in cardiac computed-tomography images. In *Medical Imaging 2006 : Image Processing*, volume 6144, page 61443R. International Society for Optics and Photonics, 2006.
- [48] O. Ecabert, J. Peters, H. Schramm, C. Lorenz, J. von Berg, M. J. Walker, M. Vembar, M. E. Olszewski, K. Subramanyan, G. Lavi, et al. Automatic model-based segmentation of the heart in ct images. *IEEE transactions on medical imaging*, 27(9) :1189–1201, 2008.
- [49] R. Erbel and H. Eggebrecht. Aortic dimensions and the risk of dissection. *Heart*, 92(1) : 137–142, 2006.
- [50] M. Ferencik, A. Ferullo, S. Achenbach, S. Abbara, R. C. Chan, S. L. Booth, T. J. Brady, and U. Hoffmann. Coronary calcium quantification using various calibration phantoms and scoring thresholds. *Investigative radiology*, 38(9) :559–566, 2003.

- [51] fondation suisse de cardiologie. Le diagnostic de la maladie coronarienne, 2015.
- [52] Y. Freund and R. E. Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, 55(1) :119–139, 1997.
- [53] G. Funka-Lea, Y. Boykov, C. Florin, M.-P. Jolly, R. Moreau-Gobard, R. Ramaraj, and D. Rinck. Automatic heart isolation for ct coronary visualization using graph-cuts. In *3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : Nano to Macro, 2006.*, pages 614–617. IEEE, 2006.
- [54] M. R. Garey. A guide to the theory of np-completeness. *Computers and intractability*, 1979.
- [55] Y. Ge, B. Wu, X. Yu, N. Wang, X. Xu, M. Zeng, B. Zhang, H. Mao, and C. Xing. Association of serum sclerostin level, coronary artery calcification, and patient outcomes in maintenance dialysis patients. *Blood Purification*, 51(3) :260–269, 2022.
- [56] J. R. Ghadri, R. Goetti, M. Fiechter, A. P. Pazhenkottil, S. M. Küest, R. N. Nkoulou, C. Windler, R. R. Buechel, B. A. Herzog, O. Gaemperli, et al. Inter-scan variability of coronary artery calcium scoring assessed on 64-multidetector computed tomography vs. dual-source computed tomography : a head-to-head comparison. *European heart journal*, 32(15) :1865–1874, 2011.
- [57] D. Giavarina. Understanding bland altman analysis. *Biochemia medica*, 25(2) :141–151, 2015.
- [58] J. A. Gosling, P. Harris, P. Willan, and I. Whitmore. *Anatomie humaine : atlas en couleurs*. De Boeck Supérieur, 2003.
- [59] H. Gouya, L. Huwart, E. Salengro, and O. Vignaux. In *Imagerie Cardiaque : Scanner et IRM (Deuxième Édition)*, pages 3–13. Elsevier Masson, Paris, 2011. ISBN 978-2-294-71225-8. doi : <https://doi.org/10.1016/B978-2-294-71225-8.00001-9>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9782294712258000019>.
- [60] A. Gross and L. Latecki. Digital geometric invariance and shape representation. In *Proceedings of International Symposium on Computer Vision-ISCV*, pages 121–126. IEEE, 1995.

- [61] P. Guruprasad. Overview of different thresholding methods in image processing. In *TEQIP Sponsored 3rd National Conference on ETACC*, 2020.
- [62] N. Hampe, J. M. Wolterink, C. Collet, N. Planken, and I. Išgum. Graph attention networks for segment labeling in coronary artery trees. In *Medical Imaging 2021 : Image Processing*, volume 11596, page 115961I. International Society for Optics and Photonics, 2021.
- [63] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6) :610–621, 1973.
- [64] L. He, Y. Chao, and K. Suzuki. A run-based two-scan labeling algorithm. *IEEE transactions on image processing*, 17(5) :749–756, 2008.
- [65] M. Henglin, G. Stein, P. V. Hushcha, J. Snoek, A. B. Wiltchko, and S. Cheng. Machine learning approaches in cardiovascular imaging. *Circulation : Cardiovascular Imaging*, 10(10) :e005614, 2017.
- [66] C. Hong, C. R. Becker, U. J. Schoepf, B. Ohnesorge, R. Bruening, and M. F. Reiser. Coronary artery calcium : absolute quantification in nonenhanced and contrast-enhanced multi-detector row ct studies. *Radiology*, 223(2) :474–480, 2002.
- [67] M.-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE transactions on information theory*, 8(2) :179–187, 1962.
- [68] L.-K. Huang and M.-J. J. Wang. Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern recognition*, 28(1) :41–51, 1995.
- [69] I. Işgum, B. van Ginneken, A. Rutten, and M. Prokop. Automated coronary calcification detection and scoring. In *ISPA 2005. Proceedings of the 4th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2005.*, pages 127–132. IEEE, 2005.
- [70] I. Išgum, A. Rutten, M. Prokop, and B. van Ginneken. Detection of coronary calcifications from computed tomography scans for automated risk assessment of coronary artery disease. *Medical physics*, 34(4) :1450–1461, 2007.
- [71] I. Işgum, M. Prokop, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. Van Ginneken. Automatic coronary calcium scoring in low-dose chest computed tomography. *IEEE transactions on medical imaging*, 31(12) :2322–2334, 2012.

- [72] P. Jaccard. The distribution of the flora in the alpine zone. 1. *New phytologist*, 11(2) : 37–50, 1912.
- [73] S. E. S. V. T. Jayaraman. *Digital image processing*. Tata McGraw Hill Education, New Delhi, 2009.
- [74] L. Jourdan. *Métaheuristiques pour l'extraction de connaissances : application à la génomique*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I, 2003.
- [75] A. Jović, K. Brkić, and N. Bogunović. A review of feature selection methods with applications. In *2015 38th international convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO)*, pages 1200–1205. Ieee, 2015.
- [76] T. Joyce, A. Chartsias, and S. A. Tsaftaris. Deep multi-class segmentation without ground-truth labels. 2018.
- [77] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, and A. K. Wong. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer vision, graphics, and image processing*, 29(3) :273–285, 1985.
- [78] A. Khedmati, A. Nikravanshalmani, and A. Salajegheh. Semi-automatic detection of coronary artery stenosis in 3d cta. *IET Image Processing*, 10(10) :724–732, 2016.
- [79] H. Kirişli, M. Schaap, S. Klein, S.-L. Papadopoulou, M. Bonardi, C.-H. Chen, A. C. Weustink, N. R. Mollet, E.-J. Vonken, R. J. van der Geest, et al. Evaluation of a multi-atlas based method for segmentation of cardiac cta data : a large-scale, multicenter, and multivendor study. *Medical physics*, 37(12) :6279–6291, 2010.
- [80] J. Kittler and J. Illingworth. Minimum error thresholding. *Pattern recognition*, 19(1) : 41–47, 1986.
- [81] S. G. Kolliopoulos and S. Rao. A nearly linear-time approximation scheme for the euclidean k-median problem. In *European Symposium on Algorithms*, pages 378–389. Springer, 1999.
- [82] O. Kramer. K-nearest neighbors. In *Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors*, pages 13–23. Springer, 2013.

- [83] U. Kurkure, D. R. Chittajallu, G. Brunner, Y. H. Le, and I. A. Kakadiaris. A supervised classification-based method for coronary calcium detection in non-contrast ct. *The international journal of cardiovascular imaging*, 26(7) :817–828, 2010.
- [84] J. Larrey-Ruiz, J. Morales-Sánchez, M. C. Bastida-Jumilla, R. M. Menchón-Lara, R. Verdú-Monedero, and J. L. Sancho-Gómez. Automatic image-based segmentation of the heart from ct scans. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1) : 1–13, 2014.
- [85] J. Lawrence. *Introduction to neural networks*. California Scientific Software, 1993.
- [86] T. T. Le, R. J. Urbanowicz, J. H. Moore, and B. A. McKinney. Statistical inference relief (stir) feature selection. *Bioinformatics*, 35(8) :1358–1365, 2019.
- [87] M. Leporrier. *Petite encyclopédie médicale Hamburger : guide de pratique médicale*. Lavoisier, 2011.
- [88] N. Lessmann, I. Išgum, A. A. Setio, B. D. de Vos, F. Ciompi, P. A. de Jong, M. Oudkerk, P. T. M. Willem, M. A. Viergever, and B. van Ginneken. Deep convolutional neural networks for automatic coronary calcium scoring in a screening study with low-dose chest ct. In *Medical Imaging 2016 : Computer-Aided Diagnosis*, volume 9785, page 978511. International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [89] N. Lessmann, B. van Ginneken, M. Zreik, P. A. de Jong, B. D. de Vos, M. A. Viergever, and I. Išgum. Automatic calcium scoring in low-dose chest ct using deep neural networks with dilated convolutions. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(2) :615–625, 2017.
- [90] M. Levy. Scanner coronaire. intérêt de la détection des calcifications coronaires et des sténoses coronaires. *Cardiologie*, 2010. ISSN 1166-4568. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S1166-4568\(10\)45081-0](http://dx.doi.org/10.1016/S1166-4568(10)45081-0). URL [http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1166-4568\(10\)45081-0](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1166-4568(10)45081-0).
- [91] C. Liew, M. MacDonald, and A. C. Poh. Single coronary artery arising from the right sinus of valsalva presenting with chest pain. *Journal of radiology case reports*, 10(12) : 1, 2016.
- [92] G. Litjens, F. Ciompi, J. M. Wolterink, B. D. de Vos, T. Leiner, J. Teuwen, and I. Išgum. State-of-the-art deep learning in cardiovascular image analysis. *JACC : Cardiovascular Imaging*, 12(8 Part 1) :1549–1565, 2019.

- [93] S. Luo, X. M. Qiu, X. J. Zeng, D. Y. Zhang, B. Wan, X. Li, R. H. Tian, J. T. Wang, M. Y. Wang, J. Zhu, et al. Coronary artery calcification and risk of mortality and adverse outcomes in patients with covid-19 : a chinese multicenter retrospective cohort study. *Chinese journal of academic radiology*, 5(1) :20–28, 2022.
- [94] E. Marieb and K. Hoehn. *Anatomie et physiologie humaines : Livre+ eText+ plateforme numérique MonLab-Licence étudiant 60 mois*. Pearson Education France, 2014.
- [95] C. D. Mathers and D. Loncar. Projections of global mortality and burden of disease from 2002 to 2030. *PLoS medicine*, 3(11) :e442, 2006.
- [96] C. H. McCollough, S. Ulzheimer, S. S. Halliburton, K. Shanneik, R. D. White, and W. A. Kalender. Coronary artery calcium : a multi-institutional, multimanufacturer international standard for quantification at cardiac ct. *Radiology*, 243(2) :527–538, 2007.
- [97] S. Mohammadi, A. Hedjazi, M. Sajjadian, N. Ghoroubi, M. Mohammadi, and S. Erfani. Study of the normal heart size in northwest part of iranian population : a cadaveric study. *Journal of cardiovascular and thoracic research*, 8(3) :119, 2016.
- [98] H. Mori, S. Torii, M. Kutyna, A. Sakamoto, A. V. Finn, and R. Virmani. Coronary artery calcification and its progression : what does it really mean ? *JACC : Cardiovascular Imaging*, 11(1) :127–142, 2018.
- [99] P. MOTREFF. Facteurs de risque cardio-vasculaire. *L'Information diététique*, (1) :4–10, 2006.
- [100] M. K. Moudachirou. *Classification et forêts aléatoires : Application à l'aide à la décision chirurgicale du genou par arthroplastie*. PhD thesis, Télé-université, 2017.
- [101] K. P. Murphy et al. Naive bayes classifiers. *University of British Columbia*, 18(60) :1–8, 2006.
- [102] S. Nag. Image registration techniques : a survey. *arXiv preprint arXiv :1712.07540*, 2017.
- [103] Y. Nakagawa and A. Rosenfeld. Some experiments on variable thresholding. *Pattern recognition*, 11(3) :191–204, 1979.

- [104] H. L. Nguyen, J. Liu, M. Del Castillo, and T. Shah. Role of coronary calcium score to identify candidates for ascvd prevention. *Current atherosclerosis reports*, 21(12) :1–11, 2019.
- [105] P. Nougues. Prévention primaire des maladies cardiovasculaires : état des lieux en france à partir du questionnaire du projet spices. 2018.
- [106] S. Nowozin, C. Rother, S. Bagon, T. Sharp, B. Yao, and P. Kohli. Decision tree fields. In *2011 International Conference on Computer Vision*, pages 1668–1675. IEEE, 2011.
- [107] S. D. O’Connor, P. M. Graffy, R. Zea, and P. J. Pickhardt. Does nonenhanced ct-based quantification of abdominal aortic calcification outperform the framingham risk score in predicting cardiovascular events in asymptomatic adults ? *Radiology*, 290(1) :108–115, 2019.
- [108] O. Oktay, E. Ferrante, K. Kamnitsas, M. Heinrich, W. Bai, J. Caballero, S. A. Cook, A. De Marvao, T. Dawes, D. P. O’Regan, et al. Anatomically constrained neural networks (acnns) : application to cardiac image enhancement and segmentation. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(2) :384–395, 2017.
- [109] W. H. Organization et al. *The first ten years of the World Health Organization*. World Health Organization, 1958.
- [110] W. H. Organization et al. *World health statistics 2019 : monitoring health for the SDGs, sustainable development goals*. World Health Organization, 2019.
- [111] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1) :62–66, 1979.
- [112] J. M. Otton, J. T. Lønborg, D. Boshell, M. Feneley, A. Hayen, N. Sammel, K. Sessel, L. Bester, and J. McCrohon. A method for coronary artery calcium scoring using contrast-enhanced computed tomography. *Journal of cardiovascular computed tomography*, 6(1) :37–44, 2012.
- [113] G. A. Papakostas. Over 50 years of image moments and moment invariants. *Moments and Moment Invariants-Theory and Applications*, 1, 2014.
- [114] S. J. K. Pedersen. Circular hough transform. *Aalborg University, Vision, Graphics, and Interactive Systems*, 123(6), 2007.

- [115] G. Perlemuter and L. Perlemuter. *Guide pratique infirmier*. Elsevier Masson, 2020.
- [116] C. Petitjean. *Recalage non rigide d'images par approches variationnelles statistiques. Application à l'analyse et à la modélisation de la fonction myocardique en IRM*. PhD thesis, Université René Descartes-Paris V, 2003.
- [117] G. Pundziute, J. D. Schuijf, J. W. Jukema, H. J. Lamb, A. de Roos, E. E. van der Wall, and J. J. Bax. Impact of coronary calcium score on diagnostic accuracy of multislice computed tomography coronary angiography for detection of coronary artery disease. *Journal of nuclear cardiology*, 14(1) :36–43, 2007.
- [118] C. Rafael. Gonzalez, and richard e. woods. *Digital image processing*, page 793, 1992.
- [119] H. Rahman, S. Rahman, and F. Din. Automatic segmentation of the aorta in cardiac medical images. *Nucleus*, 54(2) :90–96, 2017.
- [120] T. Ridler, S. Calvard, et al. Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE trans syst Man Cybern*, 8(8) :630–632, 1978.
- [121] B. Rim, S. Lee, A. Lee, H.-W. Gil, and M. Hong. Semantic cardiac segmentation in chest ct images using k-means clustering and the mathematical morphology method. *Sensors*, 21(8) :2675, 2021.
- [122] M. Robnik-Šikonja and I. Kononenko. Theoretical and empirical analysis of relieff and rrelieff. *Machine learning*, 53(1) :23–69, 2003.
- [123] É. O. Rodrigues, A. Conci, F. Morais, and M. G. Pérez. Towards the automated segmentation of epicardial and mediastinal fats : a multi-manufacturer approach using intersubject registration and random forest. In *2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, pages 1779–1785. IEEE, 2015.
- [124] J. A. Rumberger, B. H. Brundage, D. J. Rader, and G. Kondos. Electron beam computed tomographic coronary calcium scanning : a review and guidelines for use in asymptomatic persons. In *Mayo Clinic Proceedings*, volume 74, pages 243–252. Elsevier, 1999.
- [125] B. Sadek and S. CHIKHI. Etude comparative de méthodes de sélection de caractéristiques en apprentissage automatique. proposition d'une variante. 2015.

- [126] H. Samet and M. Tamminen. Efficient component labeling of images of arbitrary dimension represented by linear bintrees. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 10(4) :579–586, 1988.
- [127] G. Santini, D. Della Latta, N. Martini, G. Valvano, A. Gori, A. Ripoli, C. L. Susini, L. Landini, and D. Chiappino. An automatic deep learning approach for coronary artery calcium segmentation. In *EMBECC & NBC 2017*, pages 374–377. Springer, 2017.
- [128] S. C. Saur, H. Alkadhi, L. Desbiolles, G. Székely, and P. C. Cattin. Automatic detection of calcified coronary plaques in computed tomography data sets. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pages 170–177. Springer, 2008.
- [129] T. Schlosser, P. Hunold, A. Schmermund, H. Köhl, K.-U. Waltering, J. F. Debatin, and J. Barkhausen. Coronary artery calcium score : Influence of reconstruction interval at 16–detector row ct with retrospective electrocardiographic gating. *Radiology*, 233(2) : 586–589, 2004.
- [130] U. J. Schoepf, C. R. Becker, B. M. Ohnesorge, and E. K. Yucel. Ct of coronary artery disease. *Radiology*, 232(1) :18–37, 2004.
- [131] T. Schwarz, T. Heimann, I. Wolf, and H. Meinzer. 3d heart segmentation and volumetry using deformable shape models. In *2007 Computers in Cardiology*, pages 741–744. IEEE, 2007.
- [132] N. Seyahi, S. Alagoz, Z. Atli, S. G. Ozcan, G. Tripepi, A. Bakir, S. Trabulus, S. Pekmezci, and C. Zoccali. Coronary artery calcification progression and long-term cardiovascular outcomes in renal transplant recipients : an analysis by the joint model. *Clinical Kidney Journal*, 15(1) :101–108, 2022.
- [133] A. A. Shabestari. Coronary artery calcium score : a review. *Iranian Red Crescent Medical Journal*, 15(12), 2013.
- [134] R. Shadmi, V. Mazo, O. Bregman-Amitai, and E. Elnekave. Fully-convolutional deep-learning based system for coronary calcium score prediction from non-contrast chest ct. In *2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018)*, pages 24–28. IEEE, 2018.

- [135] R. Shahzad, M. Schaap, T. van Walsum, S. Klien, A. C. Weustink, L. J. van Vliet, and W. J. Niessen. A patient-specific coronary density estimate. In *2010 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro*, pages 9–12. IEEE, 2010.
- [136] J. Shemesh, C. I. Henschke, A. Farooqi, R. Yip, D. F. Yankelevitz, D. Shaham, and O. S. Miettinen. Frequency of coronary artery calcification on low-dose computed tomography screening for lung cancer. *Clinical imaging*, 30(3) :181–185, 2006.
- [137] J. Shemesh, C. I. Henschke, D. Shaham, R. Yip, A. O. Farooqi, M. D. Cham, D. I. McCauley, M. Chen, J. P. Smith, D. M. Libby, et al. Ordinal scoring of coronary artery calcifications on low-dose ct scans of the chest is predictive of death from cardiovascular disease. *Radiology*, 257(2) :541–548, 2010.
- [138] K. Siegersma, T. Leiner, D. Chew, Y. Appelman, L. Hofstra, and J. Verjans. Artificial intelligence in cardiovascular imaging : state of the art and implications for the imaging cardiologist. *Netherlands Heart Journal*, 27(9) :403–413, 2019.
- [139] D. V. Singh. Digital image processing with matlab and lab view. *Reed Elsevier India Private Limited*, 2013.
- [140] Solacroup, Boyer, L. Marec, and C. Schouman. *Bases Physiques des rayons X : Scanner à rayonx X*,. 2001.
- [141] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. *Image processing, analysis, and machine vision*. Cengage Learning, 2014.
- [142] J. Šprem, B. D. De Vos, N. Lessmann, R. W. Van Hamersvelt, M. J. Greuter, P. A. De Jong, T. Leiner, M. A. Viergever, and I. Išgum. Coronary calcium scoring with partial volume correction in anthropomorphic thorax phantom and screening chest ct images. *PloS one*, 13(12) :e0209318, 2018.
- [143] A. A. Taha and A. Hanbury. Metrics for evaluating 3d medical image segmentation : analysis, selection, and tool. *BMC medical imaging*, 15(1) :1–28, 2015.
- [144] K. S. Tan and N. A. M. Isa. Color image segmentation using histogram thresholding–fuzzy c-means hybrid approach. *Pattern Recognition*, 44(1) :1–15, 2011.

- [145] M. Termeer, J. O. Bescós, M. Breeuwer, A. Vilanova, F. Gerritsen, and E. Gröller. 1104 the volumetric bull's eye plot. In *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, volume 10, pages 1–3. BioMed Central, 2008.
- [146] M. Tessmann, F. Vega-Higuera, D. Fritz, M. Scheuering, and G. Greiner. Multi-scale feature extraction for learning-based classification of coronary artery stenosis. In *Medical Imaging 2009 : Computer-Aided Diagnosis*, volume 7260, page 726002. International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [147] V. Thada and V. Jaglan. Comparison of jaccard, dice, cosine similarity coefficient to find best fitness value for web retrieved documents using genetic algorithm. *International Journal of Innovations in Engineering and Technology*, 2(4) :202–205, 2013.
- [148] R. Tota-Maharaj, P. H. Joshi, M. J. Budoff, S. Whelton, I. Zeb, J. Rumberger, M. Al-Mallah, R. S. Blumenthal, K. Nasir, and M. J. Blaha. Usefulness of regional distribution of coronary artery calcium to improve the prediction of all-cause mortality. *The American journal of cardiology*, 115(9) :1229–1234, 2015.
- [149] H. J. Trussell. Comments on" picture thresholding using an iterative selection method". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(5) :311–311, 1979.
- [150] S. Ulzheimer and W. A. Kalender. Assessment of calcium scoring performance in cardiac computed tomography. *European radiology*, 13(3) :484–497, 2003.
- [151] R. J. Urbanowicz, M. Meeker, W. La Cava, R. S. Olson, and J. H. Moore. Relief-based feature selection : Introduction and review. *Journal of biomedical informatics*, 85 :189–203, 2018.
- [152] V. N. Vapnik. Introduction : Four periods in the research of the learning problem. In *The nature of statistical learning theory*, pages 1–15. Springer, 2000.
- [153] W. Wang, H. Wang, Q. Chen, Z. Zhou, R. Wang, N. Zhang, Y. Chen, Z. Sun, and L. Xu. Coronary artery calcium score quantification using a deep-learning algorithm. *Clinical radiology*, 75(3) :237–e11, 2020.
- [154] J. T. Willerson and D. R. Holmes Jr. *Coronary artery disease*. Springer, 2015.
- [155] J. M. Wolterink, T. Leiner, R. A. Takx, M. A. Viergever, and I. Išgum. An automatic machine learning system for coronary calcium scoring in clinical non-contrast enhanced,

- ecg-triggered cardiac ct. In *Medical Imaging 2014 : Computer-Aided Diagnosis*, volume 9035, page 90350E. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [156] J. M. Wolterink, T. Leiner, R. A. Takx, M. A. Viergever, and I. Išgum. Automatic coronary calcium scoring in non-contrast-enhanced ecg-triggered cardiac ct with ambiguity detection. *IEEE transactions on medical imaging*, 34(9) :1867–1878, 2015.
- [157] J. M. Wolterink, T. Leiner, B. D. De Vos, J.-L. Coatrieux, B. M. Kelm, S. Kondo, R. A. Salgado, R. Shahzad, H. Shu, M. Snoeren, et al. An evaluation of automatic coronary artery calcium scoring methods with cardiac ct using the orcascore framework. *Medical physics*, 43(5) :2361–2373, 2016.
- [158] J. M. Wolterink, R. W. van Hamersvelt, M. A. Viergever, T. Leiner, and I. Išgum. Coronary artery centerline extraction in cardiac ct angiography using a cnn-based orientation classifier. *Medical image analysis*, 51 :46–60, 2019.
- [159] J. Wu, E. Lewis, G. Ferns, and J. Giles. Automated coronary calcium scoring using predictive active contour segmentation. In *2009 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC)*, pages 3970–3974. IEEE, 2009.
- [160] K.-L. Wu and M.-S. Yang. Alternative c-means clustering algorithms. *Pattern recognition*, 35(10) :2267–2278, 2002.
- [161] X. Xie, Y. Zhao, G. H. de Bock, P. A. de Jong, W. P. Mali, M. Oudkerk, and R. Vliegenthart. Validation and prognosis of coronary artery calcium scoring in nontriggered thoracic computed tomography : systematic review and meta-analysis. *Circulation : Cardiovascular Imaging*, 6(4) :514–521, 2013.
- [162] Y. Xie, M. D. Cham, C. Henschke, D. Yankelevitz, and A. P. Reeves. Automated coronary artery calcification detection on low-dose chest ct images. In *Medical Imaging 2014 : Computer-Aided Diagnosis*, volume 9035, page 90350F. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [163] Y. Xie, S. Liu, A. Miller, J. A. Miller, S. Markowitz, A. Akhund, and A. P. Reeves. Coronary artery calcification identification and labeling in low-dose chest ct images. In *Medical Imaging 2017 : Computer-Aided Diagnosis*, volume 10134, page 101340L. International Society for Optics and Photonics, 2017.

- [164] R. Yalamanchili, D. Dey, U. Kukure, R. Nakazato, D. S. Berman, and I. A. Kakadiaris. Knowledge-based quantification of pericardial fat in non-contrast ct data. In *Medical Imaging 2010 : Image Processing*, volume 7623, page 76231X. International Society for Optics and Photonics, 2010.
- [165] G. Yang, A. Broersen, R. Petr, P. Kitslaar, M. A. de Graaf, J. J. Bax, J. H. Reiber, and J. Dijkstra. Automatic coronary artery tree labeling in coronary computed tomographic angiography datasets. In *2011 Computing in Cardiology*, pages 109–112. IEEE, 2011.
- [166] G. Yang, Y. Chen, Q. Sun, X. Ning, H. Shu, and J.-L. Coatrieux. Fully automatic coronary calcification detection in non-contrast ct images. *Medical Physics*, 43(5) :2174–186, 2016.
- [167] H. Yaşar, S. Serhatlıoğlu, U. Kutbay, and F. Hardalaç. A novel approach for estimation of coronary artery calcium score class using ann and body mass index, age and gender data. In *2018 4th International Conference on Computer and Technology Applications (ICCTA)*, pages 184–187. IEEE, 2018.
- [168] A. M. Zair, A. Bouzouad Cherfa, Y. Cherfa, and N. Belkhamisa. Machine learning for coronary artery calcification detection and labeling using only native computer tomography. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, pages 1–13, 2021.
- [169] K. H. Zou, S. K. Warfield, A. Bharatha, C. M. Tempany, M. R. Kaus, S. J. Haker, W. M. Wells III, F. A. Jolesz, and R. Kikinis. Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index1 : scientific reports. *Academic radiology*, 11(2) :178–189, 2004.
- [170] M. Zreik, R. W. van Hamersvelt, J. M. Wolterink, T. Leiner, M. A. Viergever, and I. Is-gum. Automatic detection and characterization of coronary artery plaque and stenosis using a recurrent convolutional neural network in coronary ct angiography. 2018.