



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE IBN KHALDOUN - TIARET

MEMOIRE

Présenté à :

FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

MASTER

Spécialité : Génie Informatique

Par :

SENOUCI Fatima
MOSTEFAOUI Ismahen

Sur le thème :

Utilisation des techniques de traitement d'images et des connaissances a priori pour la détection précoce du cancer du corps de L'utérus (cancer de l'endomètre)

Soutenu publiquement le .. / 10 /2021 à Tiaret devant le jury composé de :

Mr. MERATI Medjaded	MCA	Président
Mr. BAGHDADI Mohamed	MCB	Encadreur
Mr. MEZZOUG Karim	MAA	Examineur

Remerciements

Avant tout, On remercie ALLAH le tout puissant pour nous avoir donné le courage, la santé et la patience pour réaliser ce travail

On tient à remercier tout particulièrement notre Encadreur Dr. Baghdadi Mohamed pour son encadrement, sa disponibilité et ses bons conseils tout le long de ce travail. On lui exprime également notre profonde reconnaissance pour son dévouement et d'avoir bien voulu nous faire profiter pleinement de ses compétences scientifiques et de ses idées pour l'accomplissement de ce travail. On remercie les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en participant au jugement de ce travail. Enfin, nous voulons exprimer nos remerciements à toute personne qui a contribué de près ou de loin pour la finalisation de ce travail.

Dédicace

J'ai le plaisir de dédier ce modeste travail,

À mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

À mon mari qui a toujours été à mes côtés source de ma force merci pour vos ajouts importants dans ma vie.

A ma nièce Arwa, mon âme je lui souhaite une vie longue pleine de Réussite et du Bonheur inshlh

À mes chères sœurs pour leurs encouragements, et leur soutien moral,

Je dédie ce travail particulièrement à ma partenaire de mémoire, ma binôme, mon amie Fatima pour son travail acharné et sa patience.

Ismahen



Dédicace

Je dédie ce mémoire

À mes chers Parents pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur patience, leur soutien et leurs prières tout au long de mon parcours.

À toute Ma famille Senouci, Djilali, Lahrech et surtout à mon Oncle Khaled Mon petit frère Abdelkader pour leur soutien, leur tendresse et leur encouragement.

À mes adorables neveux, Chakib, Adem, Mohamed, Aymen

A mon binôme du parcours Ismahen Mostefaoui
Je souhaite tout le bonheur du monde pour eux.

Fatima



Résumé

Le diagnostic précoce représente l'une des approches les plus prometteuses pour réduire la fatalité croissante du cancer. Dans ce travail, un système de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) pour la détection du cancer de l'endomètre est développé en utilisant les images échographiques et histologiques de l'utérus. Le système CAD aide à améliorer les performances de diagnostics des médecins et des radiologues dans leurs interprétations d'images.

Nous développons dans ce travail deux approches pour la détection du cancer de l'endomètre, la première est semi automatique et traite les images échographiques. Les images échographiques sont initialement filtrées à l'aide de plusieurs filtres, puis segmentées pour obtenir la région d'intérêt en utilisant la méthode de croissance de région. Les différentes caractéristiques statistiques de la ROI sont ensuite extraites, et sont utilisées avec les connaissances a priori pour la détection de la tumeur (détection comme zone cancéreuse ou non-cancéreuse).

Dans la deuxième approche nous utilisons les deux types d'images échographiques et histologiques. Cette approche est basée sur l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs (CNN).

Les approches proposées sont appliquées sur deux bases d'images échographiques et histologiques. Les résultats obtenus sont prometteurs vu le manque de données en particulier pour le cancer de l'endomètre.

Mot Clés :

Cancer de l'endomètre, Systèmes d'aide au diagnostic (CAD), Techniques de filtrage, La méthode de croissance de région, ROI, Les connaissances a priori, Les réseaux de neurones convolutifs (CNN), Les images échographiques, Les images histologiques.

Abstract

Early diagnosis represents one of the most promising approaches to reducing the growing fatality of cancer. In this work, a computer-assisted diagnostic system (CAD) for the detection of endometrial cancer is developed using ultrasound and histological images of the uterus. The CAD system helps to improve the diagnostic performance of physicians and radiologists in their image interpretation.

In this work, we are developing two approaches for the detection of endometrial cancer; the first is semi-automatic and processes ultrasound images. Ultrasound images are initially filtered using multiple filters and then segmented to obtain the region of interest (ROI) using the region growing method. The various statistical characteristics of the ROI are then extracted, and are used with prior knowledge for the detection of the tumor (detection as a cancerous or non-cancerous area).

In the second approach we use both types of images ultrasound and histological. This approach is based on the use of convolutional neural networks (CNN).

The proposed approaches are applied on two data sets of ultrasound and histological images. The obtained results are promising given the lack of data, in particular for endometrial cancer.

Keywords :

Endometrial Cancer, Computer-assisted diagnosis system (CAD), Filter techniques, Region Growing method, ROI, A priori knowledge, Convolutional neural networks (CNN), ultrasound images, histological images.

المخلص:

يمثل التشخيص المبكر أحد أكثر الأساليب الواعدة للحد من الوفيات المتزايدة للسرطان. في هذا العمل ، تم تطوير نظام تشخيص بمساعدة الكمبيوتر (CAD) للكشف عن سرطان بطانة الرحم باستخدام الموجات فوق الصوتية والصور النسيجية للرحم. يساعد نظام CAD في تحسين الأداء التشخيصي للأطباء وأخصائيي الأشعة في تفسيرهم للصور.

في هذا العمل ، نقوم بتطوير طريقتين للكشف عن سرطان بطانة الرحم ، الأولى هي طريقة نصف آلية و تعالج صور الموجات فوق الصوتية. يتم تصفية صور الموجات فوق الصوتية مبدئيًا باستخدام عوامل تصفية متعددة ثم يتم تقسيمها للحصول على للمنطقة محل الإهتمام باستخدام طريقة نمو المنطقة. ثم يتم استخراج الخصائص الإحصائية المختلفة للمنطقة محل الإهتمام ، واستخدامها بمعرفة مسبقة للكشف عن الورم (الكشف كمنطقة سرطانية أو غير سرطانية).

في الطريقة الثانية نستخدم كلا النوعين من الموجات فوق الصوتية والصور النسيجية. يعتمد هذا النهج على استخدام الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) يتم تطبيق الأساليب المقترحة على قاعدتين من صور الموجات فوق الصوتية والصور النسيجية. النتائج التي تم الحصول عليها واعدة بالنظر إلى نقص البيانات ، وخاصة عن سرطان بطانة الرحم.

الكلمات المفتاحية :

سرطان بطانة الرحم , نظام تشخيص بمساعدة الكمبيوتر, طرق التصفية, طريقة نمو المنطقة, المنطقة محل الإهتمام, المعلومات المسبقة, الشبكات العصبية التلافيفية, صور الموجات فوق الصوتية, الصور النسيجية

Table des matières :

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

CHAPITRE 1 : Généralités sur le cancer d'endomètre

I.1	Introduction.....	4
I.2	Anatomie physiologie du Cor humain.....	4
I.2.1	Définitions.....	4
I.2.1.1	l'Anatomie.....	4
I.2.1.2	Physiologie.....	4
I.2.2	Organisation du corps humain.....	4
I.2.2.1	LeTissu.....	4
I.2.2.2	L'organe.....	5
I.2.2.3	Les Systèmes.....	5
I.2.3	Morphologie et RégionsCorporelles.....	5
I.2.4	Anatomie des Organes Génitaux Féminin.....	6
I.2.4.1	Les organes génitaux externe.....	6
I.2.4.2	Les organes génitaux interne.....	6
I.2.4.2.1	Le Vagin.....	7
I.2.4.2.2	Trompes de Fallope.....	7
I.2.4.2.3	L'uterus.....	7
I.3	Le Cancer	8
I.3.1	Définitions De cancer.....	8
I.3.2	Comment nait un cancer.....	8
I.3.3	Quelle différence entre une cellule saine et une cellule cancéreuse.....	8
I.3.4	Cancer de L'endomètre.....	9
I.3.4.1	Définitions De cancer de l'endomètre.....	9
I.3.4.2	L'épidémiologie.....	9
I.3.4.3	Facteurs de risque.....	10
I.3.4.3.1	Facteurs hormonaux.....	10
I.3.4.3.2	Hérédité.....	10
I.3.4.3.3	Autres facteurs.....	10
I.3.4.4	Facteurs protecteurs.....	11
I.3.4.5	Anatomopathologie.....	11
I.3.4.5.1	Siégé.....	11
I.3.4.5.2	Taille.....	11
I.3.4.5.3	Macroscopie.....	11
I.3.4.5.4	Microscopie.....	12

I.3.4.5.5 Extension.....	12
I.3.4.6 Diagnostique	12
I.3.4.6.1 Clinique	12
I.4 L'imagerie Médicale.....	13
I.4.1 Définitions	13
I.4.2 Le but de L'imagerie médicale	13
I.4.3 Les sortes de L'imagerie médicale.....	13
I.4.3.1 L'imagerie structurale.....	13
I.4.3.2 L'imagerie fonctionnelle.....	13
I.4.4 Les Types d'imagerie médicale	13
I.4.4.1 La radiographie.....	13
I.4.4.2 Le scanner.....	14
I.4.4.3 La scintigraphie mono-photonique.....	15
I.4.4.4 La tomographie par émission de positions (TEP).....	15
I.4.4.5 L'échographie ultra sonore.....	16
I.4.4.6 La magnéto encéphalographie.....	17
I.4.4.7 L'imagerie par résonance magnétique.....	18
I.4.4.8 La médecine nucléaire.....	19
I.4.5 Les Types d'imagerie utilisés pour la detection du cancer d'endomètre.....	19
I.4.5.1 Echographie du pelvis.....	19
I.4.5.2 IRM du pelvis et des aires ganglionnaires lomboaortiques.....	19
I.4.5.3 Les images histologiques de l'utérus.....	19
I.5 Conclusion	21

CHAPITRE 2 : Amélioration et segmentation d'images

I. Introduction	23
II.2 L'image.....	23
II.2.1 Définition de l'image.....	23
II.2.2 Les types d'images [11].....	23
II.2.2.1 Images matricielles(jpg, gif, png)	23
II.2.2.1.1 Images 2D.....	23
II.2.2.1.1 Images 2D + t(vidéo) ,images 3D,images multi-résolution.....	24
II.2.2.1.2 Images stéréoscopiques.....	24
II.2.2.2 Images vectorielles (AI, EPS, PDF)	24
II.2.2.3 La différence entre images vectorielles et images matricielles	24
II.2.3 Définition de traitement d'image	24
II.3 Modélisation et représentation numérique et analogique d'une image.....	24
II.3.1 Image analogique	24
II.3.2 Image Numérique.....	25

II.3.3 Images en niveau de gris.....	25
II.3.4 De l’analogique vers le numérique.....	25
II.3.5 trois principaux types d’images.....	25
II.4 Amélioration de la qualité d’image.....	26
II.4.1 Bruit d’image.....	26
II.4.2 Rehaussement de contraste.....	26
II.4.3 Luminance ou brillance d’une image numérique.....	26
II.4.4 Contraste d’une image numérique.....	26
II.4.4.1 Amélioration de contraste.....	26
II.4.4.1.2 Egalisation de l’histogramme.....	27
II.4.4.1.3 Autres transformations.....	28
II.5 La segmentation d’image.....	30
II.5.1 Buts de la segmentation.....	31
II.5.2 Les différentes méthodes de segmentation.....	31
II.5.2.1 La segmentation fondée sur les régions.....	31
II.5.2.1.1 Segmentation par division de régions (Split).....	31
II.5.2.1.2 Segmentation par fusion de régions (Merge).....	32
II.5.2.1.3 Segmentation par division-fusion (Split and Merge).....	33
II.5.2.2 La segmentation fondée sur les contours.....	33
II.5.2.2.1 Le processus classique de détection de contours.....	33
II.5.2.2.2 Les différentes méthodes d’approche Contour.....	33
II.5.2.3 La segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité.....	35
II.5.2.4 La segmentation fondée sur l’approche coopérative.....	35
II.6 Conclusion.....	35

CHAPITRE 3 : Les Techniques du traitement d’image utilisées pour la détection du Cancer (Etat De L’art)

III.1 Introduction.....	37
III.2Etat de l’art.....	37
III.2.1 Segmentation du col de l’utérus sur les images échographiques [21].....	37
III.2.1.1 Méthodologie.....	38
III.2.1.1.1 Les images échographiques utilisées.....	38
III.2.1.1.1.1 La méthode de contour actif.....	38
III.2.1.2 Résultats obtenus.....	39
III.2.2 Détection du cancer de la thyroïde[22].....	43
III.2.2.1 Méthodologie.....	44
III.2.3 Le moddèle HIENet utilisé pour le cancer de l’endometre [23].....	45
III.2.3.1 Méthodologie.....	46

III.2.3.1.1 Architecture du modèle HIENet.....	46
III.2.3.2 Résultats.....	47
III.2.4 Segmentation automatique du cancer de l'endomètre en utilisant l'apprentissage profond [24] ...	49
III.2.1 Méthodologie.....	49
III.2.2.1 Le modèle CNN utilisé.....	50
III.2.3 Résultats.....	50
III.3 Conclusion.....	52

CHAPITRE 4 : Approche Proposée

IV.1 Introduction.....	54
IV.2 Méthodologie.....	54
IV.2.1 Acquisition D'image.....	55
IV.2.2 Prétraitement de l'image.....	55
IV.2.2.1Filtre wiener.....	55
IV.2.2.2 Filtre moyennneur.....	55
IV.2.2.3Filtre gaussien.....	56
IV.2.2.4Filtre médian.....	56
IV.2.2.5Filtre morphologique.....	57
IV.2.2.5.1La dilotion.....	57
IV.2.2.5.2 L'erosion.....	57
IV.2.2.5.3 L'ouverture.....	57
IV.2.2.5.4 La Fermeture.....	58
IV.2.2.5.5 Le gradient morphologique.....	58
IV.2.2.5.6 La ligne de partage des eaux(LPE).....	58
IV.3 La Segmentation.....	58
IV.3.1Différentes approches de segmentation.....	59
IV.3.1.1Approche contour.....	59
IV.3.1.2 Approche région.....	59
IV.3.2 Segmentation par croissance de régions(Region growing).....	60
IV.4 Détermination des régions d'intérêts (ROI region of interest).....	60
IV.5 Extraction des caractéristiques.....	60
IV.6 Classification avec les réseaux de neurones.....	61
IV.6.1 Intelligence artificiel.....	61
IV.6.2 Apprentissage automatique (Machine Learning).....	62
IV.6.3 Réseau de neurones (Neural Network).....	62
IV.6.3.1 Les neurones.....	62
IV.6.3.2 Le neurone biologique.....	63
IV.6.3.3 Le neurone artificiel.....	63
IV.6.3.4 Les réseaux de neurones (Neural Networks).....	64

IV.6.4 L'apprentissage profond (Deep Learning)	64
IV.6.4.1 Fonctionnement du deep learning.....	65
IV.7 Réseau de neurones convolutifs (Convolution Neural Network ou CNN).....	66
IV.7.1 Architecture globale des CNNs	66
IV.7.1.1 Couche convolutive	67
IV.7.1.2 Couche de pooling	67
IV.7.1.3 Couche complètement connectée(Fully connected layer)	67
IV.7.1.4 Couche de correction (ReLu :Rectified Linear Units).....	67
IV.8 De CNN en général à AlexNet	68
IV.8.1 L'architecture d'AlexNet	68
IV.9 Transférer l'apprentissage à l'aide d'AlexNet.....	69
IV.10 Overfitting et Underfitting	69
IV.11 Conclusion	70

CHAPITRE 5 : Implémentation et réalisation

V.1 Introduction.....	72
V.2 Présentation des outils de développement.....	72
V.2.1 Langage de programmation.....	72
V.2.1.1 Définition de MATLAB	72
V.2.1.2 L'outil Guide (GUI)	72
V.3 Les bases de données utilisées.....	73
V.3.1 La base de données échographiques.....	73
V.3.2 La base de données histologiques	73
V.4 Approche semi-automatique pour la détection du cancer de l'endomètre sur les images échographiques	74
V. 5 Approche de classification	75
V. 5.1 Architectures de nos réseaux	75
V. 5.1.1 Architecture du modèle 01.....	75
V. 5.1.2 Architecture du modèle 02.....	77
V. 5.1.3 Architecture du modèle 03.....	79
V.5.2 Les mesures de performance utilisées	80
V.5.3 Les résultats du premier modèle	81
V.5.4 Les résultats du deuxième modèle	83
V.5.5 Les résultats du modèle de Transfert learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images échographiques.....	88
V.5.6 Les résultats du modèle de Transfert learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images échographiques.....	91
V.5.7 Résumé des modèles	94
V.6 Conclusion.....	95

Conclusion générale	96
Références bibliographiques	98

Liste des Figures

Chapitre 1

Figure I.1: Les organes génitaux externes.....	6
Figure I.2: La composition de l'utérus.	8
Figure I.3: La différence entre une cellule saine et une cellule cancéreuse.	9
Figure I.4: La radiographie.....	15
Figure I.5: Le scanner	15
Figure I.6: La scintigraphie mono-photonique.	15
Figure I.7: La tomographie par émission de position (TEP)	16
Figure I.8: L'échographie ultra sonore.....	17
Figure I.9: L'électro-encéphalographie.	17
Figure I.10: La magnéto encéphalographie.	18
Figure I.11: L'IRM Anatomique.	18
Figure I.12: Exemples des images histologiques (cellulaires) de l'endomètre (sain et malade).	20
Figure I.13: Hyperplasie glandulaire complexe atypique, lésion précurseur de l'adénocarcinome endométrioïde (histologie).	20

Chapitre 2

Figure II.1: Images en niveau de gris.....	25
Figure II.2: L'histogramme d'une image.	27
Figure II.3: Transformations non-linéaires gamma.	28
Figure II.4: Transformation linéaire par morceau utilisant des paliers.	28
Figure II.5: Addition d'images.	29
Figure II.6: Soustraction d'images.....	29
Figure II.7: Multiplication d'images.....	30
Figure II.8: Décompositions successives des blocs.	31
Figure II.9: Décomposition finale.....	31
Figure II.10: Représentation sous formes de quadtree.	32

Chapitre 3

Figure III.1: Les étapes de la première méthode [21].	38
--	----

Figure III.2: Les étapes de la deuxième méthode [21].	39
Figure III.3: Les étapes de la troisième méthode [21].	39
Figure III.4: Résultat de la première Méthode [21].	40
Figure III.5 : Résultat de la deuxième méthode [21].	41
Figure III.6: Résultat de la troisième méthode [21].	42
Figure III.7: Relation entre nombre d'itérations et le résultat de la croissance de régions.	43
Figure III.8: Diagramme en blocs du système CAD [22].	44
Figure III.9: Architecture du modèle HIENet	47
Figure III.10 : Rendu du volume (panneau de gauche) de la segmentation ML manuelle et automatisée de la tumeur primaire d'une patiente en termes de vrais positifs (orange), de faux négatifs (bleu) et de faux positifs (violet).	51
Figure III.11: Contours tumoraux de l'apprentissage automatique et des deux évaluateurs (courbes rouges pleines). Les contours sont superposés à l'image VIBE. De gauche à droite : image VIBE originale, contours de ML, évaluateur 1 (R1) et évaluateur 2 (R2).	51

Chapitre 04

Figure IV.1 : Les étapes du système CAD proposé.	54
Figure IV.2: Résultat de l'application du filtre wiener sur une image.	55
Figure IV.3: Résultat de l'application du filtre moyenneur sur une image.	56
Figure IV.4: La fonction gaussienne utilisée dans le filtre gaussien.	56
Figure IV.5 : Résultat de l'application du filtre médian sur une image.	57
Figure IV.6: Ligne de partage des eaux LPE.	58
Figure IV.7: Les deux principales approches de segmentation.	59
Figure IV.8: Exemple de résultat de segmentation par croissance de régions.	60
Figure IV.9: L'intelligence artificielle.	62
Figure IV.10: Machine Learning.	62
Figure IV.11: Le neurone biologique et ses principaux composants.	63
Figure IV.12: Le Neurone artificiel.	63
Figure IV.13: La différence entre un neurone artificiel et biologique.	64
Figure IV.14: Schéma général d'un réseau de neurones.	64
Figure IV.15: Schéma d'un réseau de neurone profond.	65
Figure IV.16: Exemple d'application d'un réseau de neurone profond.	65
Figure IV.17: L'architecture générale des CNN.	67
Figure IV.18: Architecture d'AlexNet.	68
Figure IV.19: La réutilisation d'un réseau pré-entraîné.	69

Chapitre 5

Figure V.1: Le filtrage des images échographiques.....	74
Figure V.2: les caractéristiques de la région d'intérêt	75
Figure V.3: Architecture du modèle 01.....	76
Figure V.4: Suite de l'architecture de modèle 01	77
Figure V.5: Architecture du modèle 02.....	76
Figure V.6: Suite 1 de l'architecture de modèle 02	78
Figure V.7: Suite 2 de l'architecture de modèle 02	79
Figure V.8: Architecture du modèle 03 (partie 1).....	80
Figure V.9: Architecture de modèle 03 (partie 2).....	80
Figure V.10: Résultat de l'apprentissage du 1 ^{ier} modèle	81
Figure V.11: Matrice de confusion du 1 ^{ier} modèle.....	82
Figure V.12: Résultat du 1 ^{ier} modèle sur une image d'endomètre malade	82
Figure V.13: Résultat du 1 ^{ier} modèle sur une image d'endomètre sain	83
Figure V.14: Résultat de l'apprentissage du 2 ^{eme} modèle	84
Figure V.15: Résultats sur des images d'endomètres normales lutéales	84
Figure V.16: Résultat sur une image d'endomètre avec hyperplasie simple.....	85
Figure V.17: Résultat sur des images d'endomètres avec hyperplasie complexe	86
Figure V.18: Résultat sur une image d'endomètre avec polype	87
Figure V.19: Résultat sur une image d'endomètre avec adénocarcinome	87
Figure V.20: Les résultats de l'apprentissage du modèle ALEXNET avec transfer learning sur les images échographiques	88
Figure V.21: Matrice de confusion du 3 ^{ieme} modèle sur les images échographiques	89
Figure V.22: Le choix d'une image pour le test	89
Figure V.23: Résultat du modèle 03 sur les images échographiques.....	90
Figure V.24: Quelques autres résultats du modèle 03 sur les images échographiques	91
Figure V.25: Les résultats de l'apprentissage du 3 ^{eme} modèle sur les images histologiques	92
Figure V.26: La matrice de confusion du 3 ^{ieme} modèle sur les images histologiques	92
Figure V.27: Résultat de modèle de Transfer learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images histologiques.....	93

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Classification des tumeurs d'endomètre.....	11
Tableau III.1: Comparaison des travaux selon les classifieurs utilisés [22]	45
Tableau III.1: Résultats de la classification avec les classificateurs basés sur CNN [23].	48
Tableau III.2: Comparaison entre les résultats de la classification des experts humains et HIENet [23].	48
Tableau III.4 : Résultats obtenus pour la segmentation du cancer de l'endomètre (tableau tiré de [24]).	52
Tableau V.1: Informations sur la base de données histologiques et les différentes classes de l'endomètre.	74
Tableau V.2: Résultats sur les images échographiques.	94
Tableau V.3: Résultats sur les images histologiques.	94

Introduction Générale

« Naître en bonne santé, ne pas acquérir de maladie significative, vivre une vie longue et satisfaisante, et quand la fin de la vie arrive, le faire sans l'accompagnement de la souffrance et de la maladie », telle est, pour le Professeur Pettigrew, l'objectif poursuivi par la recherche médicale.

Le diagnostic de toute image médicale est effectué par des humains. La précision de ce diagnostic dépend à la fois de la qualité de l'image acquise et de son interprétation. Mais il y a plusieurs problèmes avec le diagnostic basé sur l'homme ; ceux-ci incluent la perception, l'expérience, la fatigue, les préjugés et le bruit. Pour les éviter, le système de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) est devenu populaire, et même parfois nécessaire.

Le cancer de l'utérus ou cancer de l'endomètre est l'une des tumeurs gynécologiques malignes les plus courantes ; le 4^{ème} cancer le plus courant pour être exact ; qui constitue une menace sérieuse pour la santé des femmes. Ainsi, il est crucial de détecter ce cancer à un stade précoce. Par conséquent, en utilisant un système CAD, le radiologue peut bénéficier du résultat de l'analyse informatique de l'image interprétée, qui l'aide dans sa prise de décision finale, même parfois le système CAD peut être autonome.

L'objectif des systèmes CADs est de réduire les erreurs de recherche et d'interprétation ainsi que la variation entre et au sein des observateurs. Ainsi, pour réduire le taux de mortalité dû au cancer de l'endomètre, les systèmes CAD s'avèrent être le meilleur outil.

Il existe plusieurs analyses médicales pour la détection du cancer de l'endomètre en particulier deux types d'images sont importants et nécessaire pour ce procédé à savoir : les images échographiques et les images histologiques (appelées aussi images histopathologiques , cellulaires ou microscopiques).

L'échographie est un appareil à ultrasons utilise des ondes sonores qui ne peuvent pas être entendues par les humains. Les ondes sonores produisent un motif d'échos lorsqu'elles rebondissent sur les organes à l'intérieur du bassin. Les échos créent une image de l'utérus et des tissus voisins. L'image peut montrer une tumeur utérine. Pour une meilleure vue de l'utérus, le dispositif peut être inséré dans le vagin (échographie transvaginale).

La biopsie de l'endomètre avec confirmation histopathologique est le maillon crucial pour le diagnostic du cancer de l'endomètre. De plus, la compréhension de l'histopathologie du cancer de l'endomètre au niveau cellulaire est actuellement reconnue comme le diagnostic le plus fiable de la maladie. La demande pour de telles applications en pathologie explose.

Les images histologiques sont donc des images des cellules sous microscope obtenues par un

prélèvement biopsique. Ces images permettent la découverte de cellules suspectes, dysplasiques, ou de cellules tumorales. Le traitement et la modélisation de ces images est important pour la détection du cancer de l'endomètre.

Dans ce mémoire, nous avons développé une approche CAD pour la détection du cancer de du corps de l'utérus (l'endomètre), cette approche traite à la fois les images échographiques et les images histologiques. Elle permet l'utilisation conjointe de plusieurs techniques de traitement d'images, de connaissances a priori et de la classification par réseaux de neurones convolutifs (CNN).

Ce mémoire s'articule autour de cinq chapitres qui nous permettent de présenter les différents aspects de notre travail.

- ✓ Le premier chapitre introduit les termes et concepts essentiels d'anatomie physiologique du corps humain macroscopique et en particulier l'anatomie de l'utérus.
- ✓ Nous étudierons dans le second chapitre les différentes techniques d'amélioration et de segmentation des images.
- ✓ Nous présenterons dans le troisième chapitre un état de l'art des méthodes de détection du cancer de l'endomètre, qui va nous laisser découvrir quelques travaux qui touchent la même objective que la notre c'est-à-dire des techniques de traitement d'image utiliser pour la détection du cancer de l'endomètre.
- ✓ Le chapitre quatre expose en détail la description de la mise en œuvre de notre approche de détection de cancer de l'endomètre.
- ✓ Le dernier chapitre dévoile les différentes étapes de la partie expérimentale pour la conception de notre système d'aide au diagnostic. De plus, Il présente les différents résultats obtenus.
- ✓ Enfin le mémoire se termine avec une conclusion et quelques perspectives.

Chapitre 1 :

Généralités sur le cancer d'endomètre

I.1 Introduction

Le cancer de l'utérus constitue la deuxième cause de mortalité chez la femme après le cancer du sein, L'endomètre est le revêtement intérieur de la paroi du corps de l'utérus, la partie de l'utérus où se déroule la grossesse. Un cancer se développe lorsqu'une des cellules de l'endomètre initialement normale se transforme puis se multiplie de façon anarchique jusqu'à former un amas de cellules anormales appelée tumeur. Il est caractérisé par une croissance incontrôlée et lente pouvant potentiellement devenir une maladie grave et mortelle. C'est une pathologie d'origine infectieuse [1].

I.2. Anatomie physiologie du corps humain [2]

L'anatomie et la physiologie sont des disciplines scientifiques qui appartiennent à la biologie

I.2.1 Définitions

I.2.1.1 l'Anatomie

Étude de la forme et de la structure du corps et de ses parties et des relations qu'elles ont les unes avec les autres.

I.2.1.2 Physiologie

Étude du fonctionnement du corps et de ses parties, c'est-à-dire de la façon dont celles-ci jouent leur rôle et permettent le maintien de la vie.

I.2.2 Organisation du corps humain [3]

Les niveaux d'organisation du corps humain sont, du plus simple au plus complexe : chimique, cellulaire, tissulaire, organique, systémique et enfin le niveau de l'organisme. Chaque niveau représente l'association d'unités du niveau inférieur.

Organisme extrêmement complexe qui comporte des milliards de cellules associées pour former :

- ✓ des tissus
- ✓ des organes
- ✓ des appareils ou systèmes

Un mécanisme évolué d'organisation et de fonctionnement.

I.2.2.1 Le Tissu

Est un ensemble de cellules spécialisées et adaptées à une même fonction. Il existe quatre groupes de tissus :

1. Le tissu épithélial ou épithélium

2. le tissu conjonctif
3. le tissu musculaire
4. le tissu nerveux

I.2.2.2 L'organe

Est composé de plusieurs types de tissus qui assurent, de façon coordonnée, une fonction déterminée.

I.2.2.3 Les Systèmes

Sont composés de 2 organes ou plus et de tissus, qui constituent une unité assurant la même fonction ou un ensemble de fonctions.

Les systèmes du corps sont :

- ✓ Les systèmes musculaires et squelettiques, qui assurent le soutien du corps et la locomotion.
- ✓ Les systèmes endocrinien, et nerveux qui ont des fonctions d'intégration et de coordination, pour assurer un fonctionnement cohérent du corps.
- ✓ Les systèmes, digestif, respiratoire, circulatoire, lymphatique et urinaire qui assurent le transport et la transformation des substances du corps.
- ✓ Le système digestif assure la dégradation mécanique et chimique des aliments pour qu'ils puissent être utilisés par les cellules et élimine les déchets :
 - Le système respiratoire assure l'oxygénation du sang, élimine la dioxyde de carbone, et participe à la régulation de la balance acido-basique.
 - Le système circulatoire transporte les gaz respiratoires, les nutriments, les déchets et les hormones : il participe à la régulation de la température du corps et de l'équilibre acido-basique, et protège l'organisme des pertes d'eau et des maladies.
 - Le système lymphatique transporte la lymphe en provenance des tissus jusqu'au courant sanguin, participe à la défense contre les infections et à l'absorption des graisses.
 - Le système urinaire élimine les déchets transportés par le sang : régule la composition chimique, le volume, et la balance électrolytique du sang, et participe au maintien de l'équilibre acido-basique de l'organisme.
- ✓ Le système tégumentaire a un rôle de protection du corps, de régulation de la température corporelle, d'élimination des déchets, de réception des stimuli sensoriels.
- ✓ Le système reproducteur ou génital assure la production des hormones sexuelles et des gamètes, pour la reproduction.

Aucun des systèmes ne travaille de façon totalement indépendante ; ils collaborent tous au bien-être de l'organisme entier.

I.2.3 Morphologie et Régions Corporelles

Le corps peut être partagé en trois divisions distinctes :

- ✓ La tête et le cou
- ✓ Le tronc
- ✓ Les membres

I.2.4 Anatomie des Organes Génitaux Féminin [4]

I.2.4.1 Les organes génitaux externes

L'ensemble des organes génitaux externes chez la femme est la vulve, comprennent le vestibule avec les glandes de Bartolini, les petites lèvres, les grandes lèvres et le clitoris.

- ✓ Le vestibule est situé entre les petites lèvres ; reçoit le méat urinaire est recouvert d'un épithélium pavimenteux stratifié
- ✓ Les glandes de Bartolin : situées dans le vestibule de part et d'autre du vagin Glandes tubulo-acineuses, hormono-dépendantes
- ✓ Les petites lèvres : repli muqueux revêtu par un épithélium pavimenteux stratifié. Nombreuses glandes sébacées et sudoripares. Axe conjonctif spongieux ; riche innervation sensitive.
- ✓ Les grandes lèvres : épithélium cutané (pavimenteux stratifié kératinisé) riche sur leur versant externe en follicules pileux, glandes sébacées et sudoripares. Axe conjonctif riche en cellules adipeuses.
- ✓ Le clitoris : organe érectile recouvert d'un épithélium pavimenteux stratifié. Dans sa partie profonde deux corps caverneux.

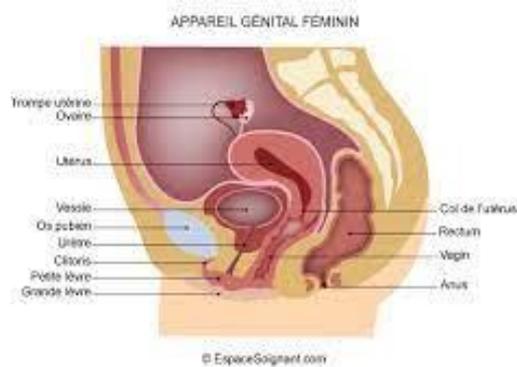


Figure I.1: Les organes génitaux externes.

I.2.4.2 Les organes génitaux internes

Les organes génitaux internes forment un canal (tractus génital) à savoir :

- ✓ Vagin
- ✓ Utérus
- ✓ Trompes de Fallope (oviductes)
- ✓ Ovaires

Ce tractus présente des variations morphologiques, cycliques, hormono-dépendantes de la puberté à la ménopause.

I.2.4.2.1 Le Vagin

Est une structure tubulaire, musculaire, mais élastique, dont la longueur chez la femme adulte est estimée entre 10 et 12 centimètres, Il relie les organes génitaux externe à l'utérus.

I.2.4.2.2 Trompes de Fallope

- ✓ Le pavillon, évasé hérissé de franges situées au-dessous de l'ovaire.
- ✓ L'ampoule, dilatée fait suite au pavillon.
- ✓ L'isthme, partie moyenne.
- ✓ Le segment intra-mural ou partie interstitielle, située dans l'épaisseur de la paroi utérine.

I.2.4.2.3 L'utérus

Organe musculaire creux médian (7 cm de long, 4 cm de large, légèrement aplati d'avant en arrière) à paroi épaisse qui tient en place grâce à des ligaments, l'utérus est situé dans le petit bassin, sur la ligne médiane entre la vessie en avant et le rectum en arrière. C'est un organe destiné à contenir l'œuf fécondé pendant son évolution et l'expulser quand il est arrivé à son complet développement.

d) Les différentes parties de l'utérus

On distingue 3 parties :

- ✓ Le col, partie cylindrique étroite, s'ouvrant dans le vagin par un orifice étroit.
- ✓ Le corps, partie supérieure la plus rétrécie.
- ✓ L'isthme, portion intermédiaire rétrécie.

b) La composition de l'utérus

L'utérus est constitué par une couche de fibres musculaires lisses extrêmement épaisse : c'est le muscle utérin ou MYOMETRE.

Ce muscle est tapissé extérieurement par le péritoine et intérieurement par une muqueuse.

– L'endomètre :

L'endomètre subit des modifications au cours du cycle menstruel (qui dure en général environ un mois) : il s'épaissit, si dans cette période la femme ne tombe pas enceinte la couche superficielle de l'endomètre desquame et un saignement se produit c'est la menstruation.

– Les Ovaires :

Les ovaires ont en générale une couleur perle, ils sont oblongs et sont relativement plus petits qu'une châtaigne. Ils sont unis à l'utérus par des ligaments. En plus de fabriquer les hormones sexuelles féminines (œstrogènes et progestérone) et les hormones sexuelles masculines, les ovaires produisent et émettent les ovules. Les cellules de l'ovule en phase de développement (ovocytes) sont contenues dans des cavités remplies de liquide (follicules) dans les parois des ovaires. Chaque follicule contient un ovocyte.

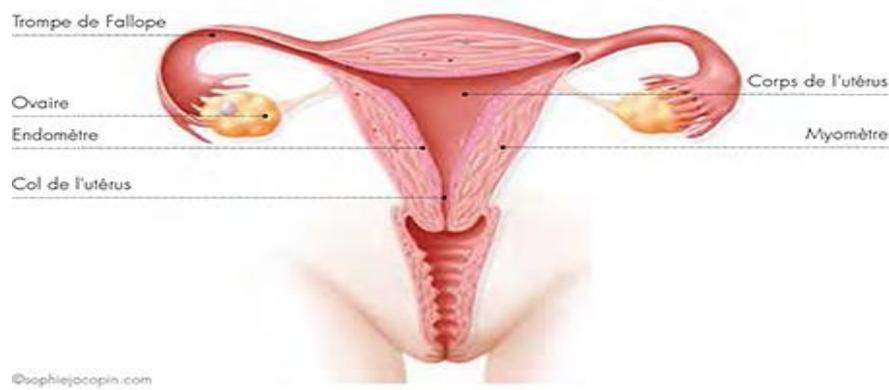


Figure I.2: La composition de l'utérus.

I.3. Le Cancer [5]

I.3.1 Définitions de cancer

Maladie provoquée par la transformation de cellules qui deviennent anormales et prolifèrent de façon excessive. Ces cellules dérégées finissent par former une masse qu'on appelle tumeur maligne. Les cellules cancéreuses ont tendance à envahir les tissus voisins et à se détacher de la tumeur. Elles migrent alors par les vaisseaux sanguins et les vaisseaux lymphatiques pour aller former une autre tumeur (métastase).

I.3.2 Comment naît un cancer ? [6]

Les cancers naissent de cellules au départ saines et fonctionnelles qui sont devenues anormales suite à l'accumulation d'altérations dans leur patrimoine génétique (ADN). Ces altérations (ou mutations) vont conduire au dérèglement, voir à l'inactivation des systèmes qui permettent en temps normal le contrôle de la division cellulaire. La cellule devient alors capable de proliférer de manière anarchique pour conduire à la formation d'une tumeur. Les cellules saines disposent d'un système permettant de détecter les lésions de l'ADN et de les réparer.

Lorsque 'une anomalie est repérée, la division cellulaire est momentanément stoppée pour permettre sa réparation. Si la lésion n'est pas réparable, la cellule déclenche un programme qui conduit à sa mort. On assimile ce phénomène nommé apoptosé à un suicide cellulaire. Tout se complique lorsque les lésions de l'ADN touchent les régions elles-mêmes impliquées dans ces processus : si des mutations apparaissent au niveau des gènes nécessaires à la détection des anomalies ou au déclenchement du programme de suicide cellulaire, la cellule va continuer à se diviser malgré tout. C'est la première étape de la transformation d'une cellule saine en cellule naissance cancéreuse. L'accumulation d'autres anomalies conduira ensuite cette cellule à perdre sa fonction initiale et à acquérir des propriétés lui permettant de donner à une tumeur maligne, capable de se développer au détriment des cellules saines environnantes et de migrer dans d'autres régions de l'organisme.

I.3.3 Quelle différence entre une cellule saine et une cellule cancéreuse ? [7]

Les cellules saines de l'organisme se multiplient de manière contrôlée: elles se divisent lorsque cela est nécessaire et sont programmées pour ne se multiplier qu'un nombre

de fois fini. Lorsqu'elles se sont divisées un trop grand nombre de fois ou lorsqu'elles présentent des altérations qui ne sont pas réparables, elles meurent. A l'inverse, la multiplication des cellules cancéreuses échappe à tout contrôle. Ces cellules peuvent se diviser à l'infini. Elles ont, en outre, la capacité d'induire la formation de vaisseaux sanguins qui vont leur fournir l'oxygène et les nutriments nécessaires à leur multiplication. Certaines d'entre elles sont aussi capables de se détacher du tissu dont elles font initialement partie pour migrer ailleurs dans l'organisme et conduire à la formation de tumeurs secondaires (métastases).

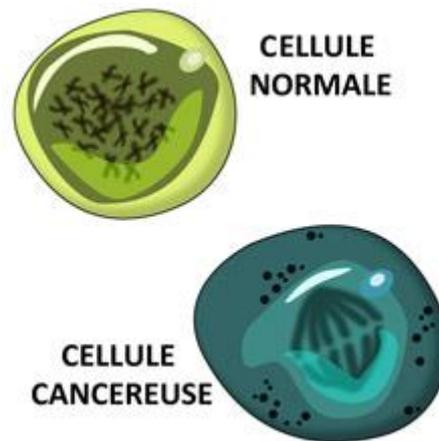


Figure I.3: La différence entre une cellule saine et une cellule cancéreuse.

I.3.4 Cancer de l'endomètre [8]

I.3.4.1 Définitions du Cancer de l'endomètre

Le cancer de l'endomètre (ou cancer du corps de l'utérus), Il naît d'une cellule de l'endomètre qui se multiplie anormalement pour former une tumeur. Il inclut toutes les tumeurs malignes développées au dépend de l'épithélium glandulaire qui tapisse la face interne de l'utérus.

I.3.4.2 L'épidémiologie

• **Fréquence:**

- ✓ 10^{ème} cancer féminin, 4^{ème} cancer gynécologique

• **Age :**

- ✓ 80% des cas chez la femme ménopausée.
- ✓ 2,2 % seulement sont observés avant 40 ans.
- ✓ Maximum observé entre 60 et 70 ans où l'on note 84/100.000 femmes.

• **Mortalité :**

- ✓ 5/100.000 femmes dans le monde.

• **Répartition géographique :**

- ✓ L'incidence est maximale en Amérique du Nord et en Europe de l'Ouest plus faible au Japon et dans les pays en voie de développement d'Afrique, d'Asie et d'Amérique du Sud.
- ✓ Le taux le plus élevé au Canada : 20,3/10,000 femmes.
- ✓ Le taux le plus bas en Inde:1,2/100,000 femmes.

I.3.4.3 Facteurs de risque

I.3.4.3.1 Facteurs hormonaux

- Hyperœstrogénie : entraîne une hyperplasie de la muqueuse utérine.
 - ✓ ménarche (puberté) précoce (avant 12 ans) ; ménopause tardive (après 52 ans).
 - ✓ Nulliparité
 - ✓ Syndrome des ovaires polykystiques associant un cycle anovulatoire
 - ✓ Administration prolongée de dérivés oestrogéniques
- Traitement du cancer du sein TAMOXIFENE : Le tamoxifène augmente de 50 % le risque de carcinome de l'endomètre.
- Traitement hormonale substitutif :
 - ✓ un traitement par œstrogène seul favorise l'apparition de cancer de l'endomètre.
 - ✓ un traitement séquentielle par progestatif pendant au minimum 12 jours par mois réduit ce risque.

I.3.4.3.2 Hérité

- 2 à 5 % des cancers de l'endomètre.

I.3.4.3.3 Autres facteurs

- le diabète, affections de la vésicule biliaire.
 - ✓ l'hypertension/ l'obésité / irradiations pelviennes.
 - ✓ Pathologies utérines : polypes de l'endomètre

Stade I	Tumeur limitée au corps utérin
I A	Tumeur limitée à l'endomètre ou envahissant moins de la moitié du myomètre
I B	Tumeur envahissant la moitié ou plus du myomètre
Stade II	Tumeur envahissant le stroma cervical sans dépasser les limites de l'utérus
Stade III	Extensions locales et/ou régionales selon les caractéristiques suivantes
III A	Envahissement tumoral de la séreuse du corps utérin ou des annexes (extension directe ou métastatique)
III B	Envahissement vaginal ou des paramètres (extension directe ou métastatique)
III C	Atteinte des ganglions lymphatiques pelviens ou para-aortiques
III C 1	Atteinte des ganglions lymphatiques pelviens
III C 2	Atteinte des ganglions lymphatiques para-aortiques avec ou sans atteinte des ganglions pelviens.
Stade IV	Extension à la muqueuse vésicale et/ou intestinale et/ou métastase à distance
IV A	Extension à la muqueuse vésicale et/ou intestinale
IV B	Métastases à distance incluant les métastases intra-abdominales et/ou ganglions inguinaux excluant les métastases vaginales, annexielles ou séreuses pelviennes.

Tableau I.1: Classification des tumeurs d'endomètre.

I.3.4.4 Facteurs protecteurs

- ✓ Grossesse
- ✓ Contraception orale (progestéronique ou combiné)
- ✓ Tabac et alcool (réduit le taux de l'œstrogène)

I.3.4.5 Anatomopathologie

I.3.4.5.1 Siège

- ✓ Fond
- ✓ Corps
- ✓ Isthme
- ✓ Cornes
- ✓ Bords

I.3.4.5.2 Taille

- ✓ La taille est mesurée dans les trois dimensions.

I.3.4.5.3 Macroscopie

- ✓ Les aspects les plus souvent est la forme végétant : l'atteinte du col utérin réalisant le cancer total s'observerait dans 7 % des cas.

I.3.4.5.4 Microscopie

Le plus souvent ; il s'agit d'un adénocarcinome endometroïde bien différencié, tubuleux ou tubulo-papillaire (80%)

a) les grandes histologiques

- ✓ G1 : adénocarcinome très différencié
- ✓ G2 : adénocarcinome moyennement différencié
- ✓ G3 : adénocarcinome peu ou pas différencié

I.3.4.5.5 Extension

a) Extension locale :

- ✓ l'envahissement en profondeur du myomètre
- ✓ le péritoine est envahi et dépassé
- ✓ propagation atteint lentement le col, les culs-de-sac vaginaux, les paramètres, les trompes, la vessie, le rectum, péritoine pariétal, l'intestin grêle.

b) Ganglionnaire :

- ✓ ganglions pelviens (ganglion latéro-aortiques ; plus accessoirement les ganglions inguinaux, ganglions pelviens, ganglions iliaque.

c) A distance :

- ✓ la métastase viscérale à distance sont rares (moins de 5%) ;
- ✓ les plus fréquentes (par voie hématologique) hépatique, pulmonaire, cérébrales osseuses et rénales.

I.3.4.6 Diagnostique

I.3.4.6.1 Clinique

Il s'agit essentiellement (95 % à 98 % des cas) de métrorragies post-ménopausiques ou per ménopausique, en générale spontanées, indolores, et peu abondantes. Elles peuvent être atypiques (pertes brunâtre ou noirâtre).

Le cancer de l'endomètre doit être toujours être évoquer devant la présence des métrorragies post- ménopausiques et celles-ci doivent être systématiquement explorées.

Les autres signes cliniques sont :

- ✓ Leucorrhées voire pyométrie.
- ✓ Pesanteurs ou douleurs pelviennes.
- ✓ Troubles urinaires, ou digestifs.
- ✓ Amaigrissement, asthénie.

I.4. L'imagerie Médicale

I.4.1 Définitions

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques qui résulte de l'émission ou de l'interaction d'un rayonnement au sein de tissus vivant tels que : l'absorption des rayons X en radiologie , réflexion des ultrasons en échographie , émission de lumière par radioamateurs métaboliques en médecine nucléaire , émission d'un rayonnement électromagnétique par les noyaux d'hydrogène des tissus en imagerie par résonance magnétique nucléaire , voire diffusion de la lumière visible en endoscopie Apparues, pour les plus anciennes, au tournant du XXe siècle, ces techniques ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique en permettant de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme outil diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme. Elles trouvent aussi des applications de plus en plus nombreuses dans différents domaines tels que la sécurité, l'archéologie et l'art.

I.4.2 Le but de l'imagerie médicale

Le but de l'imagerie médicale est de présenter visuellement une grande quantité d'informations à caractère médicale issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini. D'où le résultat de cette visualisation est tout à fait une image là ou le traitement informatique de cette dernière peut donnée :

- ✓ Une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu.
- ✓ Un film ou une animation montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- ✓ Une imagerie quantitative qui représente les valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un volume donné.

I.4.3 Les sortes de l'imagerie médicale

I.4.3.1 L'imagerie structurelle

C'est un examen permettant d'obtenir des information sur l'anatomie des organes , leur taille, leur volume, leur localisation, la forme d'une éventuelle lésion, etc.

I.4.3.2 L'imagerie fonctionnelle

C'est un examen permettant d'obtenir des informations sur le fonctionnement des organes (leur physiologie, leur métabolisme, etc).

I.4.4 Les Types d'imagerie médicale

I.4.4.1 La radiographie

Repose sur l'utilisation des rayons X qui ont la propriété de traverser les tissus de manière plus ou moins importante selon leur densité. Ainsi, une source émettrice de rayon X

est placée devant le corps à radiographier et un détecteur est placé à l'arrière du corps. Les photons émis vont traverser le corps en étant plus ou moins absorbés par les tissus rencontrés sur leur chemin. Cela permet de différencier les os des muscles sur le cliché final.

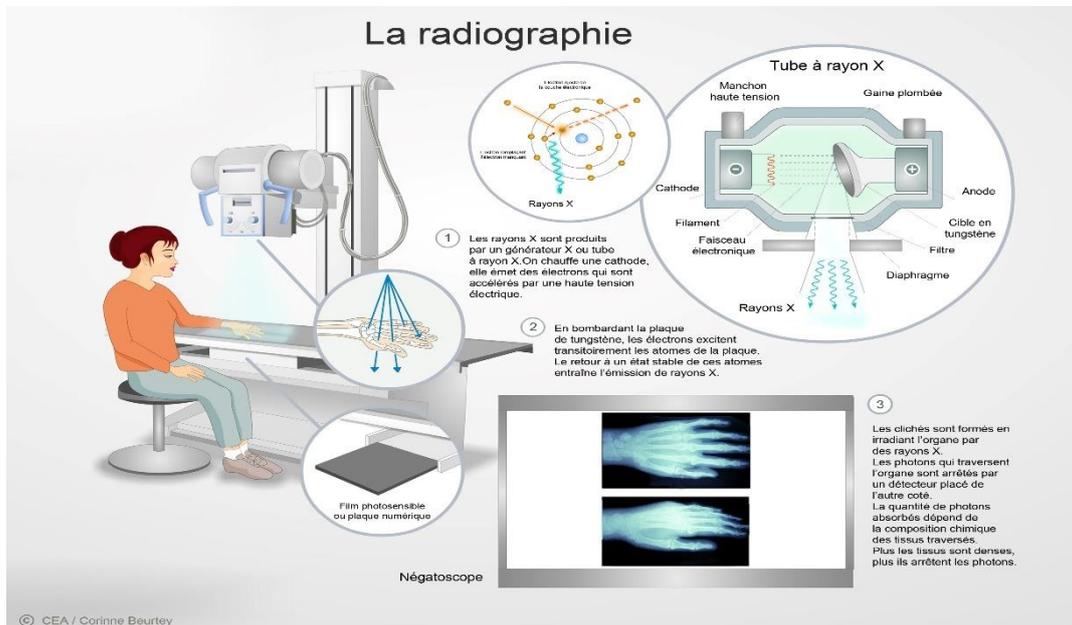


Figure I.4: La radiographie.

I.4.4.2 Le scanner

Repose sur le même principe que la radiologie, c'est-à-dire utilisation d'une source de rayons X et d'un détecteur de part et d'autre du corps étudié. Il permet d'obtenir des images 3D grâce à une rotation simultanée de la source émettrice de rayons X et du détecteur autour du corps. Les projections intermédiaires en 2D sont traitées par informatique afin d'obtenir des images 3D.

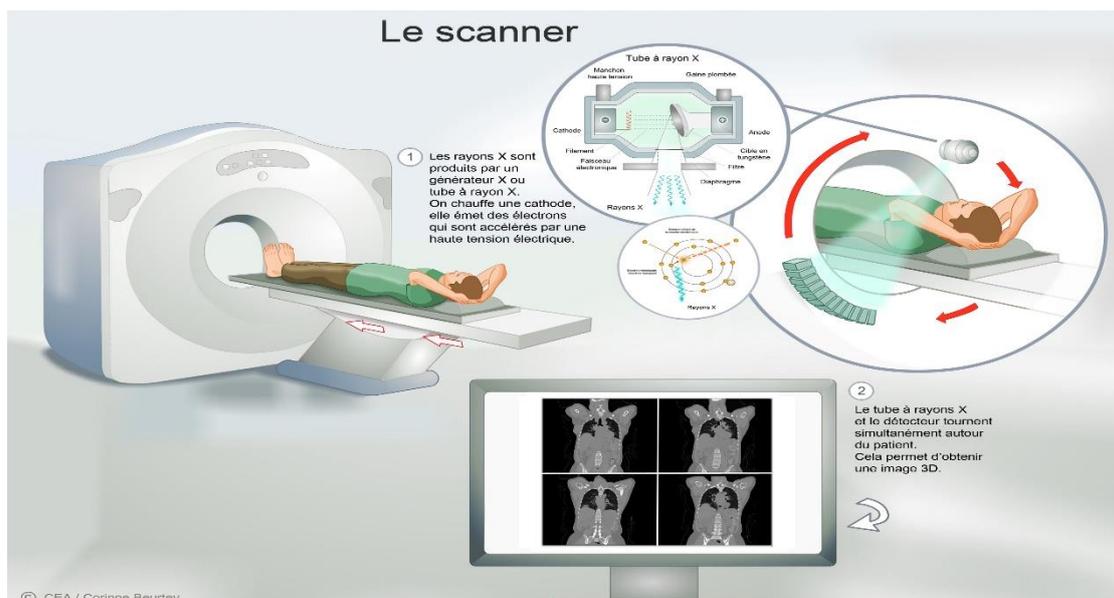


Figure I.5: Le scanner.

I.4.4.3 La scintigraphie mono-photonique

Repose sur l'utilisation de deux éléments fondamentaux : un traceur radioactif injecté au patient et une caméra sensible aux rayons gamma. Le traceur, marqué par un atome radioactif qui émet des photons dans toutes les directions, va se fixer spécifiquement sur l'organe à analyser. Les photons émis traversent le corps du patient jusqu'à la gamma caméra. Cette dernière est équipée d'un collimateur qui ne laisse passer que les rayons parallèles aux espaces aménagés à cet effet. Leur rôle est de délimiter les points d'émission des photons. La gamma caméra tourne autour du patient afin d'obtenir, après reconstitution informatique, des images 3D de l'organe étudié. Les atomes radioactifs utilisés pour l'imagerie scintigraphie ont une demi-vie courte (6h pour le Technétium Tc isotope le plus utilisé) et la radioactivité a disparu au bout de 10 demi-vies.

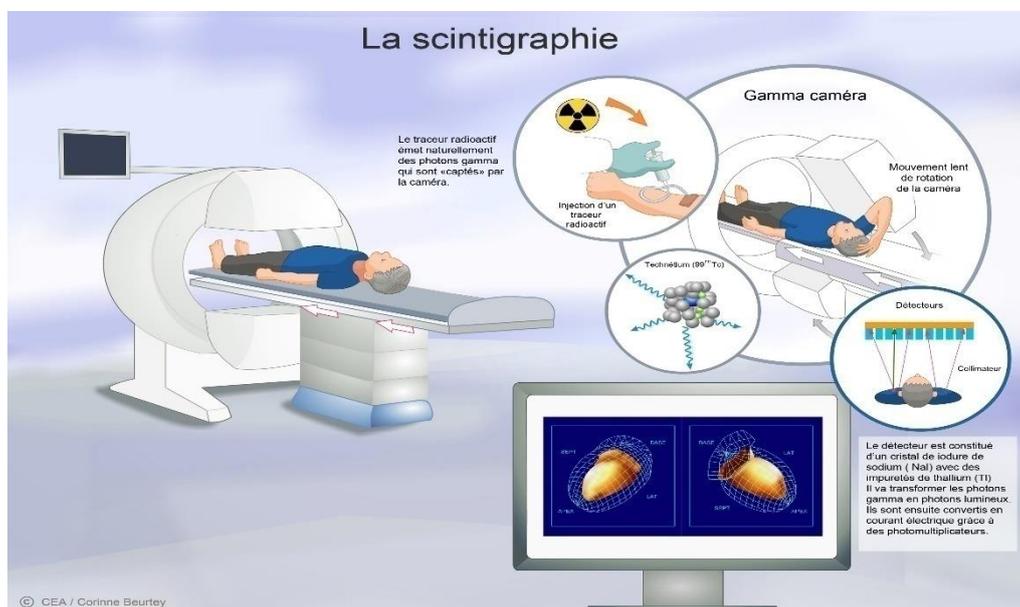


Figure I.6: La scintigraphie mono-photonique.

I.4.4.4 La tomographie par émission de positons (TEP)

Est basée sur l'utilisation d'un traceur marqué par un atome radioactif, le Fluor 18 ou le carbone 11, qui émet des positons. Après son injection dans l'organisme par voie intraveineuse, le traceur s'associe à sa cible biologique. Les positons, émis lors de cette association, s'annihilent avec les électrons environnant en émettant deux photons dans des directions diamétralement opposées. Une couronne de détecteurs placée autour du patient va permettre de capter les photons de part et d'autre de la région cible. Le traitement de l'ensemble de ces captures conduira à la reconstitution, au besoin, d'une image 3D de la zone étudiée. Les atomes radioactifs utilisés pour la TEP ont une demi-vie courte (20 min à 2 h environ selon les isotopes) et l'essentiel de la radioactivité disparaît au bout de 10 demi-vies.

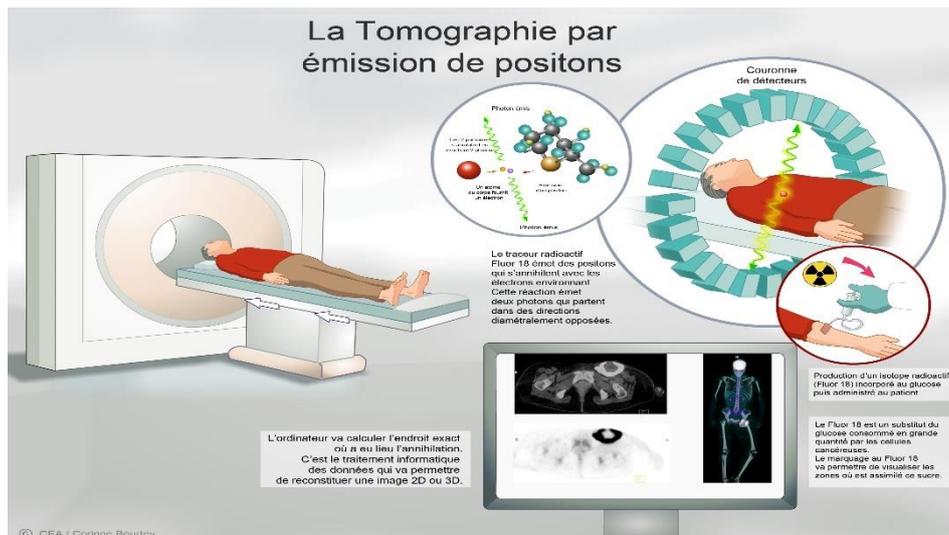


Figure I.7: La tomographie par émission de positons (TEP).

I.4.4.5 L'échographie ultra sonore

Est une modalité d'imagerie médicale qui repose sur l'exposition de tissus à des ondes ultrasonores et sur la réception de leur écho. L'échographie se compose d'un écran et d'une sonde émettrice et réceptrice des ondes (appelée transducteur). Soumises à un courant électrique, les micro-céramiques à la surface de la sonde vibrent et émettent des ondes ultrasonores. Ces ondes traversent les tissus et y font écho différemment selon leur densité : plus un tissu est dense, plus l'écho est important. Les ondes reviennent au niveau de la sonde, font vibrer les céramiques qui induisent un courant électrique traité par informatique. Ainsi, lors d'une échographie réalisée dans le cas d'un suivi de grossesse, il est possible de différencier le squelette du fœtus, de ses organes, du liquide amniotique. . .

L'électro-encéphalographie est l'une des technologies d'imagerie les plus anciennes. Elle permet de visualiser, et de localiser, rapidement une activité cérébrale. Pour cela, elle utilise les différences de potentiel qui se créent au niveau des synapses, espaces entre deux neurones où circule l'influx nerveux. Celui-ci passe d'un neurone à l'autre grâce à la libération de neurotransmetteurs. Ces molécules chimiques vont créer une tension électrique entre les deux neurones qui pourra être mesurée grâce aux électrodes placées sur le cuir chevelu du patient. Le signal détecté résulte des signaux émis par l'ensemble des neurones présents dans la zone du cerveau activée.

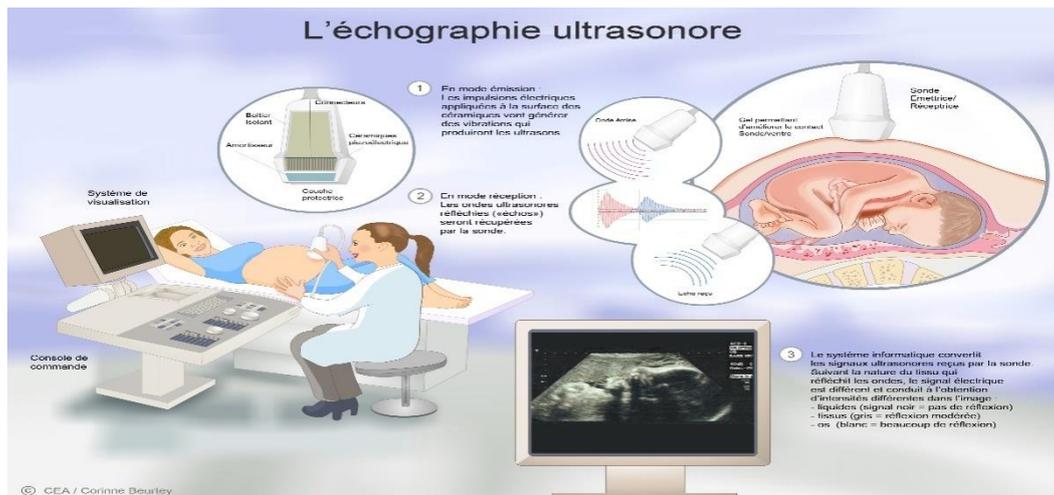


Figure I.8: L'échographie ultra sonore.

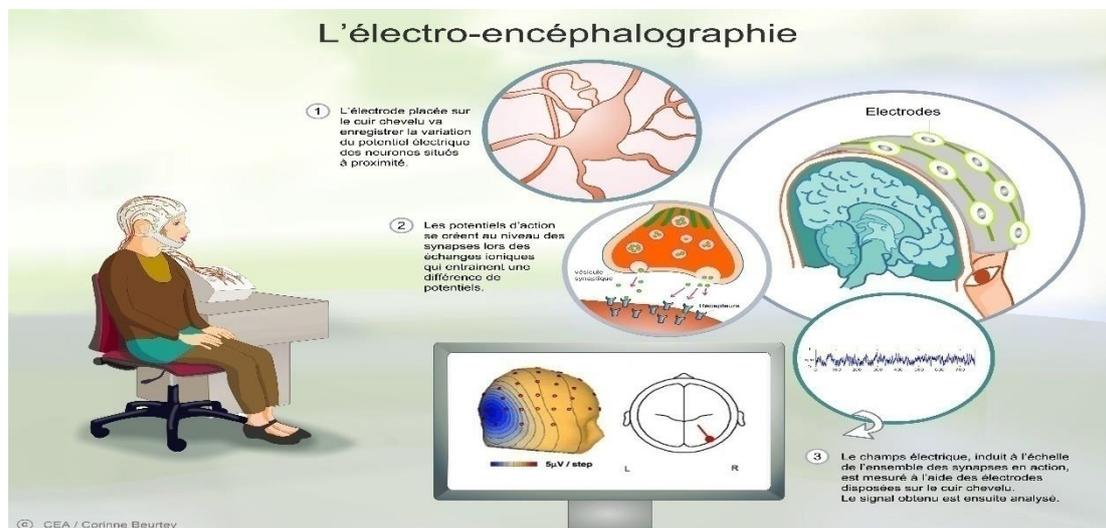


Figure I.9: L'électro-encéphalographie.

I.4.4.6 La magnéto encéphalographie

Est une technologie d'imagerie passive du cerveau, tout comme l'électroencéphalographie, car elle repose sur la captation du champ magnétique résultant de l'activité du cerveau. La circulation de l'influx nerveux le long des neurones équivaut à la circulation d'un signal électrique le long d'un fil conducteur, ici les axones. Un courant électrique induit un champ magnétique perpendiculaire au sens de sa circulation. C'est ce très faible champ magnétique, plus d'un million de fois plus faible que le champ magnétique terrestre, qui va être mesuré grâce à des capteurs appelés SQUID (Superconducting Quantum Interference Devise). Appliquant le principe inverse, un champ magnétique induit un courant dans une bobine, ce courant est ensuite analysé pour visualiser les zones d'activité du cerveau.

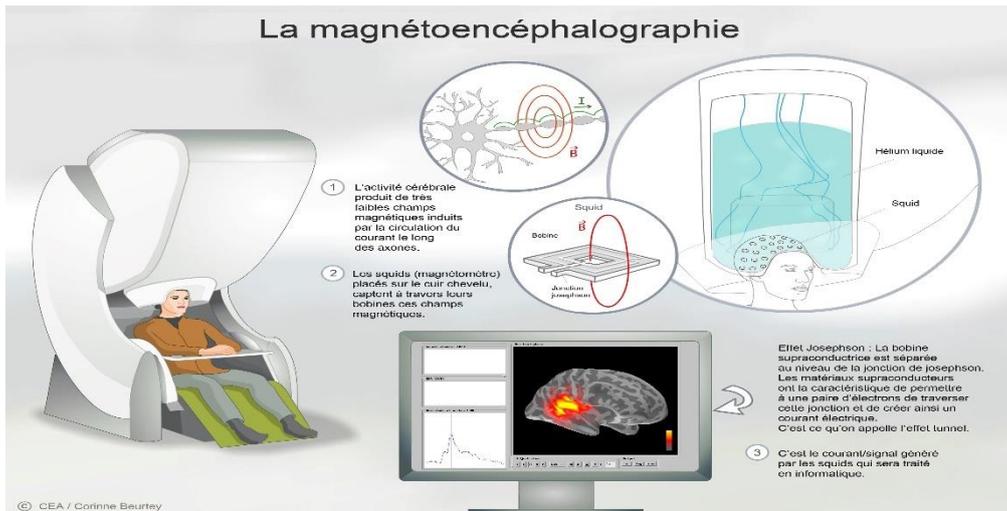


Figure I.10 : La magnéto encéphalographie.

I.4.4.7 L'imagerie par résonance magnétique

Repose sur les propriétés magnétiques des molécules d'eau qui composent à plus de 80% le corps humain. Les molécules d'eau, plus précisément ses atomes d'hydrogène, possèdent un "moment magnétique", ou spin, qui agit comme un aimant. L'appareil IRM consiste à créer un champ magnétique puissant (B_0) grâce à une bobine. Le patient est placé au centre de ce champ magnétique, et toutes les molécules d'eau présentes dans le corps vont s'orienter suivant B_0 . Une antenne placée sur la partie du corps étudiée va permettre d'émettre et de réceptionner certaines fréquences. A l'émission, la fréquence induite va faire basculer les molécules dans un plan perpendiculaire à B_0 . Lorsque l'antenne arrête d'émettre, les molécules reviennent à leur position d'origine en émettant à leur tour une fréquence captée par l'antenne. Celle-ci est ensuite traitée comme un signal électrique et analysée par des logiciels. Le signal diffère selon que les tissus observés contiennent plus ou moins d'eau.

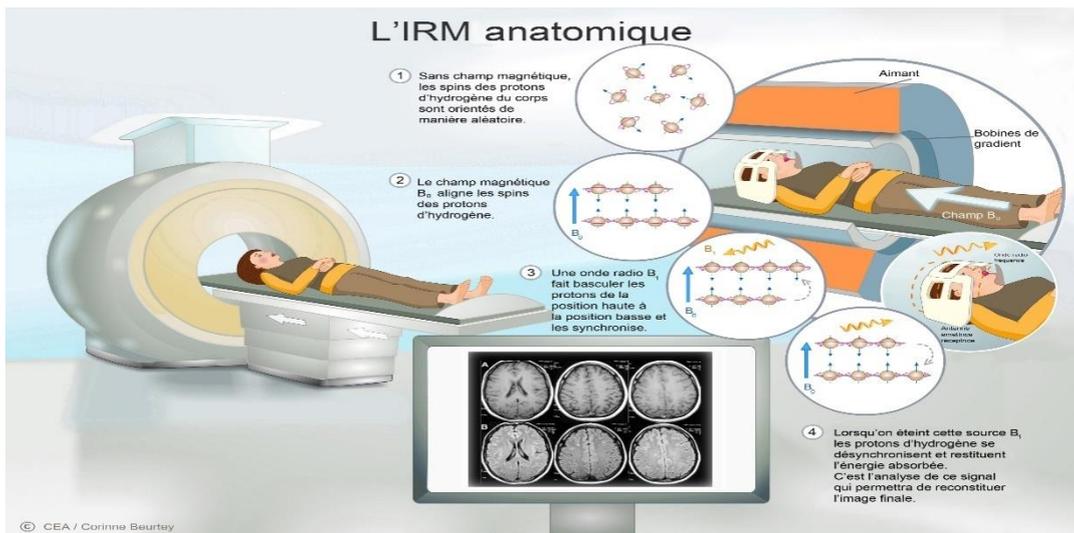


Figure I.11 : L'IRM Anatomique.

I.4.4.8 La médecine nucléaire

Elle repose sur l'administration de molécules radioactives dont on peut suivre le trajet dans le corps grâce à une caméra qui détecte leur rayonnement. Elle permet de visualiser le fonctionnement d'un organe ou de certains types de cellules (notamment cancéreuses), mais ne donne pas d'information anatomique.

I.4.5 Types d'imageries utilisées pour la détection du cancer de l'endomètre

I.4.5.1 Echographie du pelvis

L'échographie permet de réaliser des images du corps grâce à des ultrasons. L'examen est pratiqué par un gynécologue ou un radiologue. L'échographie pelvienne est réalisée en posant la sonde sur la peau au-dessus du pubis (voie sus-pubienne) et en introduisant la sonde dans le vagin (voie endovaginale).

Objectif: L'échographie permet de déceler un épaissement de l'endomètre (hypertrophie) qui peut être le signe d'un cancer. Sa détection impose la réalisation d'une biopsie. L'échographie permet par ailleurs de rechercher une éventuelle dissémination des cellules cancéreuses au-delà de l'utérus (ovaires, péritoine, métastases à distance).

I.4.5.2 IRM du pelvis et des aires ganglionnaires lomboaortiques

L'IRM consiste à créer des images en coupes des organes, tissus, os et vaisseaux sanguins, grâce à des ondes radioélectriques et un champ magnétique. Un ordinateur assemble ces images en clichés en trois dimensions.

Objectif : C'est l'examen d'imagerie de référence. L'IRM permet d'estimer la profondeur de la tumeur dans la paroi de l'utérus et de déterminer si elle s'est étendue dans le pelvis (aux organes voisins comme les ovaires et les ganglions pelviens) et aux ganglions lomboaortiques.

I.4.5.3 Les images histologiques de l'utérus

Le frottis cervicovaginal-utérin est un examen fondamental dans le dépistage du cancer de l'endomètre et du col utérin. La découverte de cellules suspectes, dysplasiques, ou de cellules tumorales doit être confirmée par l'examen histologique d'un prélèvement biopsique. Les images des cellules sous microscope sont appelées « images histologiques » (voir figures I.12 et I.13). Le traitement et la modélisation de ces images est important pour la détection du cancer de l'endomètre.

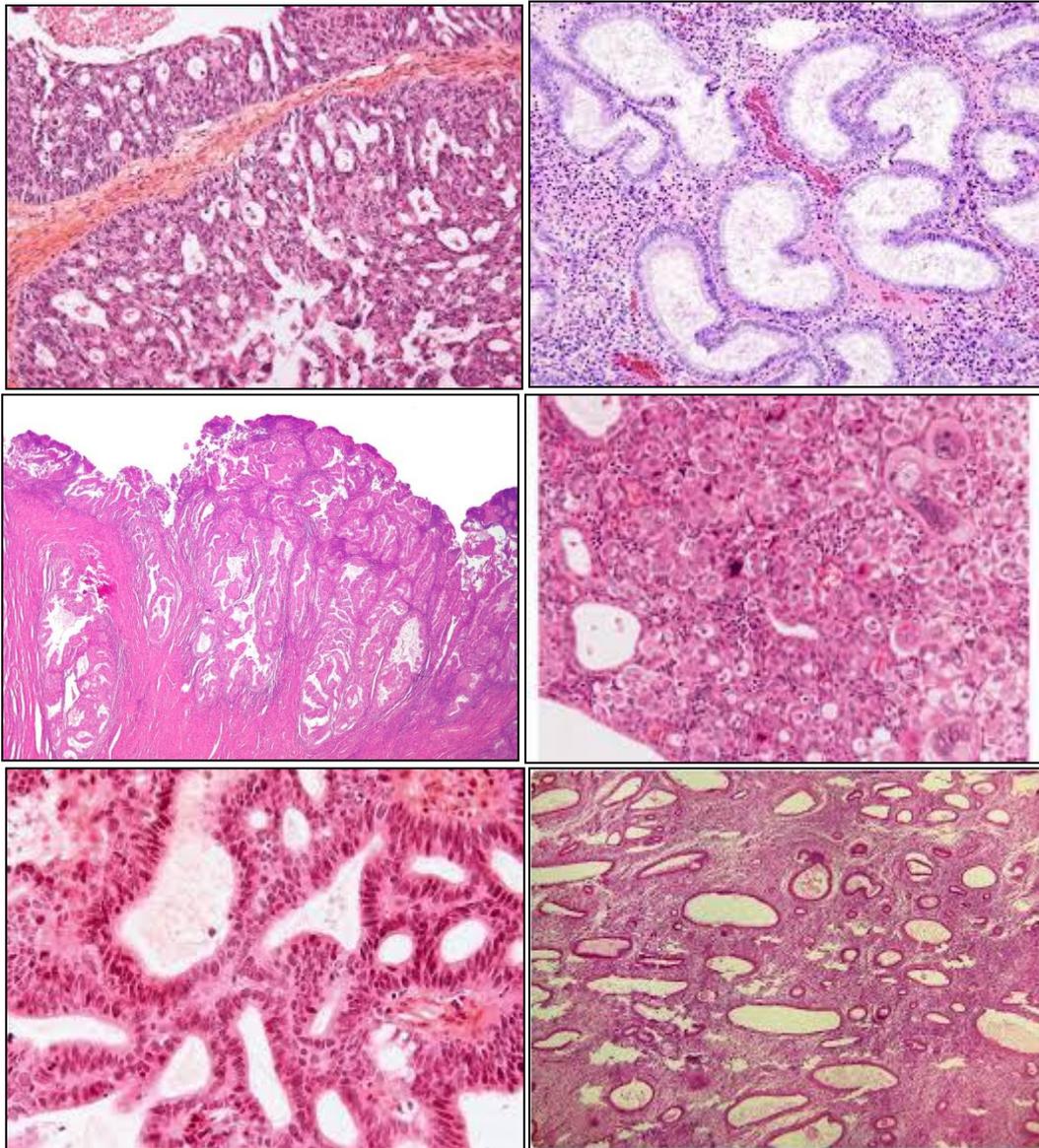


Figure I.12 : Exemples des images histologiques (cellulaires) de l'endomètre (sain et malade).

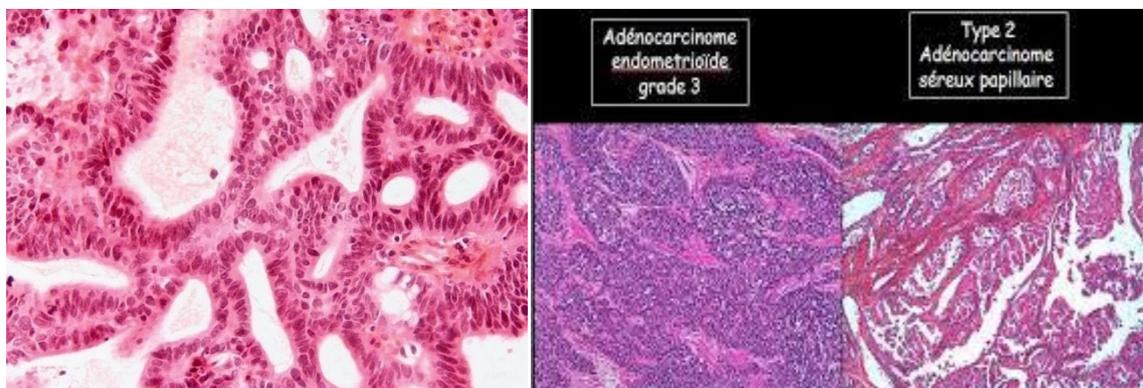


Figure I.13 : Hyperplasie glandulaire complexe atypique, lésion précurseur de l'adénocarcinome endométrioïde (histologie).

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'anatomie physiologique du corps humain macroscopique et en particulier l'anatomie de l'utérus, nous avons aussi détaillé le cancer de l'endomètre. Les différentes modalités d'imagerie médicale sont aussi présentées dans ce chapitre en particulier celles qui sont utilisées pour la détection du cancer de l'endomètre à savoir : les images échographiques et histologiques.

Les différentes notions et informations présentées dans ce chapitre et les différents termes médicaux permettent de mieux comprendre notre approche pour la détection du cancer de l'endomètre qui sera présentée dans les prochains chapitres.

Chapitre 2 :

**Amélioration et Segmentation
d'images**

I. Introduction

Le traitement d'image est né pour répondre à l'insuffisance de la vision humaine. Le traitement d'images s'inscrit dans une chaîne de traitement plus large, qui comprend en amont la mise au point de l'acquisition (échantillonnage et préparation du matériel étudié, réglage des conditions d'acquisition, contrôle de l'éclairage...), et en aval une analyse statistique des résultats obtenus.

Le but de l'analyse d'images est de fournir des méthodes pour décrire de manière quantitative l'information fournie par les images numériques. Ses avantages sont nombreux :

- ✓ automatisation des traitements (gain de temps)
- ✓ répétabilité des résultats
- ✓ large choix d'outils

Nous présentons dans ce chapitre les notions de base de traitement d'images ainsi que trois opérations essentielles et importantes pour notre travail qui sont : l'amélioration des images, la segmentation des images et les méthodes de classifications permettant de prendre des décisions en particulier dans le domaine médical et pour la détection du cancer plus spécifiquement.

II.2 L'image

II.2.1 Définition de l'image

En générale, l'image est une représentation visuelle du monde de quelque chose (objet, être vivant ou concept). Elle peut être naturelle (ombre, reflet) ou artificielle (sculpture, peinture, photographie), visuelle ou non, tangible ou conceptuelle (métaphore) [9].

En traitement d'image : c'est une projection 2D d'une scène 3D définit comme une fonction $f(x, y)$. Pour chaque (x, y) , l'intensité de la lumière en ce point représente $I(x, y)$ [10].

L'image numérique en niveau de gris est une matrice où la valeur de chaque élément (pixel) représente l'intensité discrète de la lumière au point (x, y) (0 = noir, 255 = blanc pour un codage des niveaux de gris sur 8 bits).

II.2.2 Les types d'images [11]

II.2.2.1 Images matricielles (ou images bitmap) (jpg, gif, png. . .)

Elle est composée de petits points appelé pixels que l'on ne voit pas à l'œil nu. Lors de l'agrandissement d'une image matricielle, cette dernière devient floue car les pixels ressortent, ce sont les carrés qui apparaissent sur l'écran.

II.2.2.1.1 Images 2D

Image représentée à l'écran dans un espace à deux dimensions (x, y) , ne donnant pas une illusion de relief. Les images 2D sont moins complexes que les images 3D et occupent moins d'espace mémoire.

II.2.2.1.2 Images 2D + t (vidéo), images 3D, images multi-résolution

Lorsqu'une image possède une composante temporelle, on parle d'animation. Dans le cas des images à trois dimensions, les points sont appelés des voxels. Ils représentent un volume. Ces cas sont une généralisation du cas 2D, la dimension supplémentaire représentant respectivement le temps, une dimension spatiale ou une échelle de résolution.

II.2.2.1.3 Images stéréoscopiques

Il s'agit d'un cas particulier dans lequel on travaille par couples d'images, ces derniers pouvant être de n'importe lequel des types précédents [9].

II.2.2.2 Images vectorielles (AI, EPS, PDF)

Elle est composée de lignes de segments qui sont liés entre eux par des formules mathématiques. Il s'agit d'un système de proportionnalité et de coordonnées. Grâce à la vectorisation, chaque élément a une place bien définie ce qui empêche la déformation de l'image.

En informatique, est une image numérique composée d'objets géométriques individuels, des primitives géométriques, définis chacun par différents attributs et auxquels on peut appliquer différentes transformations.

II.2.2.3 La différence entre images vectorielles et images matricielles

La principale différence entre ces deux formats est qu'une image vectorielle peut être agrandie sans perdre sa qualité alors qu'une image matricielle perd en netteté à l'agrandissement.

II.2.3 Définition de traitement d'image

le traitement d'image est un sous-ensemble du traitement du signal, définit comme une science et une technique par essence multidisciplinaires de par les connaissances qu'il est nécessaire de maîtriser sur la nature du signal représenté, le développement d'un outil de traitement d'image ne se conçoit pas en l'absence de solides notions sur la discipline au sein de laquelle l'image est exploitée Le traitement d'image couvre tous les concepts, technologies et méthodes scientifiques et permet de tirer des conclusions sur l'objet étudié en fonction de la détection de signaux bidimensionnels.

II.3 Modélisation et représentation numérique et analogique d'une image

Une image est donc une mesure physique multimodale enregistrée sur un plan, ce signal bidimensionnel est en effet affecté par le système d'imagerie qui l'enregistre. L'image acquise peut résulter de la superposition de plusieurs signaux et représente diverses informations plus au moins pertinentes d'un point de vue médical.

II.3.1 Image analogique

Analogique signifie le mode continu, représenté par une fonction continue L de deux variables d'espace (x, y) cette valeur correspond à une mesure physique réaliser et noter $L(x, y)$, cette mesure peut correspondre à une atténuation de rayon x ou bien d'une radioactivité ... etc.

Exemples : photo argentique, diapositive, radiographie, peinture, bobines de film.

II.3.2 Image numérique

Numérique signifie mode discret, l'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevés à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

La grande différence entre images numériques et analogiques est que les images numériques peuvent se décrire par un ensemble fini de valeurs entières. Si on connaît cette suite de valeurs, on peut recréer une copie exacte de l'image d'origine. On peut assimiler cette suite de valeurs entières à un "code génétique" de l'image. Au contraire, une image analogique est liée à un support matériel : plaque photo, ..

II.3.3 Images en niveau de gris

- ✓ Généralement : à valeurs dans $0, \dots, 255$
- ✓ Par convention : $0 = \text{noir}$, $255 = \text{blanc}$

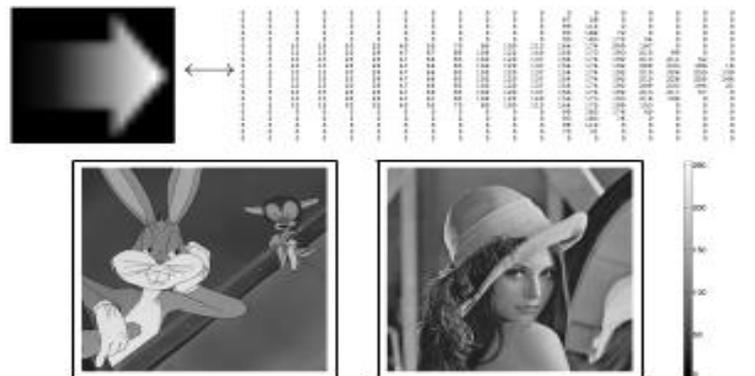


Figure II.1: Images en niveau de gris.

II.3.4 De l'analogique vers le numérique

Les valeurs de $f(x, y)$ sont la réponse du capteur au phénomène observé.

Les valeurs de $f(x, y)$ sont des valeurs de voltage continu.

Les valeurs de $f(x, y)$ doivent être converties vers le domaine numérique.

Conversion Analogique/Numérique (A/N) Deux procédés sont impliqués pour numériser une image :

$$\text{Numérisation} = \text{Echantillonnage} + \text{Quantification}$$

II.3.5 trois principaux types d'images

- ✓ Images en niveaux de gris $I(x,y) \in [0..255]$
- ✓ Images binaires $I(x,y) \in \{0, 1\}$
- ✓ Images couleurs $IR(x,y) ; IG(x,y) ; IB(x,y)$
- ✓ ... et plus encore (image 3D, image réelle, ...)

II.4 Amélioration de la qualité d'image

II.4.1 Bruit d'image

Les images numériques sont souvent bruitées, le bruit est toute fluctuation parasite ou dégradation que subit l'image de l'instant de son acquisition jusqu'à son enregistrement. Supposant une surface dans l'espace de couleur mat et homogène, l'état de surface identique sur toute son étendue et éclairée de manière homogène, les niveaux de gris des pixels de sa projection dans l'image 2D numérisée devrait être constants, or ils ne le sont pas à cause du bruit, l'espace visuel sur l'image de cette surface est alors granuleux. L'origine du bruit est difficile à identifier clairement, le bruit se cumule tout au long du processus amenant à la formation de l'image : des éléments physiques de la scène, l'état de surface du matériau, de l'éclairage non rigoureusement homogène, du milieu de propagation pour les images prise en extérieur (brouillard), du capteur, de la chaîne d'acquisition.

Il est possible d'obtenir des images bruitées à partir des images d'excellente qualité, le bruit contenu dans les images peut induire de nombreuses erreurs sur l'information extraite par les traitements automatiques, c'est pour cela qu'il est impératif d'en réduire l'effet, par le pré-traitement.

II.4.2 Rehaussement de contraste

Le but de rehaussement des images est d'obtenir une image traitée dont la plage de la dynamique s'étale entre 0 et 255. Le rehaussement des images est appliqué afin de faciliter l'interprétation visuelle et la compréhension des images, il existe plusieurs méthodes de rehaussement de contraste dans la littérature, dans un terme plus proche pour bien comprendre ce mécanisme on suppose une image noir et blanc comprend très peu de niveaux de gris et que ceux-ci sont très proches, alors on observe clairement le manque de contraste de l'image et de ce fait on peut pas bien distinguer les détails donc pour remédier à ce problème on doit effectuer quelques augmentations de contrastes.

Remarque : ce traitement ne crée pas de l'information, l'information est présente dans l'image originale mais il la présente de manière plus claire et adéquate.

II.4.3 Luminance ou brillance d'une image numérique

La luminance est définie comme la moyenne de tous les pixels de l'image. Pour augmenter la luminance il suffit de décaler l'histogramme : $I'(i,j) = I(i,j) + b$.

II.4.4 Contraste d'une image numérique

C'est l'écart-type des variations des niveaux de gris, ou c'est la variation entre les niveaux de gris *min* et *max*.

II.4.4.1 Amélioration de contraste

Les transformations ponctuelles pour l'amélioration du contraste sont :

a) Recadrage de la dynamique

Il existe plusieurs méthodes de recalage de la dynamique:

b) Transformation linéaire

Cela consiste à étaler la dynamique de l'image qui est contenue dans l'intervalle $[a,b]$ sur les 256 niveaux de gris disponibles.

c) Transformation linéaire par morceau

Connue sous le nom d'algorithme de Faust, cette méthode est une extension des transformations linéaires. L'idée est de découper l'histogramme de l'image et d'appliquer une transformation linéaire différente à chaque morceau.

d) Transformation Non-linéaire

Connue par le filtrage de médian, cette transformation remplace la valeur du pixel par la médiane des valeurs voisines.

Filtre médian : approprié pour réduire le bruit impulsionnel.

e) Transformation Linéaire avec Saturation

II.4.4.1.2 Egalisation de l'histogramme

L'histogramme représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image. On peut aussi le définir comme une fonction qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels dans l'image ayant cette valeur. On ne peut pas le considérer comme une caractéristique fondamentale.

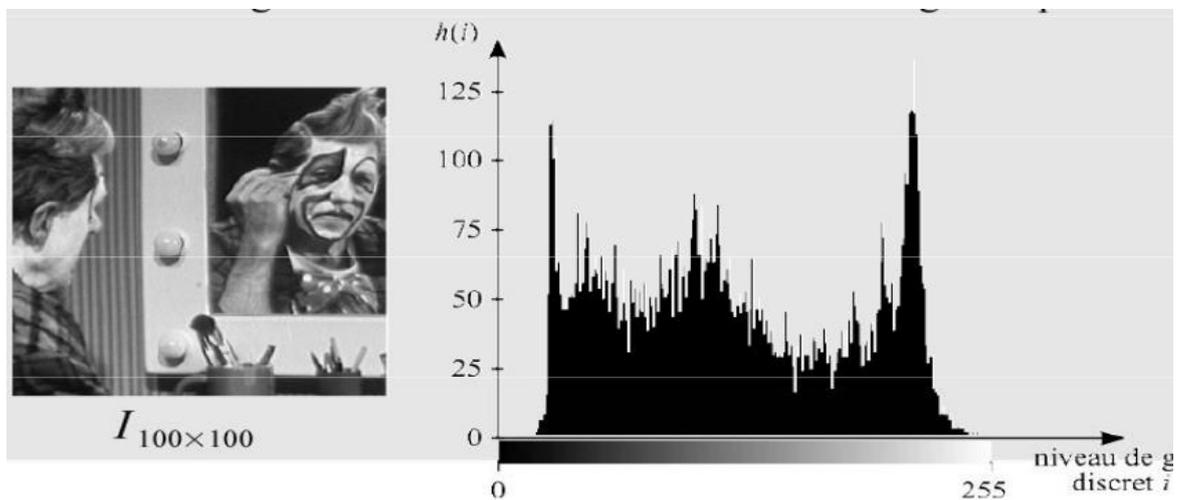


Figure II.2: L'histogramme d'une image.

Pour améliorer le contraste, on cherche à aplanir l'histogramme. L'égalisation de l'histogramme peut améliorer l'image mais la correction de dynamique de l'histogramme est inefficace.

II.4.4.1.3 Autres transformations

a) Transformations non-linéaires gamma

L'intensité mesurée par une caméra est une fonction logarithmique de l'intensité réelle. L'intensité rendue par un moniteur CRT est une fonction exponentielle de l'intensité en entrée.

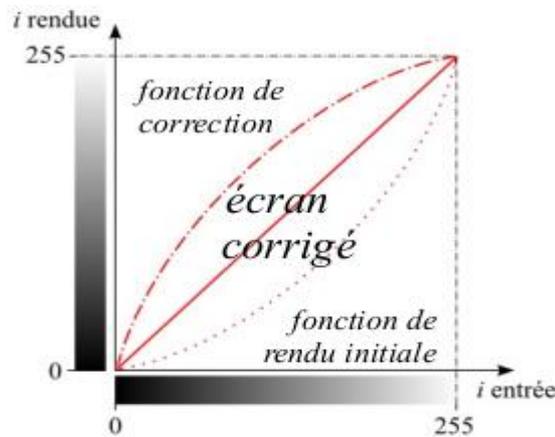


Figure II.3: Transformations non-linéaires gamma.

b) Quantification

Transformation linéaire par morceau utilisant des paliers.

Exemple : paliers de mêmes largeurs et de hauteurs réparties uniformément.

Résultat : seuls les niveaux de ces paliers sont conservés dans le résultat.

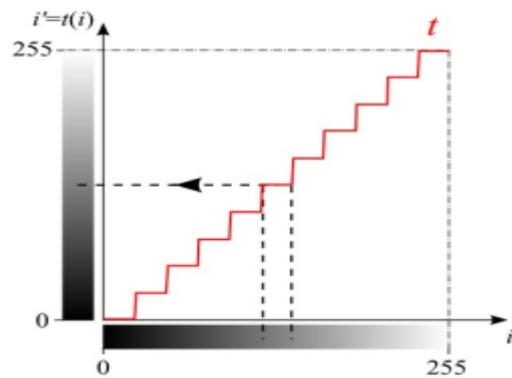


Figure II.4: Transformation linéaire par morceau utilisant des paliers.

c) Addition d'images

C'est l'addition pixel à pixel de deux images F et K :

$$A(x,y) = \text{Min} (K(x,y) + K(x,y); 255)$$

Cette dernière permet de diminuer le bruit d'une vue dans une série d'image et d'augmenter la luminosité en additionnant une image avec elle-même.



Figure II.5: Addition d'images.

d) Soustraction d'images

C'est la soustraction pixel à pixel de deux images F et K :

$$S(x,y)=Max(F(x,y)-K(x,y) ;0)$$

Cette dernière permet de détecter les défauts et les mouvements. Leurs utilisations principales sont :

- ✓ La diminution de la luminance d'une image.
- ✓ La détection de changements entre images.



Figure II.6: Soustraction d'images.

e) Multiplication d'images

La multiplication d'une image I par un facteur ratio est définie par :

$$M(x,y)=Max(F(x,y)*ratio ;255)$$

Elle permet de améliorer le contraste ou la luminosité.

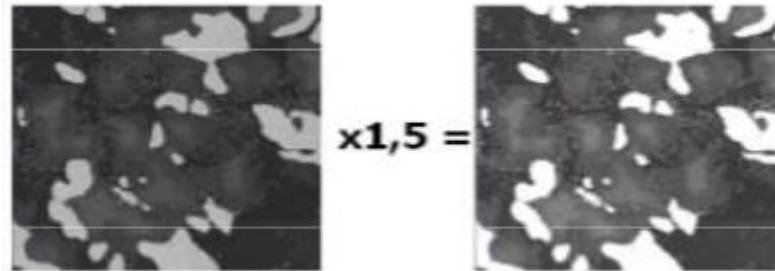


Figure II.7: Multiplication d'images.

f) Les Opérations logique sur une Image

- ✓ ET
- ✓ OÙ
- ✓ NOT
- ✓ AND
- ✓ OR
- ✓ XOR
- ✓ NOT-AND

g) Interpolation du plus proche voisin

Interpolation du plus proche voisin se fait par la copie de pixels.

- ✓ Interpolation bilinéaire (ZOOM, Interpolation bilinéaire, Fonction bilinéaire de quatre pixels voisins en 2D.
- ✓ Interpolation bicubique.

II.5 La segmentation d'image

Le processus d'analyse d'image est défini comme l'ensemble des méthodes et d'outils permettant de décrire quantitativement le contenu d'une image. Parmi les méthodes d'analyse d'image on s'intéresse à la segmentation. La segmentation d'images est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions est toujours vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image [12].

La segmentation est aussi un des thèmes de recherche les plus actifs en traitement d'images, il s'agit d'une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.[5]

On peut dire que :

- Une région : est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [13].
- Segmentation = étiquetage des pixels/voxels de l'image.
- Pixels/voxels de même étiquette = pixels/voxels de même région.

II.5.1 Buts de la segmentation

- ✓ Extraire (séparer) les entités d'une image.
- ✓ Pour y appliquer un traitement spécifique.
- ✓ Pour interpréter le contenu de l'image.

II.5.2 Les différentes méthodes de segmentation

Il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes :

II.5.2.1 La segmentation fondée sur les régions

Elle est basée sur la recherche de zones avec des attributs communs, qu'ils soient lumineuses ou emplacement ou texture, elle est aussi considérée comme l'approche duale de la détection des contours pour la décomposition d'une image en ses formes élémentaires [4].

II.5.2.1.1 Segmentation par division de régions (Split)

Consiste à faire une dichotomie par blocs sur l'image. Pour ce faire, nous définissons d'abord un bloc de la taille d'une image, puis vérifions le contenu du bloc. Si le bloc est homogène (= ne contient que des pixels similaires), arrêtez la décomposition. Sinon, le bloc est divisé en 4 sous-blocs et le contenu de chaque sous-bloc est vérifié.

Et ainsi de suite, jusqu'à ce que vous n'avez plus besoin de décomposer ces blocs. Par conséquent, le résultat obtenu est un ensemble de blocs consécutifs de tailles différentes, qui couvrent complètement l'image.

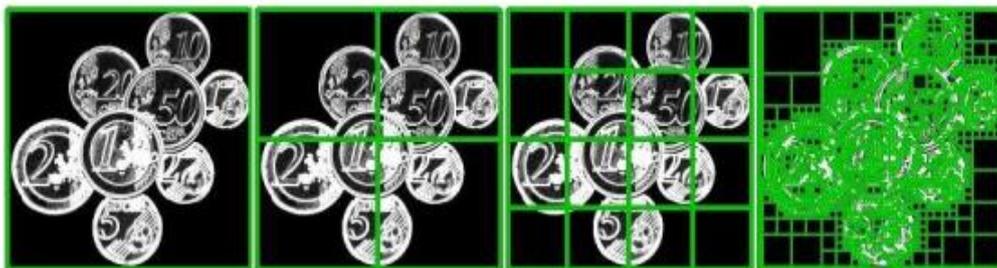


Figure II.8 : Décompositions successives des blocs.

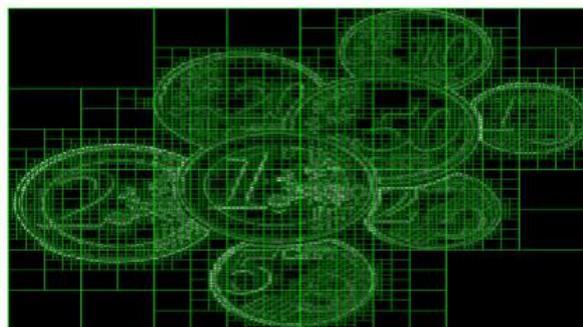


Figure II.9 : Décomposition finale.

L'implémentation la plus simple pour cette méthode consiste à définir une structure d'arbre appelée *QuadTree*. C'est un arbre dans lequel chaque nœud représente un bloc. Chaque nœud possède donc 0 sous-nœud (bloc homogène) ou 4 sous-nœuds (bloc non-homogène).

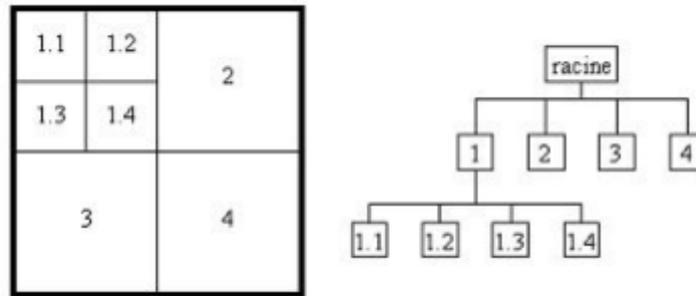


Figure II.10 : Représentation sous forme de quadtree.

La décomposition finale est définie par les blocs associés aux feuilles de l'arbre. On obtient ainsi une liste de blocs de différentes tailles et positions. Si la structure du *QuadTree* permet une navigation aisée entre bloc conteneur (parent) et sous-blocs (enfants), elle ne permet pas de naviguer facilement entre des blocs voisins. Pour cela, il est préférable de construire et d'utiliser le graphe d'adjacence.

II.5.2.1.2 Segmentation par fusion de régions (Merge)

Cette procédure vise à identifier les régions constituant l'image en regroupant des blocs adjacents. Tout d'abord, nous devons définir la norme de similitude entre les blocs. La méthode la plus simple consiste à étendre la définition de la similitude entre les pixels définis dans l'étape de décomposition. Par conséquent, nous pouvons assimiler un bloc en un grand pixel en calculant sa moyenne / couleur et en utilisant le graphe de contiguïté pour naviguer vers les blocs voisins.

L'algorithme de la fusion est un procédé itératif qui peut se résumer comme suit:

Créer la liste $[K]$ des blocs associés aux feuilles du *Quadtrees*

Pour chaque bloc B dans la liste $[K]$

- Créer une nouvelle région $[R]$
- Retirer B de $[K]$ et l'ajouter dans $[R]$
- Calculer la valeur/couleur moyenne de $[R]$
- Créer la liste $[N]$ des blocs voisins du bloc B

Pour chaque bloc B_n dans la liste $[N]$

Si (B_n est dans $[K]$) ET (B_n et $[R]$ sont similaires) Alors

- Retirer B_n de $[K]$ et l'ajouter dans $[R]$
- Ajouter les blocs voisins de B_n dans la liste $[N]$
- Recalculer la valeur/couleur moyenne de $[R]$

Fin Si

Fin Pour

Fin Pour

Cet algorithme construit les régions une par une, en regroupant progressivement les blocs jointifs autour d'un bloc de départ. L'algorithme amalgame les blocs adjacents à la région, formant ainsi une région de plus en plus grande.

Il est conseillé de trier les blocs de la liste " K " par taille décroissante. L'algorithme commence ainsi par construire les régions en commençant par les plus grands blocs, ce qui améliore la stabilité du calcul de la valeur/couleur moyenne de la région. [2]

II.5.2.1.3 Segmentation par division-fusion (Split and Merge)

Le principe de cette méthode est de combiner les deux précédentes méthodes afin de pallier à leurs inconvénients de la manière suivante : une première étape de division donne comme résultat une image divisée en plusieurs régions. Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger le résultat obtenu par la première étape, en regroupant les régions similaires. Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une segmentation.

II.5.2.2 La segmentation fondée sur les contours [14]

Cette approche tente de tirer parti du fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions pertinentes.

II.5.2.2.1 Le processus classique de détection de contours [15]

Il suit les étapes suivantes :

- ✓ **La mise en évidence des contours** : C'est une étape importante, elle permet de marquer les contours.
- ✓ **La réduction des contours** : Elle agit de manière à ce que les contours mise en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.
- ✓ **La binarisation des contours** : elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette. Elle permet d'obtenir une image de contours binaire.
- ✓ **La description des contours** : elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels les segments de droites, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin de les séparer

II.5.2.2.2 Les différentes méthodes d'approche Contour

a) Méthodes dérivatives

Sont très faciles à l'implémentation ainsi que leur temps de calcul est relativement court, et leur résultat satisfaisant pour des images non bruitées. Leur inconvénient majeur est qu'elles sont très sensibles au bruit.

❖ **Calcul du Gradient :**

Le gradient d'une image donne les taux de changement de niveau de gris par unité de distance dans les directions des axes de coordonnées. Il est défini comme un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction, tels que :

- ✓ L'amplitude est liée par la quantité de variation locale des pixels.
- ✓ La direction du gradient est orthogonale de la frontière qui passe au point considéré.

❖ **L'approche du laplacien :**

L'opérateur gradient de second ordre (Laplacien) peut être calculé par convolution avec le masque 3×3 suivant :

$$M1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

D'autres masques peuvent être utilisés [3] :

$$M2 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad M3 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad M4 = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

b) Les modèles déformables

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs (snake) et les ensembles de niveaux (level sets).

c) Méthodes analytiques

❖ **Approche de Canny :**

Canny a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de trois critères.

- ✓ Une bonne détection.
- ✓ Une bonne localisation.
- ✓ Unicité de la réponse.

❖ **Approche de Deriche :**

Dans la pratique, nous préférons souvent le détecteur de Deriche, qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, mais qui possède une réponse impulsionnelle finie [16].

II.5.2.3 La segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité

C'est la méthode de segmentation la plus simple. Elle consiste à tester si la valeur de chaque pixel de l'image est supérieure ou inférieure à un certain seuil, et à générer une image binaire qui regroupe les résultats. On peut également utiliser plusieurs seuils et même sélectionner des pixels appartenant à une plage de niveaux de gris spécifique.

La segmentation par le seuillage a pour objectif d'extraire des objets de leurs fonds en fonction du seuil spécifié. C'est à dire d'affecter chaque pixel à une classe unique. Le résultat du seuillage est une image binaire 0 ou 1.

Le seuillage peut être :

- ✓ **Global** : un seuil pour toute l'image qui dépend de $I(i,j)$ ($I(i,j)$ est l'image complète).
- ✓ **Local** : un seuil pour une portion de l'image qui dépend de $N(i,j)$ ($N(i,j)$ est une portion de l'image).
- ✓ **Adaptatif** : un seuil s'ajustant selon les parties de l'image.

Il existe plusieurs méthodes de seuillage d'images plus complexes et plus performantes que le seuillage simple, les plus utilisées sont:

- ✓ Méthode d'Otsu [17].
- ✓ Méthode de Niblack [18].
- ✓ Méthode de Bernsen [19].

II.5.2.4 La segmentation fondée sur l'approche coopérative

Cette approche consiste à coopérer deux processus de segmentation région et contour, quand un contour est situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions. Il existe trois approches descendant différentes: La coopération séquentielle, la coopération par fusion de résultats et la coopération mutuelle.

II.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes techniques de prétraitement et de segmentation des images qui sont deux étapes cruciales dans tout processus d'analyse et de traitement d'image. Elles consistent à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation.

Chapitre 3 :

**Les techniques de traitement
d'images utilisées pour la détection
du cancer de l'utérus (Etat de l'art)**

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons esquisser un état de l'art des méthodes de traitement d'images qui sont largement utilisées pour la détection des pathologies d'endomètre. L'état de l'art a été effectué sur un éventail important d'articles, seuls les travaux qui ont contribué à la construction de notre approche sont présentés.

III.2 Etat de l'art

Dans cette session nous allons dresser un état de l'art des méthodes de détection du cancer de l'endomètre. L'état de l'art a été effectué sur 50 articles traitant le cancer de l'utérus et plusieurs articles pour le traitement des images histologiques d'une manière générale [20] car ces images sont complexes et contiennent plusieurs informations et détaillent les différentes étapes de l'évolution d'une maladie de l'utérus.

D'après l'état de l'art réalisé nous avons pu tirer les remarques suivantes :

- ✓ il existe 3 types de travaux sur le cancer de l'utérus :
 - les travaux qui traitent le cancer des ovaires.
 - les travaux qui traitent le cancer du corps de l'utérus (endomètre).
 - les travaux qui traitent le cancer du col d'utérus (cervical).
- ✓ La plupart des travaux concernent le cancer du col de l'utérus et peu de travaux sont spécifiques à l'endomètre, malgré c'est le type de cancer le plus fréquent et le plus dangereux.
- ✓ il y a peu de travaux qui traitent les images histologiques.
- ✓ il n'existe pas de bases publiques pour le cancer de l'endomètre.

Dans ce qui suit nous allons présenter les travaux qui, selon notre point de vue, sont importants et qu'ils nous ont éclaircis le chemin pour réaliser notre travail.

III.2.1 Segmentation du col de l'utérus sur les images échographiques [21]

Le cancer du col de l'utérus est la deuxième cause de décès des femmes dans le monde. Il est l'un des cancers les plus courants chez les femmes dans le monde, car ses symptômes ne sont visibles que dans les stades avancés. Pour pouvoir traiter cette maladie, il est nécessaire de détecter les symptômes aux premiers stades. Le col de l'utérus est le tiers inférieur de l'utérus, appelé canal endocervical.

L'échographie est le moyen le plus rapide et moins coûteux pour l'imagerie des organes internes, dans ce travail les auteurs ont présenté une technique basée sur la méthode level-set pour l'extraction du col de l'utérus sur les images échographiques, leurs buts étaient (1) d'identifier les stades précoces du cancer du col de l'utérus sur les images échographiques et (2) réaliser un logiciel d'imagerie cervicale ce qui est très nécessaire pour aider les médecins à analyser les anomalies du col de l'utérus car il n'aurait aucun effet nocif en comparant aux autres outils.

Ce type de cancer peut être détecté à partir des symptômes suivants :

- ✓ Saignement de l'abdomen.
- ✓ Ecoulement abondant inhabituel.
- ✓ douleur pelvienne.
- ✓ Miction et saignement entre les menstruations régulières.

III.2.1.1 Méthodologie

III.2.1.1.1 Les images échographiques utilisées

Les auteurs ont utilisé centaines d'images échographiques cervicales (images du col de l'utérus) des femmes âgées de 20 à 45 ans, les images sont recueillies dans le laboratoire de diagnostic à UTM. L'échographe Toshiba et la sonde convexe 3,5 MHz sont utilisés avec la présence d'une couche de gel électrolytique pendant le balayage agissant comme support de transmission.

III.2.1.1.1 La méthode de contour actif

Dans ce travail les auteurs sont basés sur la segmentation avec les contours actifs. Un contour actif est une spline déformable minimisant une certaine énergie permettant la détection des caractéristiques spécifiques dans une image, c'est aussi une courbe (ou surface) flexible, qui peut être adaptée dynamiquement aux bords ou aux objets requis dans l'image (il peut être utilisé pour la segmentation automatique des objets).

Ce travail propose trois méthodes, chacune d'elle hybride le contour actif avec d'autres méthodes de segmentation:

- Dans la première méthode : l'initialisation du contour est effectuée par l'opérateur humain (méthode semi-automatique). La Figure III.1 présente l'organigramme de cette première méthode.

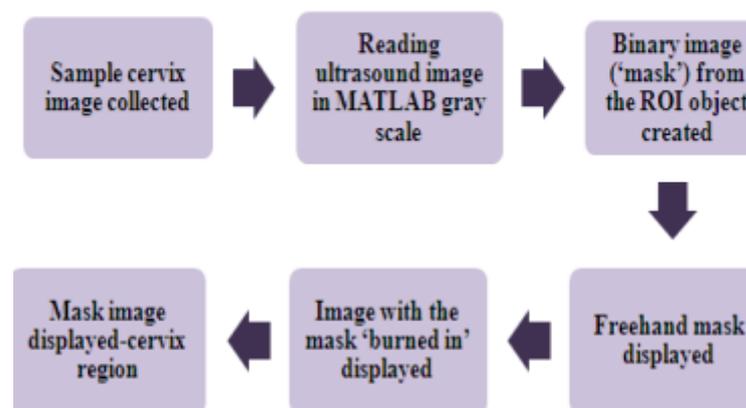


Figure III.1: Les étapes de la première méthode [21].

- Dans la deuxième méthode : le point initial est pré-programmé et le modèle de croissance de région est appliqué. La Figure III.2 présente l'organigramme de cette deuxième méthode.

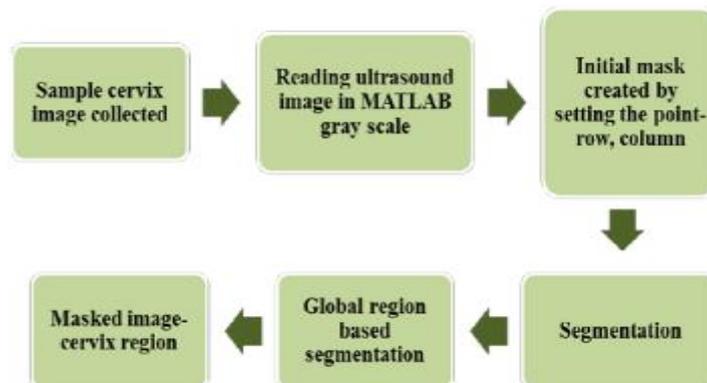


Figure III.2 : Les étapes de la deuxième méthode [21].

- Dans la troisième méthode : le point initial est défini par l'opérateur humain et la croissance de région est utilisée. La Figure III.3 présente l'organigramme de cette troisième méthode.

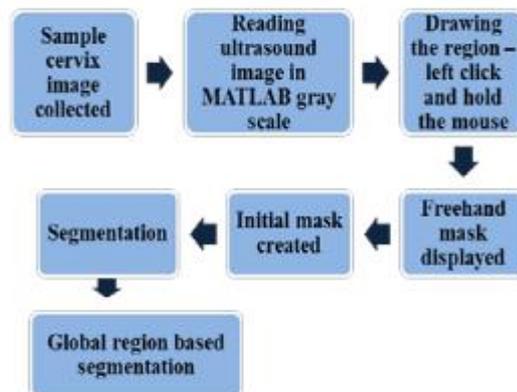


Figure III.3: Les étapes de la troisième méthode [21].

Pour la segmentation finale les auteurs ont utilisé plusieurs détecteurs de contours. Cette méthode de segmentation est très fondamentale dans la plupart des applications de traitement d'images. Elle donne des informations sur l'image traitée. C'est un processus de détection des frontières entre l'arrière-plan et les objets dans l'image.

III.2.1.2 Résultats obtenus

Les résultats montrent qu'une extraction efficace du col de l'utérus peut être réalisée de manière semi automatique. Les résultats ont aussi montré que les trois méthodes ont réussi à extraire efficacement la région du col de l'image échographique.

Les figures III.4, III.5, et III.6 montrent les résultats obtenus pour les trois méthodes.

La région finale dépend de la zone de croissance et qui est déterminé par le nombre d'itérations. Par exemple la figure III.7 montre la relation entre le nombre d'itérations et la région de segmentation finale.

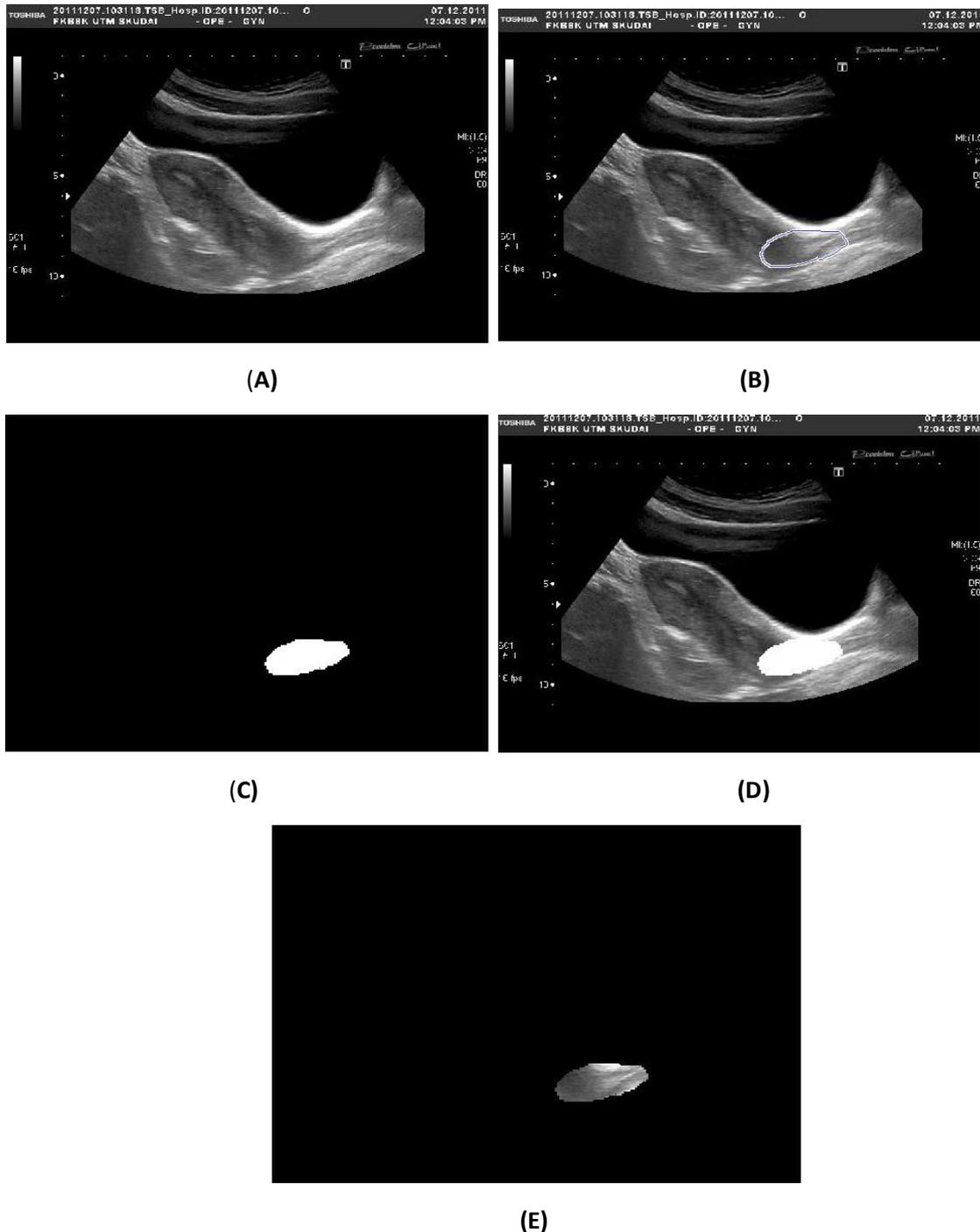


Figure III.4: Résultat de la première méthode. (A) Image originale du col de l'utérus, (B) image originale en niveaux de gris avec la région initiale déterminée manuellement, (C) masque binaire de la région, (D) nouvelle image avec le masque, (E) région finale. [21]

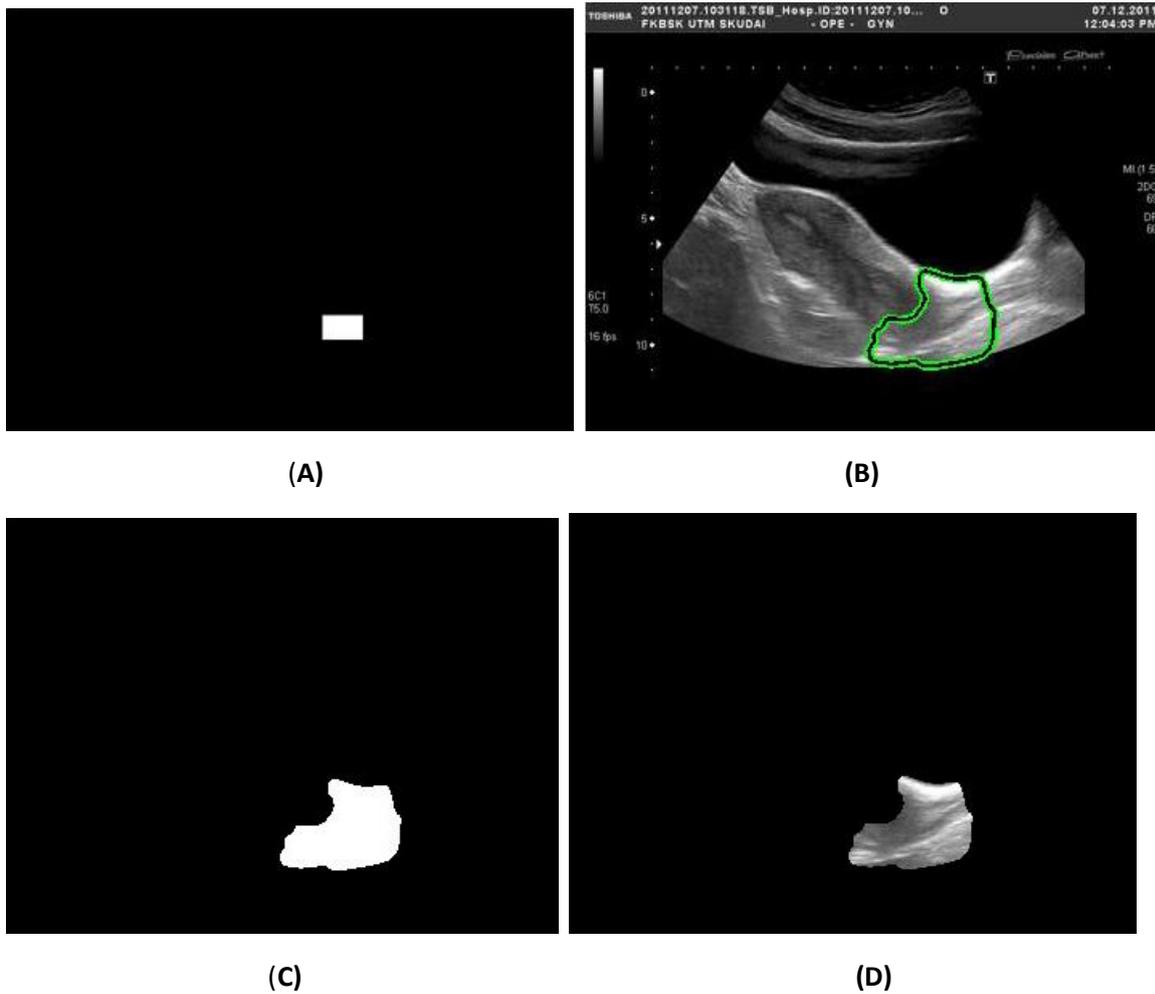
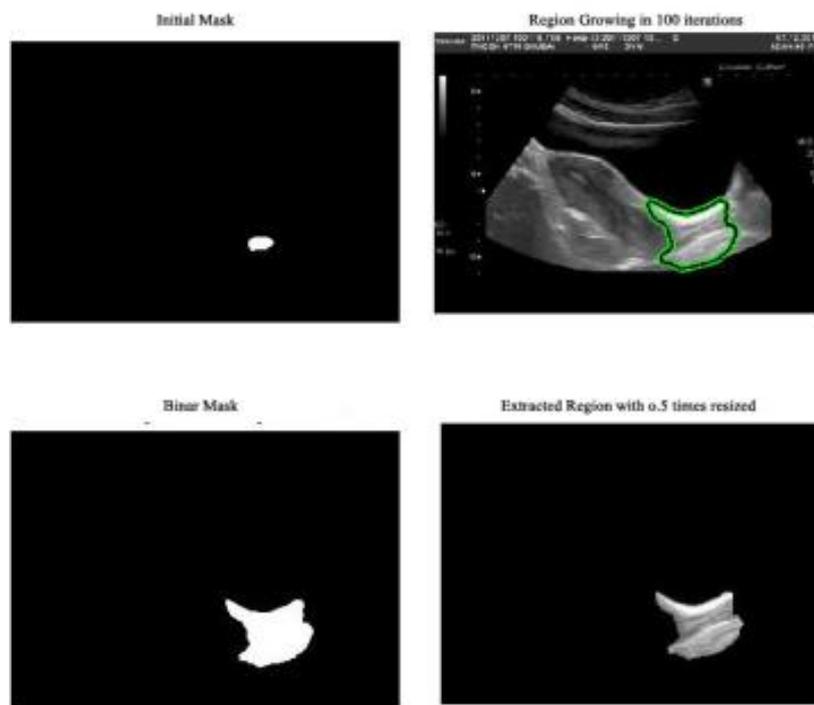


Figure III.5: Résultat de la deuxième méthode [21]. (A) point initial préprogrammé (initialisation), (B) la segmentation de la croissance de région comprend la partie cervicale (75 itérations), (C) segmentation basée sur la région globale, (D) image masquée avec la région du col de l'utérus.



(A)



(B)

Figure III.6: Résultat de la troisième méthode [21], (A) masque manuel sur l'image d'entrée, (B) masque initial, région croissante, masque binaire et la région extraite.

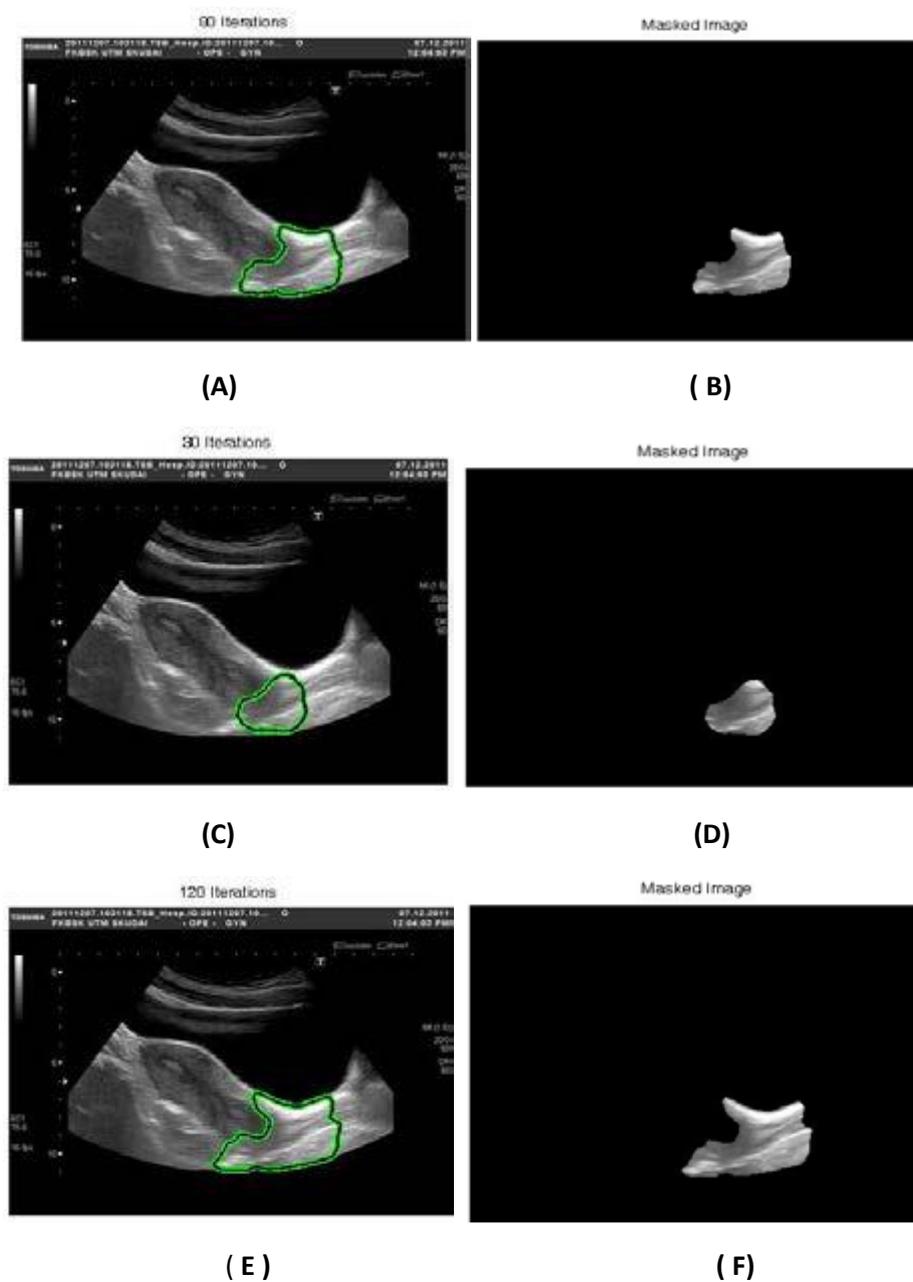


Figure III.7 : Relation entre nombre d'itérations et le résultat de la croissance de régions. (A) Croissance de région avec 80 itérations, (B) région cervicale extraite, (C) croissance de région avec 30 itérations, (D) région cervicale extraite sans le col entier, (E) croissance de région avec 120 itérations, (F) région cervicale extraite y compris la partie vaginale.

III.2.2 Détection du cancer de la thyroïde [22]

Nous avons intégré ce travail dans notre chapitre de l'état de l'art, bien qu'il traite un autre organe que l'utérus, car il utilise des techniques qui peuvent être aussi utilisées pour la détection du cancer de l'endomètre.

Parmi les cancers courant de nos jours il y a le cancer de la thyroïde qui a touché une grande population du monde, cet article apporte d'importants travaux sur la détection du cancer de la thyroïde par traitement d'images et les méthodes de segmentation. Il n'existe pas de méthode fiable pour la détection du cancer de la thyroïde. Alors, les auteurs ont suggéré un ensemble solide de méthodes pour résoudre ce problème.

Dans la détection du cancer, il est très difficile de détecter la portion exacte de la zone cancéreuse dans une image. Il y a eu nombreuses contributions à la recherche dans le domaine de l'analyse d'images médicales utilisant certains systèmes CAD même utilisés dans l'évaluation des capacités cognitives du cerveau humain.

III.2.2.1 Méthodologie

Le cancer de la thyroïde peut être détecté à l'aide d'un système CAD comme montré dans le diagramme de blocs présenté dans la figure III.8, qui comprend diverses étapes des tâches de traitement d'images : le prétraitement, la segmentation, et le post-traitement, etc.

Le prétraitement est appliqué pour supprimer le bruit des images échographiques, puis ces images sont soumises à une méthode de segmentation pour extraire les régions d'intérêt où le cancer est susceptible d'être affecté. L'extraction des caractéristiques des zones segmentées aide à la classification et à la détection des nodules cancéreux à l'intérieur de l'image.

Puis ils ont comparé quelques articles importants en termes de méthodes ; l'année de contribution et leurs principales conclusions. Ceci est rapporté dans le tableau II.1 :

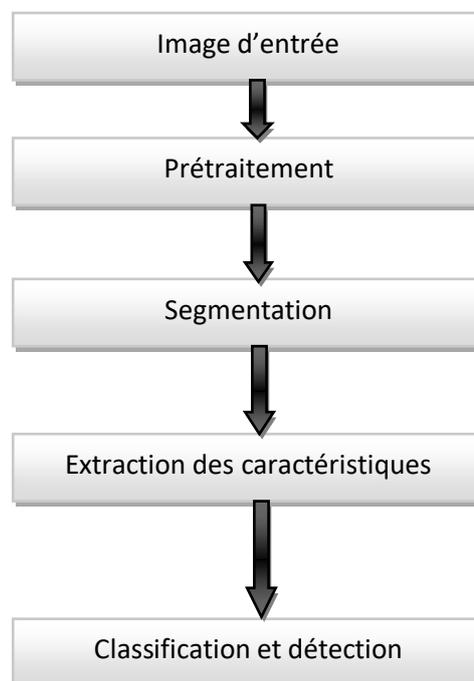


Figure III.8: Diagramme en blocs du système CAD [22].

Contributor	Method used	Major findings
Yu Yan et al. (2019)	Fractal Dimension	Specificity-86.9%; Sensitivity-64.9%; Accuracy- 98%
Sathya Priya et al.(2018)	ILBP-SVM	Accuracy, Precision, Recall, F-measure were suggested but not calculated for data used
Massoud et al. (2018)	Hill Climbing	Specificity-99.7%; Sensitivity-80%; Accuracy- 98.96%; F Score-83.4%
Jagadeesh et al. (2017)	ANN	The data over which ANN used is limited
Luying et al. (2017)	CNN	Specificity-48.5%; Sensitivity-96.7%; Accuracy- 82.2%; PPV- 81.3%; NPV-86.2%
Malathi et al. (2017)	Co-active Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (CANFIS)	Specificity-99.24%; Sensitivity-99.2%; Accuracy- 99.08%; PPV-77.3%; NPV- 99.07%; Detection time-0.35 ms
Priti et al. (2016)	ANN	Accuracy-70%
Gopinath et al. (2013)	Support Vector Machine (SVM)	Specificity-100%; Sensitivity-95%; Accuracy- 96.7%
Eystratios et al. (2010)	SVM and k-Nearest Neighbors	Accuracy-95%

Tableau III.1: Comparaison des travaux selon les classifieurs utilisés [22].

Les auteurs utilise les méthodes suivantes : Le réseau de neurones convolutif (CNN) et les méthodes neuro-floues avec la méthode de clustering et le seuillage adaptatif. Cette hybridation de ces techniques a permis une détermination exacte du cancer de la thyroïde.

III.2.3 Le modèle HIENet utilisé pour le cancer de l'endomètre [23]

Ce travail présente un système CAD de l'endomètre appliqué sur des images histologiques en utilisant un réseau de neurones convolutifs et des mécanismes d'attention.

Le cancer de l'utérus peut gravement affecter les organes reproducteurs féminins, et l'analyse d'images histopathologiques est l'étape clé pour le diagnostic du cancer de l'endomètre.

Des approches de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) basées sur des algorithmes d'apprentissage automatique traditionnels ont été proposées pour aider les pathologistes à interpréter efficacement les images histopathologiques. Cependant, en raison de la capacité limitée de modélisation des relations compliquées entre les images histopathologiques et leurs interprétations, ces approches CAD n'ont pas réussi à obtenir des résultats satisfaisants.

Étant donné que le diagnostic assisté par ordinateur (CAD) peut aider les médecins à analyser et à évaluer efficacement un grand nombre d'images médicales comme les images échographiques et les rayons X, il a été utilisé dans le diagnostic radiologique de certains cancers courants, notamment le cancer des seins, le cancer du poumon et le cancer du côlon, dans des environnements cliniques.

Dans cet article les auteurs ont développé une approche CAD pour les images histopathologiques des maladies de l'endomètre en utilisant un réseau neuronal convolutif et des mécanismes d'attention. L'approche CAD, appelée HIENet, s'est avérée efficace pour les tâches de classification binaire et multi-classes sur un ensemble de données à petite échelle composé de 4000 images, démontrant une meilleure précision de classification que trois médecins. En utilisant les mécanismes d'attention et une carte d'activation de classe, HIENet peut également identifier et mettre en évidence les caractéristiques morphologiques des images pour offrir une meilleure interprétation.

III.2.3.1 Méthodologie

Dans cette étude, les auteurs ont développé une approche CAD utilisant un réseau de neurones convolutifs (CNN) et des mécanismes d'attention, appelés HIENet. Parce que HIENet a utilisé les mécanismes d'attention et les techniques de visualisation de la carte des caractéristiques, il peut fournir aux pathologistes une meilleure interprétation des diagnostics en mettant en évidence les corrélations entre les caractéristiques de l'image locale (au niveau du pixel) et les caractéristiques morphologiques du tissu endométrial.

Le modèle HIENet a été comparé avec divers algorithmes d'apprentissage profond sur l'ensemble de données histologiques, en particulier la comparaison a été effectuée avec les trois classificateurs CNN couramment utilisés, à savoir VGG-16, InceptionV3 et ResNet-50.

III.2.3.1.1 Architecture du modèle HIENet

Dans cette étude, les auteurs ont proposé une structure de réseau habilement conçue, intitulée HIENet, pour effectuer des tâches de classification des images histopathologiques de l'endomètre. La figure III.2 montre l'architecture du modèle proposé.

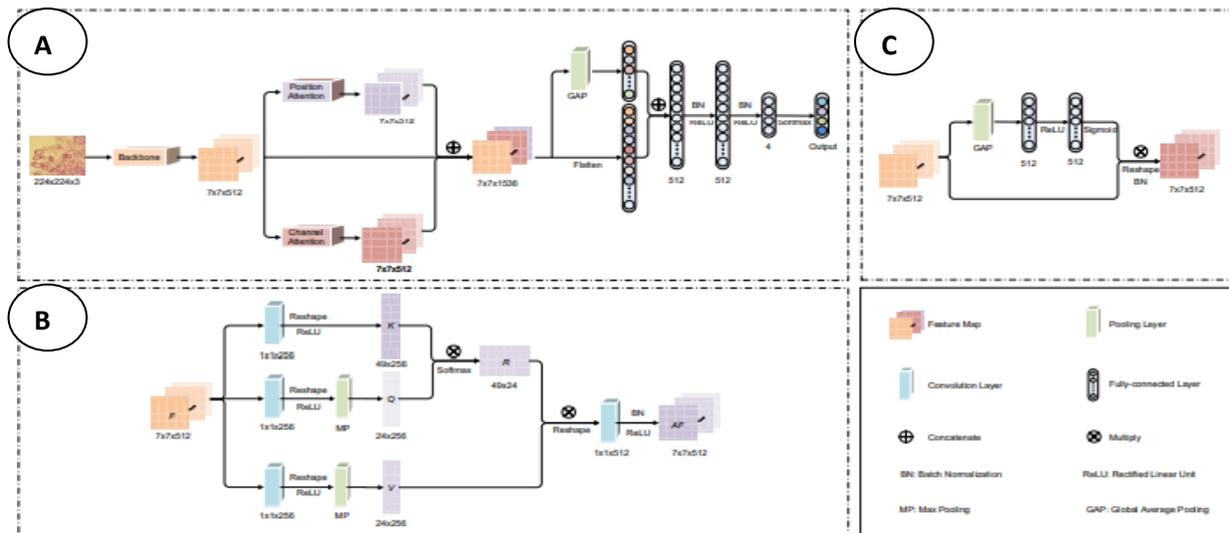


Figure III.9 : Architecture du modèle HIENet. (A) l'architecture globale de HIENet , (B) Composants du bloc d'attention de position, (C) Composants du bloc d'attention du canal [23].

Pour tirer parti des informations globales de chaque image histopathologique, les auteurs ont utilisé l'image entière comme entrée pour leur classificateur. Au début, chaque image d'entrée a été redimensionnée à 224 x 224 pixels pour répondre aux exigences de taille des CNN. Ensuite, ils ont utilisé une méthode de normalisation des données couramment utilisée, le score standard (également appelé score z), pour normaliser les images d'entrée. Au cours du processus d'apprentissage, un processus d'augmentation de données aléatoire (c'est-à-dire que la probabilité de retournement horizontal ou vertical est de 50 %) a été appliqué à chacune des images d'apprentissage pour fournir des informations riches au classificateur CNN. En outre, ils ont utilisé la méthode de normalisation par lots pour normaliser les entrées aux couches.

III.2.3.2 Résultats

Les performances du modèle HIENet ont été évaluées sur environ 4000 images histologiques (collectées à partir de 500 échantillons d'endomètre entre octobre 2017 et août 2018) et avec une validation externe sur 200 images supplémentaires (collectées auprès de 50 patientes sélectionnées au hasard au cours du premier trimestre de 2019).

L'approche CAD a atteint une précision de classification de 76,91 % pour quatre classes de tissu endométrial, à savoir l'endomètre normal, le polype de l'endomètre, l'hyperplasie de l'endomètre et l'adénocarcinome de l'endomètre.

De plus, dans le processus de validation externe, l'approche CAD a atteint une précision de 77,50 % dans la tâche de classification à quatre classes, avec une sensibilité de 77,97 % et une spécificité à 80 %. Les Tableaux III.2 et III.3 montrent les résultats obtenus du modèle HIENet.

Classifier	Accuracy (%)		Sensitivity (%)	Specificity (%)	AUC
	Four classes	B/M	B/M	B/M	B/M
VGG-16	74.79 ± 3.45	91.28 ± 1.23	75.52 ± 8.44	94.26 ± 0.97	0.9525 ± 0.0127
InceptionV3	58.24 ± 3.54	85.62 ± 2.97	36.42 ± 29.76	93.17 ± 2.89	0.8893 ± 0.0293
ResNet-50	59.54 ± 1.07	86.64 ± 1.37	55.91 ± 10.82	91.25 ± 1.72	0.8819 ± 0.0197
HIENet	76.91 ± 1.17	93.53 ± 0.81	81.04 ± 3.87	94.78 ± 0.87	0.9579 ± 0.0103
HIENet _{bc}	—	95.94 ± 0.74	84.45 ± 4.79	98.15 ± 0.88	0.9808 ± 0.0094

Tableau III.2: Résultats de la classification avec les classificateurs basés sur CNN [23].

	Accuracy (%)		Sensitivity (%)	Specificity (%)	PPV (%)	NPV (%)
	Four classes	B/M	B/M	B/M	B/M	B/M
Investigator 1	71.00 (61.07–79.64)	89.00 (81.17–94.38)	94.74 (73.97–99.87)	87.65 (78.47–93.92)	64.29 (44.07–81.36)	98.51 (92.50–99.96)
Investigator 2	59.00 (48.71–68.74)	92.00 (84.84–96.48)	78.95 (54.43–93.95)	95.06 (87.84–98.64)	78.95 (54.43–93.95)	95.06 (87.84–98.64)
Investigator 3	58.00 (47.71–67.80)	84.00 (75.32–90.57)	94.74 (73.97–99.87)	81.48 (71.30–89.25)	54.55 (36.35–71.89)	98.51 (91.96–99.96)
Avg. (95% CI)	62.67 (52.43–72.14)	88.33 (80.37–93.89)	89.48 (66.87–98.70)	88.06 (78.95–94.21)	65.93 (43.00–81.32)	97.36 (90.49–99.67)
HIENet (95% CI)	76.91 (71.79–81.36)	93.53 (90.31–95.94)	81.04 (67.92–90.50)	94.78 (91.46–97.09)	82.94 (70.25–91.80)	96.53 (93.61–98.36)
HIENet _{bc} (95% CI)	—	95.94 (93.20–97.80)	84.45 (71.87–92.94)	98.15 (95.77–99.39)	90.08 (78.44–96.67)	97.04 (94.30–98.70)

Tableau III.3: Comparaison entre les résultats de la classification des experts humains et HIENet [23].

III.2.4 Segmentation automatique du cancer de l'endomètre en utilisant l'apprentissage profond [24]

Les images médicales préopératoires chez les patientes atteintes d'un cancer de l'endomètre fournissent des informations précieuses sur la tumeur locale étendue, qui guide systématiquement le choix de la procédure chirurgicale et du traitement adjuvant. Par ailleurs, les analyses tumorales de volume entier d'images peuvent potentiellement fournir des signatures tumorales radiométriques pertinentes pour une meilleure individualisation et optimisation du traitement.

Dans ce travail les auteurs ont appliqué le réseau de neurones convolutifs pour la segmentation automatique des tumeurs chez les patientes atteintes d'un cancer de l'endomètre, permettant l'automatisation d'extraction des paramètres de texture tumorale et du volume tumoral. Le réseau a été formé, validé et testé sur un groupe de 139 patientes atteintes d'un cancer de l'endomètre en utilisant l'imagerie pelvienne préopératoire.

L'algorithme a pu récupérer des volumes tumoraux comparables au niveau d'expert humain.

III.2.4.1 Méthodologie

Ce travail est une étude rétrospective d'une cohorte de 139 patientes atteintes d'un cancer de l'endomètre subissant une imagerie pelvienne avant hystérectomie entre mai 2009 et avril 2019. Les participants éligibles ont été sélectionnés au hasard tiré d'une série consécutive de patients. Les patientes ont été diagnostiquées et traitées à l'Etablissement Hospitalier Universitaire de Haukeland, desservant une population de 1 million d'habitants de l'ouest de la Norvège. Le critère d'inclusion était un cancer de l'endomètre confirmé histologiquement, et le diagnostic a été confirmé dans un bilan diagnostique de routine.

Les sous-types histologique était : endométrioïde ($n = 114$) ou non endométrioïde ($n = 25$) (comprenant cellules claires, séreuses papillaire, carcinosarcome ou sous-type indifférencié). Le nombre de patientes avec le sous type endométrioïdes et non endométrioïdes dans les cohortes de formation/validation et de test était de $85 + 29$ (endomètre) et $20 + 5$ (non endométrioïde), respectivement. Les performances de segmentation ont été analysées séparément pour les deux sous-types histologiques.

III.2.2.1 Le modèle CNN utilisé

Un réseau de neurones convolutifs 3D (UNet3D) utilisant Keras (<https://github.com/keras-team/keras> .git) et Tensorflow a été utilisé pour la segmentation 3D des tumeurs endométriales primitives.

Les paramètres de l'apprentissage du CNN sont comme suit :

- ✓ Taille de données d'entrées = (192, 192, 32) voxels.
- ✓ La profondeur de la forme en U du modèle = 4
- ✓ Taux d'apprentissage initial = $1e-5$ (taux d'apprentissage a diminué pendant l'apprentissage).
- ✓ La taille pour les opérations de max pooling = (2,2,2)
- ✓ Nombre de filtres de base dans la première couche du réseau de convolution = 32
- ✓ Les opérations de convolution (déconvolution) au lieu de sur-échantillonnage = faux.
- ✓ Nombre maximum d'époques = 1500
- ✓ Fonction d'activation = « sigmoïde »
- ✓ Normalisation du batch = Faux,
- ✓ Nombre d'étiquettes = 1, métriques = coefficient DICE, taille du lot = 5 et optimiseur = RMSprop.
- ✓ Le jeu de données d'entraînement a été mélangé au hasard entre les époques.

Plus de détails sur le modèle CNN utilisé, l'opération d'augmentation des données et plus de paramètres peuvent être trouvés dans [24].

III.2.3 Résultats

Un total de $n = 34$ patientes comprenant l'ensemble de données de test ont été utilisées pour l'évaluation des performances. Un rendu 3D de la segmentation d'apprentissage automatique (ML) alignée sur la segmentation tumorale de l'évaluateur 1 pour l'un des les patientes de l'ensemble de données de validation est illustré sur la figure III.10. La figure représente de grandes régions d'accord en termes de vrais positifs, ainsi que des zones de désaccord en termes de faux positifs et négatifs.

Des exemples 2D des contours tirés des masques de segmentation 3D de l'apprentissage automatique et des deux évaluateurs sont présentés sur la figure III.11.

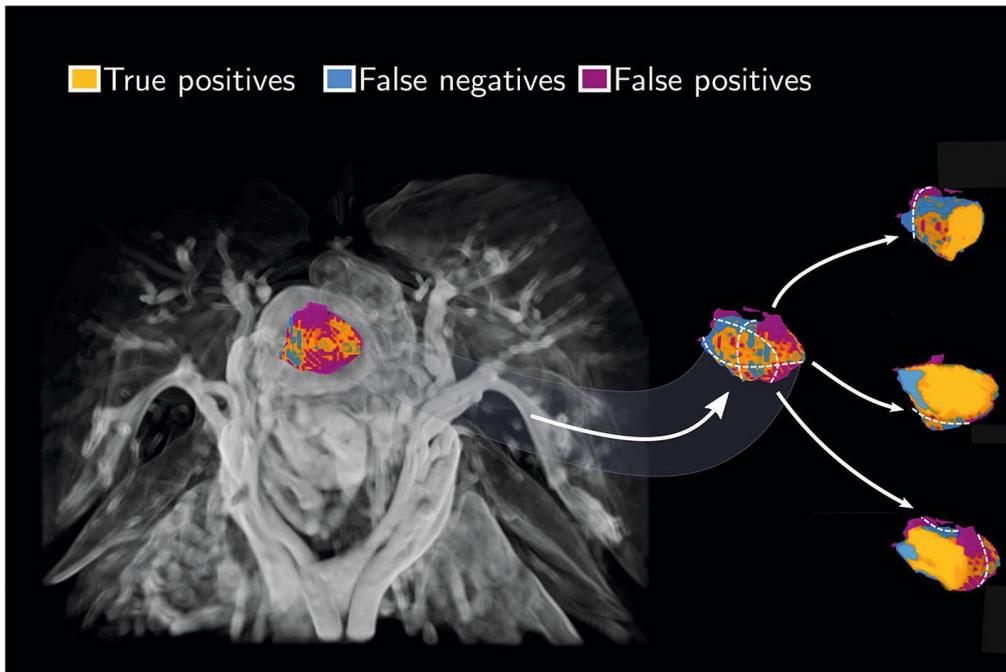


Figure III.10 : Rendu du volume (panneau de gauche) de la segmentation ML manuelle et automatisée de la tumeur primaire d'une patiente en termes de vrais positifs (orange), de faux négatifs (bleu) et de faux positifs (violet). La segmentation 3D est affichée avec le rendu de volume 3D. De plus, trois tranches axiales distinctes du même ensemble de données sont représentées avec une vue rapprochée de la tumeur et des segmentations décrites (panneau de droite). Une majorité de faux de prédictions se produisent à la périphérie de la tumeur indiquée par des étiquettes bleues et violettes. Les lignes blanches en pointillés sont les trois plans de coupe orthogonaux utilisés pour créer le tracé de tranchage correspondant.

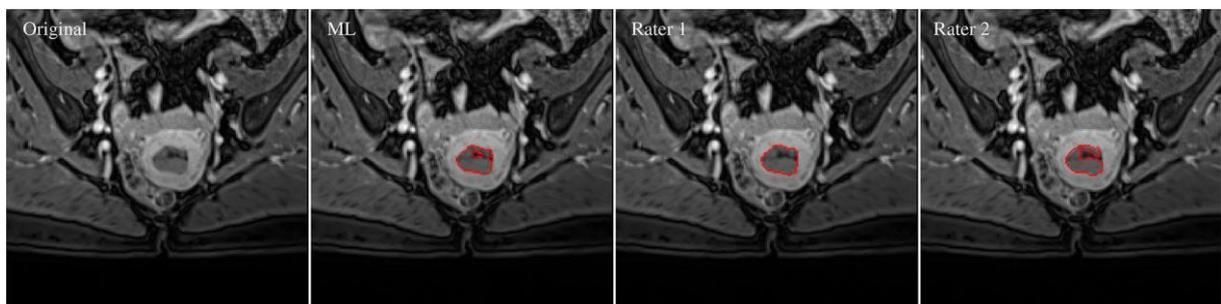


Figure III.11 : Contours tumoraux de l'apprentissage automatique et des deux évaluateurs (courbes rouges pleines). Les contours sont superposés à l'image VIBE. De gauche à droite : image VIBE originale, contours de ML, évaluateur 1 (R1) et évaluateur 2 (R2).

I. Median DSC, HD, and ASD					II. Statistical comparison	
Parameter	Subtype	A (R1 vs. R2)	B (R1 vs. ML)	C (R2 vs. ML)	A-B (p)	A-C (p)
DSC	All patients	0.89	0.84	0.77	0.05 (0.08)	0.12 (< 0.001)
	Endometroid	0.89	0.86	0.81	0.03 (0.12)	0.08 (< 0.001)
	Non-endometroid	0.90	0.52	0.48	0.38 (0.44)	0.41 (0.13)
HD (mm)	All patients	5.15	6.40	8.69	1.25 (0.60)	3.54 (0.0072)
	Endometroid	5.10	5.83	7.07	0.73 (0.93)	1.97 (< 0.001)
	Non-endometroid	3.46	9.43	10.0	5.97 (0.06)	6.54 (0.13)
ASD (mm)	All patients	0.42	1.08	1.43	0.66 (0.05)	1.00 (< 0.001)
	Endometroid	0.43	0.98	1.06	0.55 (0.11)	0.63 (0.005)
	Non-endometroid	0.40	6.10	6.09	5.70 (0.55)	5.68 (0.31)

Tableau III.4 : Résultats obtenus pour la segmentation du cancer de l'endomètre (tableau tiré de [24]).

III.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les méthodes les plus utilisées pour la détection du cancer de l'endomètre. Dans notre travail, nous nous intéressons aux techniques de classification automatique des images échographiques et histologiques pour la détection du cancer de l'utérus.

L'étude de l'état de l'art sur les systèmes assistés par ordinateur en imagerie, et l'exploration des différentes approches de détection et de segmentation nous ont permis de tirer plusieurs remarques :

- Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation.
- la modalité d'imagerie utilisée est importante pour la détection du cancer
- la fusion des informations contenues dans des modalités différentes et complémentaires est importante pour la bonne détection (multi-modalité)
- Il existe peu de travaux qui traitent le cancer de l'endomètre.
- Il n'existe pas de bases de données publiques (échographique et histologique) pour l'endomètre. Dans ces dernières années la communauté de chercheurs dans ce domaine essaie de combler cette lacune en construisant la seule base de données histologiques qui existe et invite les chercheurs à créer d'autres bases. En effet cette base d'images est en constante évolution.

Chapitre 4 :
Approche Proposée

IV.1 Introduction

Ce chapitre a pour but la description de la mise en œuvre de notre approche de détection de cancer de l'endomètre qui se base sur 5 étapes principales : Acquisition d'images, prétraitement des images, détection des Régions d'intérêts, Segmentation par croissance de régions, extraction et analyse de caractéristiques, classification à l'aide des CNNs.

IV.2 Méthodologie

Il existe plusieurs méthodes qui sont très largement utilisées pour la détection du cancer d'une manière générale mais très peu de méthodes sont spécifiques pour le cancer de l'endomètre. Le but de ce chapitre n'étant pas de d'écrire un catalogue détaillé de toutes les techniques mais de mettre un accent sur les méthodes utilisées dans notre approche pour la détection du cancer de l'endomètre à un stade précoce. L'approche proposée utilise un système CAD (**Computer Aided Diagnostics**) et est divisé en six étapes :

- ✓ **Etape 01** : Acquisition d'images
- ✓ **Etape 02** : Prétraitement des images
- ✓ **Etape 03** : Détection des régions d'intérêts
- ✓ **Etape 04** : Segmentation par croissance de régions
- ✓ **Etape 05** : Extraction et analyse des caractéristiques
- ✓ **Etape 06** : Classification à l'aide des CNN

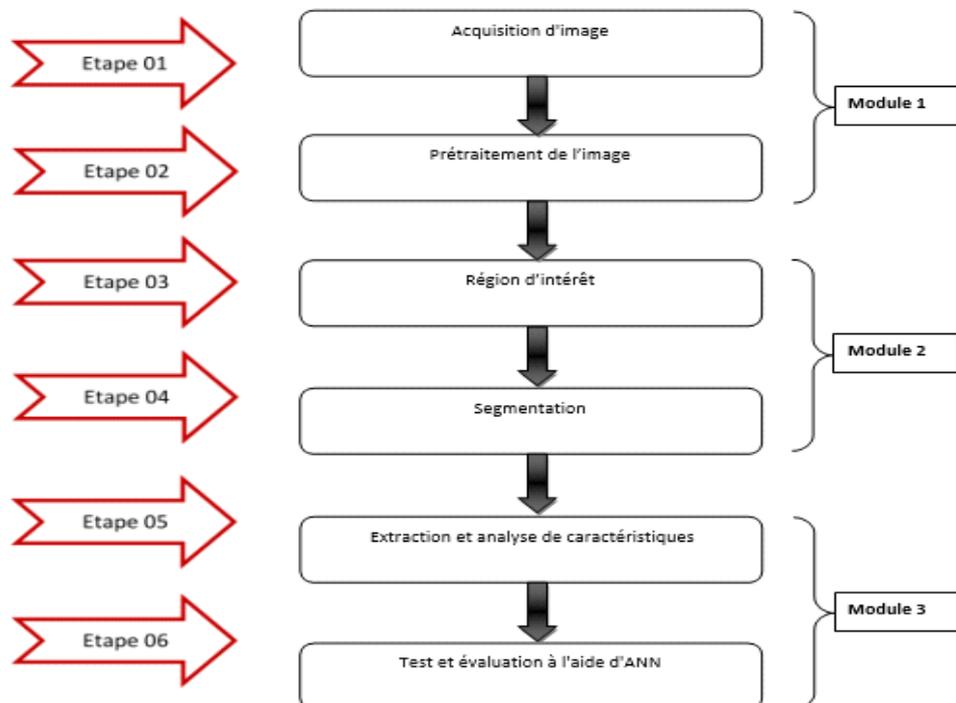


Figure IV.1 : Les étapes du système CAD proposé.

IV.2.1 Acquisition D'image

L'image médicale est une mesure spatiale d'une interaction entre une onde et de la matière. L'onde est émise par une source et reçue par un capteur. Par exemple dans le cas de l'échographie, l'ultrason, une onde acoustique, est émise et reçue par la sonde. L'interaction est la réflexion de l'ultrason sur la structure du corps.

Dans le cas de médecine, on utilise des imageurs IRM, TEP, scanner X, échographie Doppler, échographie, scintigraphie .

Dans le cas de traitement des maladies de l'utérus un autre type d'images est utilisé c'est les images des cellules (histologiques) appelées aussi les images de frottis cervicovaginal-utérin.

IV.2.2 Prétraitement de l'image

C'est l'opération ou l'ensemble d'opérations consistant à rendre des données brutes aptes à une analyse thématique. Ces opérations consistent, essentiellement, à effectuer des formatages, le délignage, des corrections géométriques, radiométriques, des échantillonnages [25].

Donc, le prétraitement consiste à améliorer l'image en termes de clarté, ou de contour, ou éliminer les informations indésirables (le bruit) sur les images.

Plusieurs filtres sont utilisés pour supprimer le bruit. Ces derniers transforment l'image de départ en une image filtrée, plus facile à analyser. Parmi ces filtres ont distingue : le filtre wiener, le filtre gaussien, le filtre moyennneur et le filtre médian.

IV.2.2.1 Filtre wiener

Le filtre de WIENER est un filtre linéaire souvent utilisé pour la réduction de bruit.

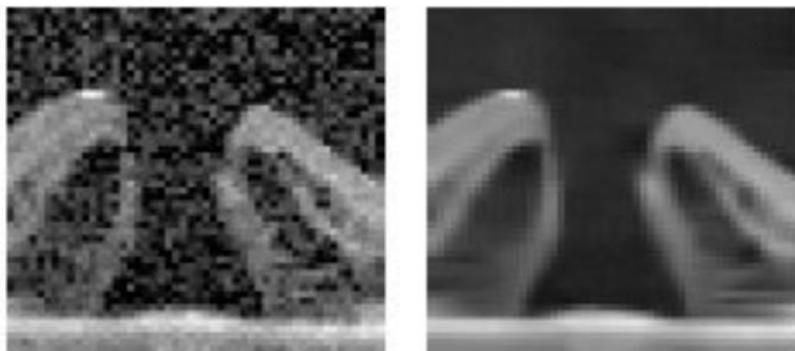


Figure IV.2: Résultat de l'application du filtre wiener sur une image.

IV.2.2.2 Filtre moyennneur

Il permet de lisser l'image (smoothing), il remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins et permet ainsi de réduire le bruit et les détails non-importants.

Cette famille de filtres permet de réduire le bruit dans l'image, ce qui rend les zones homogènes plus lisses. Par contre, les contours sont fortement dégradés, et les structures trop fines peuvent devenir moins visibles.

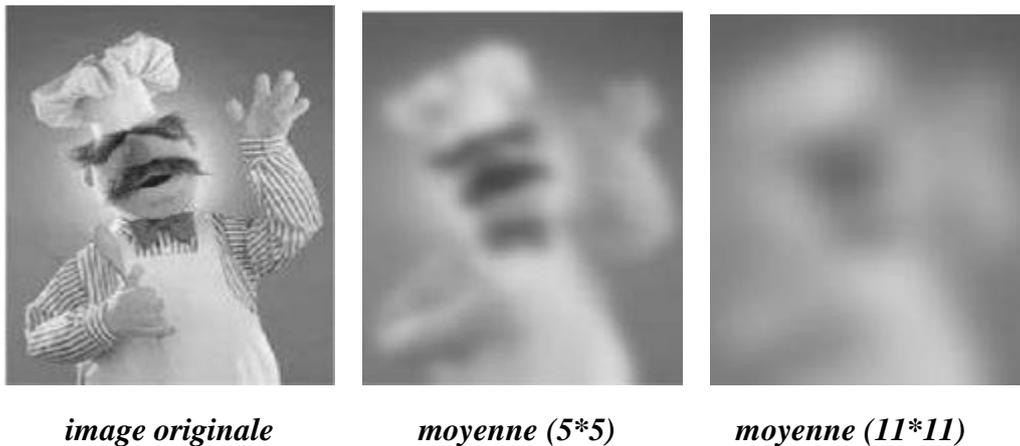


Figure IV.3: Résultat de l'application du filtre Moyenneur sur une image.

IV.2.2.3 Filtre gaussien

C'est un filtre qui utilise une fonction gaussienne. Le filtre gaussien donne généralement un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que le filtre de moyenne.

$$\text{Gaussienne}(x,y) = \exp(-\pi(x^2 + y^2)/\sigma^2)$$

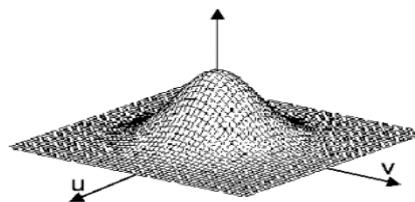


Figure IV.4: La Fonction gaussienne utilisée dans le filtre gaussien.

IV.2.2.4 Filtre médian

Est un filtre non-linéaire, statistique. Ce filtre permet souvent une meilleure préservation des détails utiles dans l'image comparé au filtre moyenneur. Il appartient à la classe des filtres de lissage à préservation de contour qui sont des filtres non linéaires, ces filtres lissent les données tout en conservant les détails. La médiane est juste la valeur médiane de toutes les valeurs des pixels dans le voisinage.

La médiane est un « indicateur central » plus fort que la moyenne. En particulier, la médiane est à peine affectée par un petit nombre de valeurs discordantes parmi les pixels du voisinage. Par conséquent, le filtrage médian est très efficace pour éliminer différents types de bruit.

Comme le filtre moyen, le filtre médian considère tour à tour chaque pixel de l'image et regarde ses voisins proches pour décider s'il est représentatif ou non de son environnement. Au lieu de simplement remplacer la valeur de pixel par la moyenne des valeurs des pixels voisins, il la remplace par la médiane de ces valeurs.

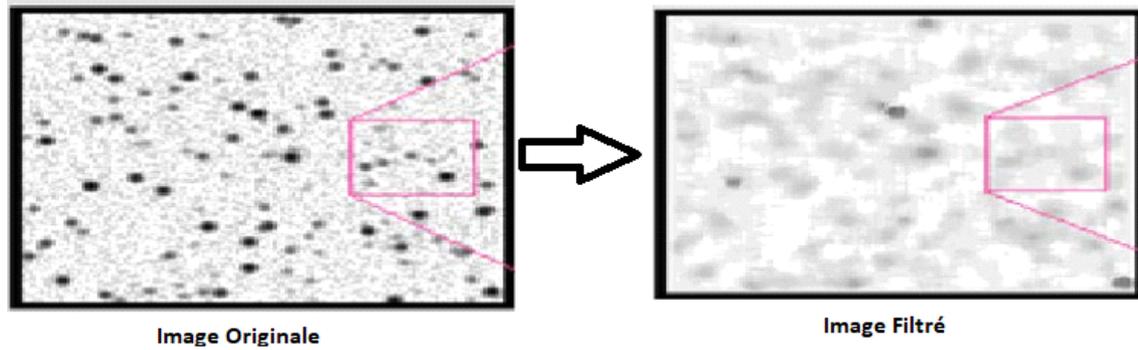


Figure IV.5 : Résultat de l'application du filtre médian sur une image.

IV.2.2.5 Filtre morphologique

La morphologie mathématique (MM) correspond à une technique non linéaire de traitement du signal, elle correspond initialement à une continuation des travaux de recherche sur la théorie des ensembles. L'idée générale est la comparaison locale des structures dans l'image avec un élément de référence appelé élément structurant (structure élémentaire qui va servir à analyser localement, par comparaison, les formes d'intérêt).

Ce filtrage non-linéaire fait appel à deux opérateurs de base (l'érosion et la dilatation) et à deux opérateurs complémentaires combinant les deux premiers (l'ouverture et la fermeture).

- ✓ **Érosion** : la forme rétrécit.
- ✓ **Dilatation** : la forme augmente.
- ✓ **Ouverture** : supprime les éléments fins.
- ✓ **Fermeture** : rassemble les éléments proches.

IV.2.2.5.1 La dilatation

Consiste à déplacer l'élément structurant sur chaque pixel de l'image, et à regarder si l'élément structurant touche la structure d'intérêt. Le résultat est une structure qui est plus grosse que la structure d'origine. En fonction de la taille de l'élément structurant, certaines particules peuvent se trouver connectées, et certains trous disparaissent. [26]

IV.2.2.5.2 L'érosion

On peut dire que l'érosion est l'opération inverse, qui est définie comme une dilatation du complémentaire de la structure. Cela comprend la recherche de tous les pixels à l'extérieur de la structure en contact avec l'élément de structure avec le pixel comme centre. Le résultat est une structure sur mesure. [27]

IV.2.2.5.3 L'ouverture

Définie comme une érosion suivie d'une dilatation, Cette opération supprime les éléments plus petits que l'élément structurant et laisse les autres presque inchangés.

IV.2.2.5.4 La fermeture

Définit comme une dilatation suivie d'une érosion. Cette opération bouche les trous plus petits que l'élément structurant et laisse le reste presque inchangé.

IV.2.2.5.5 Le gradient morphologique [4]

Est utilisé afin d'extraire le contour d'un objet dans une image.

Il existe 2 types de gradient morphologique :

- Le gradient par érosion : qui consiste à faire la différence entre l'image d'origine et l'image érodée.
- Le gradient par dilatation : qui consiste à faire la différence entre l'image dilatée et l'image d'origine.

Dans la pratique, on utilise le gradient symétrisé qui est la combinaison des 2 gradients morphologiques précédemment présentés pour faire un extracteur de contours [5].

IV.2.2.5.6 La ligne de partage des eaux (LPE)

Est un outil de segmentation produit par la morphologie mathématique, qui permet de diviser l'image en plusieurs régions selon la méthode du terrain : on cherche les régions séparées par les lignes de crête de l'image. [28]

L'algorithme s'applique aux images visualisées sous la forme d'une carte d'altitude. L'image est généralement une image de gradient, utilisée pour identifier les régions homogènes et hétérogènes du signal d'entrée. L'élévation du pixel est proportionnelle à l'hétérogénéité de la zone dans laquelle il se situe. Cette carte est inondée à partir de son minimum local, lorsque deux réservoirs se rencontrent, une ligne de partage des eaux est créée [29]

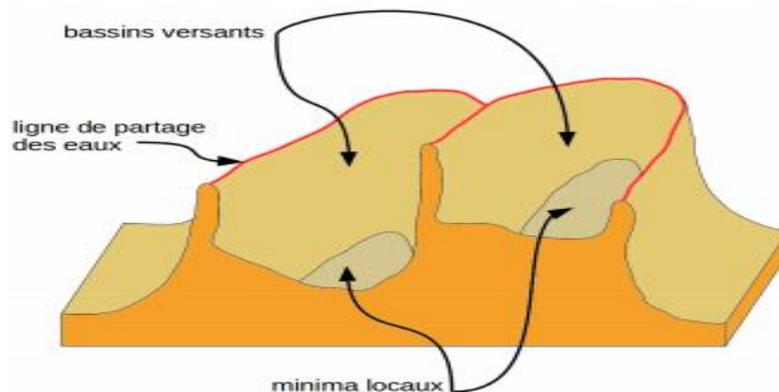


Figure IV.6: Ligne de partage des eaux LPE.

IV.3 La Segmentation

Segmenter une image signifie décrire son contenu d'une façon plus représentative et plus exploitable qu'un ensemble de points.

La segmentation est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la couleur, le niveau

de gris. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale. On regroupe généralement les algorithmes de segmentation en trois grandes classes :

- ✓ Segmentation basée pixels.
- ✓ Segmentation basée régions.
- ✓ Segmentation basée contours.

IV.3.1 Différentes approches de segmentation

Beaucoup de méthodes de segmentation sont basées sur deux propriétés de base des pixels par rapport à leur voisinage local : discontinuité et similitude. La discontinuité de pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche contours, tandis que la similitude de pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche région. Dans la première approche, on s'intéresse aux frontières des régions et dans la deuxième on s'intéresse au contenu des régions.[30]

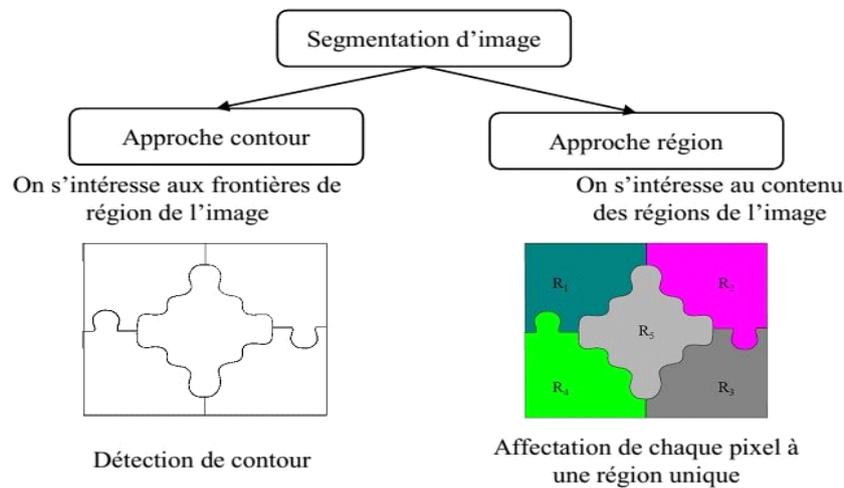


Figure IV.7: Les deux principales approches de segmentation.

IV.3.1.1 Approches contour

L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément du contour est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents.[31]

Le processus classique de détecteur de contours suit les étapes suivantes : [32]

- ✓ La mise en évidence des contours.
- ✓ La réduction des contours.
- ✓ La binarisation des contours.
- ✓ La description des contours.

IV.3.1.2 Approches région

Consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions. Ces régions doivent coller le mieux possible avec les objets de l'image concernée.

Les méthodes de cette approche s'intéressent au contenu de la région (des informations locales ou globales). Elles regroupent les pixels vérifiant des propriétés communes (niveau de gris, écart-type, homogénéité . . .). Il existe plusieurs méthodes :

- ✓ Segmentation par fusion de régions.
- ✓ Segmentation par division de régions.
- ✓ Segmentation par division-fusion.
- ✓ Segmentation par croissance de régions « Région Growing ».

La croissance de régions est le processus de regroupement de pixels voisins ou d'un ensemble de pixels de propriétés similaires dans des régions plus grandes. L'approche la plus courante pour y parvenir est par pixel.

IV.3.2 Segmentation par croissance de régions (Region growing)

Cette méthode consiste à partir de germes (un germe correspond à un pixel de l'image) qui grossissent par agglomération des pixels voisins dès qu'ils vérifient les prédicats posés (par exemple, fixation d'une valeur seuil maximale du contraste, de l'entropie ou de l'écart-type des intensités des pixels) pour former les régions homogènes de l'image. La croissance s'interrompt dès qu'il n'est plus possible d'ajouter de pixels à une région connexe. Ainsi, on obtient l'image partitionnée en plusieurs régions (*Figure IV.8*).

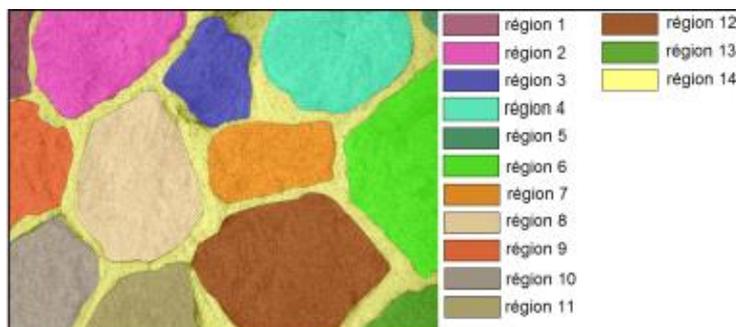


Figure IV.8: Exemple de résultat de segmentation par croissance de régions.

IV.4 Détermination des régions d'intérêt (ROI : Region of interest)

La région d'intérêt est la partie de l'image qui est plus importante que les autres parties et qui regroupe généralement les zones qui sont suspects d'être des zones tumorales.

La segmentation des images tient une place importante dans le processus de détermination des ROIs, et les performances de l'algorithme de segmentation influencent directement l'efficacité des résultats d'extraction du ROI.

IV.5 Extraction des caractéristiques

L'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et

qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

Les caractéristiques qui peuvent être utilisées sont les suivantes:

La moyenne :

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (\text{IV.1})$$

L'écart type :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p(i, j) - \mu)^2} \quad (\text{IV.2})$$

La superficie, les pixels blancs, et l'entropie.

IV.6 Classification avec les réseaux de neurones

La classification est l'une des tâches de prise de décision les plus fréquentes de l'activité humaine. Un problème de classification se produit lorsqu'un objet doit être affecté à un groupe ou une classe prédéfinie en fonction d'un nombre d'attributs observés liés à cet objet. Afin de trouver une solution à ce problème, des chercheurs dans différents domaines ont eu recours aux réseaux de neurones.

De nombreuses études ont permis d'effectuer plusieurs comparaisons de performances entre classificateurs neuronaux et classificateurs classiques. D'après ces références, les classificateurs basés sur les réseaux de neurones ont donné des résultats prometteurs dans la classification et la reconnaissance. C'est pour cela que les chercheurs les ont appliqués avec succès à diverses tâches de classification du monde réel dans les domaines de l'industrie, des affaires et de la science.

IV.6.1 Intelligence artificiel

Est un domaine de l'informatique qui met l'accent sur la création de machines intelligentes qui fonctionnent et réagissent comme les humains [33], il englobe l'apprentissage automatique et l'apprentissage en profondeur, mais qui comprend également beaucoup plus d'approches qui n'impliquent aucun apprentissage.

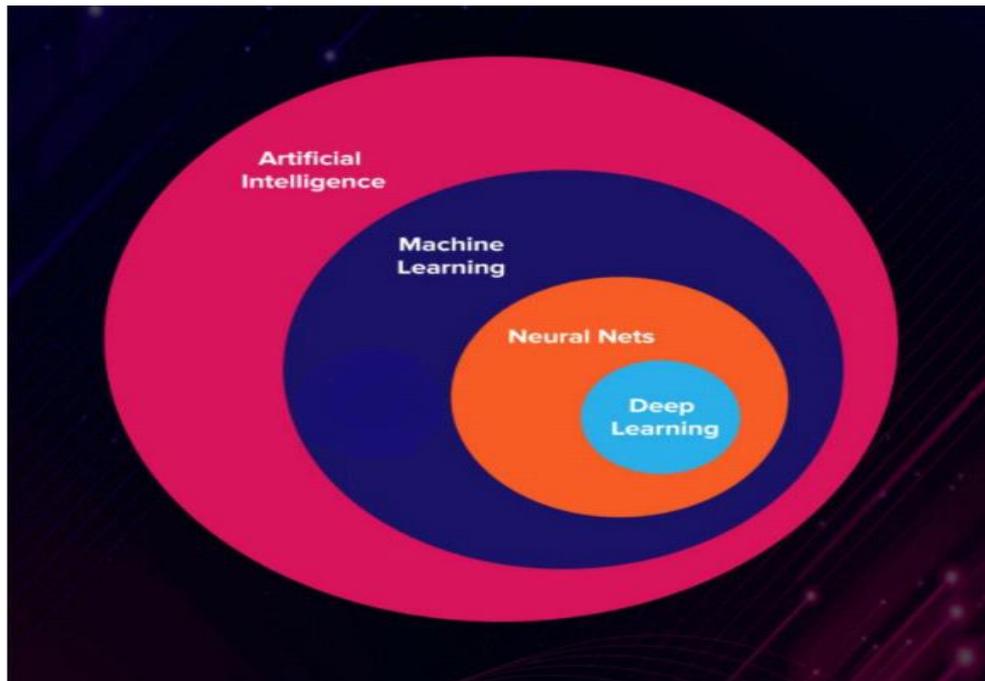


Figure IV.9: L'intelligence artificielle.

IV.6.2 Apprentissage automatique (Machine Learning)

Est un domaine de recherche en informatique qui traite des méthodes d'identification et de mise en œuvre de systèmes et d'algorithmes par lesquels un ordinateur peut apprendre, ce domaine a souvent été associé à l'intelligence artificielle et plus spécifiquement à l'intelligence computationnelle.

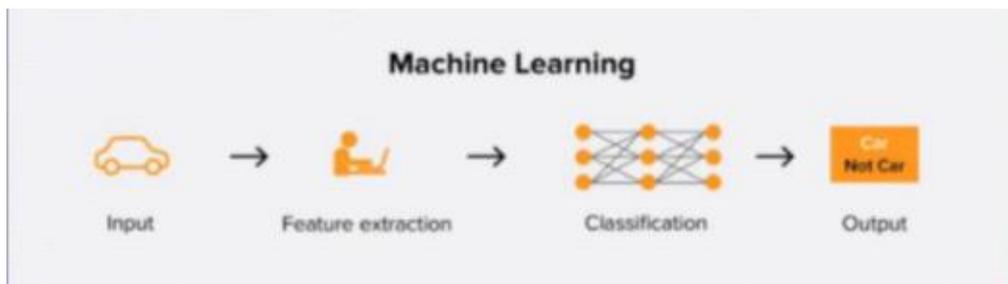


Figure IV.10: Machine Learning.

IV.6.3 Réseau de neurones (Neural Network)

IV.6.3.1 Les neurones

Sont considérés comme le support physique de l'intelligence. Les réseaux de neurones artificiels, pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui permettent, de former des fonctions complexes très utiles.

IV.6.3.2 Le neurone biologique

Est composé de trois parties principales :

- ✓ Le corps cellulaire composé du centre de contrôle traitant les informations reçues par les dendrites.
- ✓ Les dendrites sont les principaux fils conducteurs par lesquels transitent l'information venue de l'extérieur.
- ✓ L'axone est le fil conducteur qui conduit le signal de sortie du corps cellulaire vers d'autres neurones.

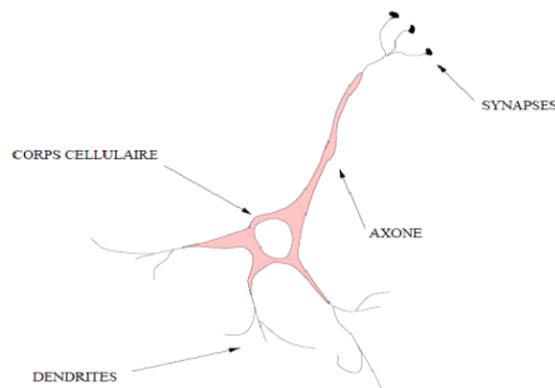


Figure IV.11: Le neurone biologique et ses principaux composants.

IV.6.3.3 Le neurone artificiel

Est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amonts. A chacune de ces entrées est associé un poids w abréviation de *weight* (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associé un poids.

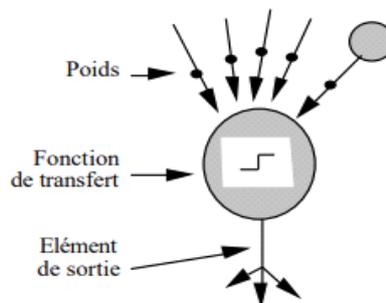


Figure IV.12: Le Neurone artificiel.

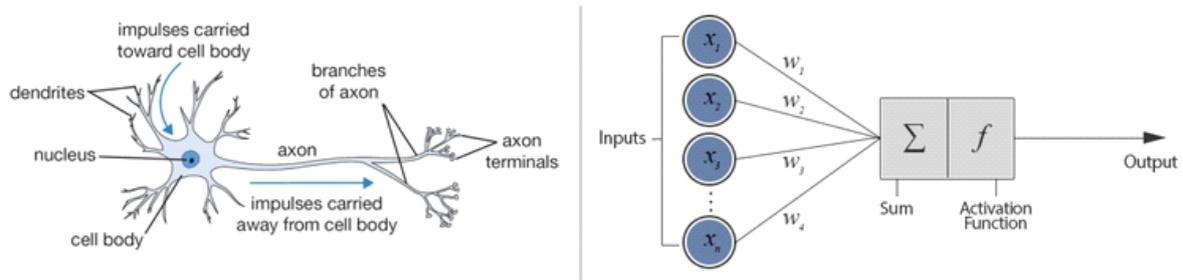


Figure IV.13: La différence entre un neurone artificiel et biologique.

IV.6.3.4 Les réseaux de neurones (Neural Networks)

Est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique les plus populaires à l'heure actuelle. Au fil du temps, il a été prouvé de manière décisive que les réseaux de neurones surpassent les autres algorithmes en termes de précision et de rapidité. Avec diverses variantes telles que CNN (Réseaux de Neurones Convolutionnels (abrégié en CNN)), RNN (Réseaux de Neurones Récurrents), Auto-Encodeurs, etc..., les réseaux de neurones deviennent peu à peu pour les scientifiques ou les praticiens de l'apprentissage automatique, ce que la régression linéaire était pour les statisticiens.

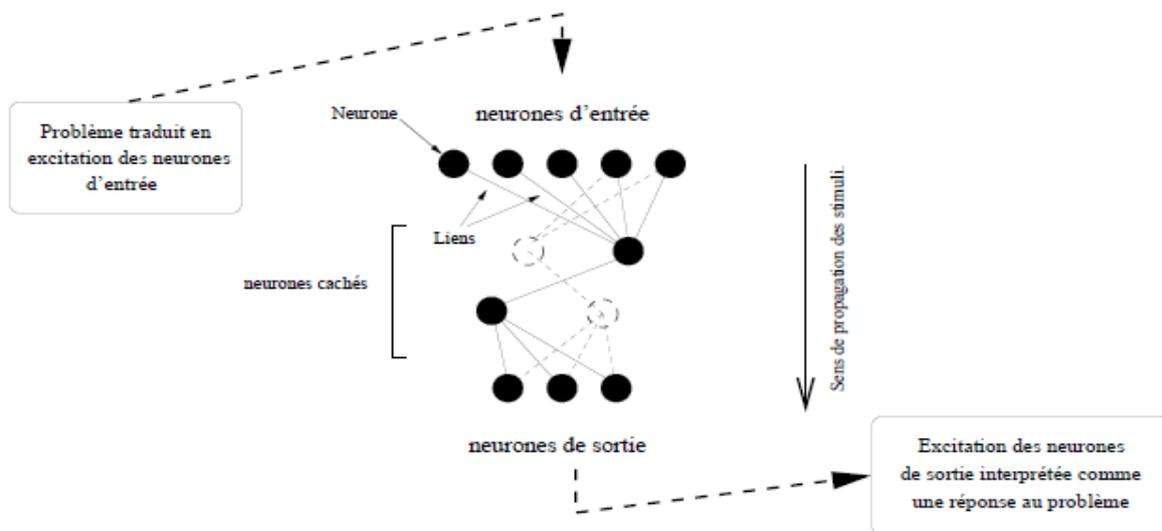


Figure IV.14: Schéma général d'un réseau de neurones.

IV.6.4 l'apprentissage profond (Dee Learning)

C'est une technique d'apprentissage basée sur les réseaux de neurones artificiels, permettant à un programme, par exemple, de reconnaître le contenu d'une image ou de comprendre le langage parlé. Il est taillé pour gérer de larges quantités de données en ajoutant des couches au réseau.

Un modèle de deep Learning a la capacité d'extraire des caractéristiques à partir des données brutes grâce aux multiples couches de traitement composées de multiples transformations linéaires et non linéaires et apprendre sur ces caractéristiques à travers chaque couche avec une intervention humaine. Les algorithmes permettent de propager les données de la couche d'entrée vers la couche de sortie. [34]

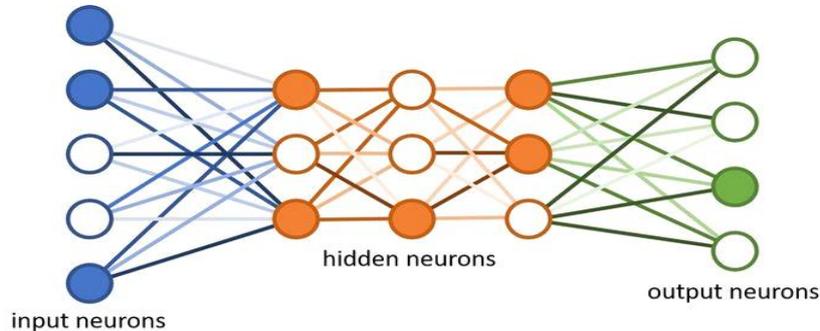


Figure IV.15: Schéma d'un réseau de neurone profond.

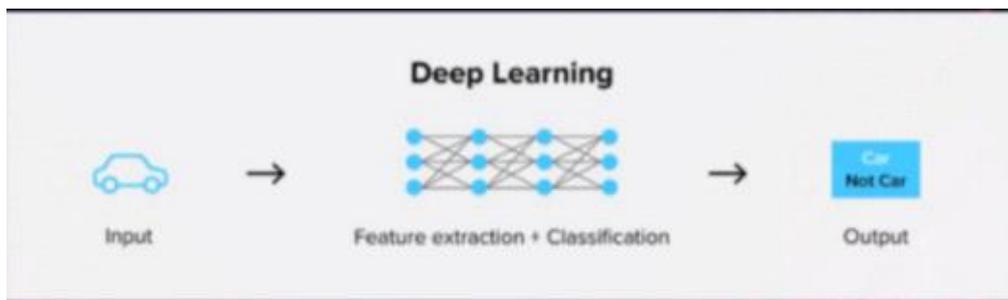


Figure IV.16: Exemple d'application d'un réseau de neurone profond.

IV.6.4.1 Fonctionnement du deep learning

Les neurones sont divisés en trois types de couches différents :

- 1. Couche d'entrée :** Reçoit les données d'entrée et transmet l'entrée à la première couche cachée.
- 2. Couche cachée :** Effectue des calculs mathématiques sur l'entrée. Un des défis du réseau de neurones est de déterminer le nombre de couches cachées approprié, et Le nombre de neurones dans chaque couche.
- 3. Couche de sortie :** renvoie les données de sortie. Chaque connexion entre neurones est associée à un poids. Ce poids détermine la valeur d'entrée. Le poids initial est défini aléatoirement.

Chaque neurone a une fonction d'activation. Ces fonctions sont difficiles à comprendre sans raisonnement mathématique.

En termes simples, l'un de ses objectifs est de « normaliser » la sortie du neurone. Une fois qu'un ensemble de données d'entrée est passé à travers toutes les couches du réseau neuronal, il renvoie les données de sortie via la couche de sortie. [35]

Pour former un réseau neuronal il faut :

- ✓ Un grand ensemble de données.
- ✓ Une puissance de calcul.

Pour former un réseau de neurone, on lui donne les informations de l'ensemble de données et on compare ses résultats avec les résultats désirés. Tant que le réseau n'est toujours pas entraîné, ses sorties seront fausses.

Une fois que l'ensemble des données est parcouru, on peut créer une fonction qui montre à quel point les sorties du réseau étaient erronées par rapport aux sorties réelles. Cette fonction s'appelle la fonction de coût. Si le résultat de cette fonction est nulle alors c'est à ce moment que les sorties sont identiques aux sorties du jeu de données.

IV.7 Réseau de neurones convolutifs (Convolution Neural Network ou CNN)

Le réseau de neurones convolutifs (CNN) est une technique puissante d'apprentissage automatique héritée du domaine de l'apprentissage en profondeur. Les CNN sont formés à l'aide de vastes collections d'images diverses. À partir de ces grandes collections, les CNNs peuvent apprendre de riches représentations de fonctionnalités pour un large éventail d'images. Ces représentations de caractéristiques surpassent souvent les caractéristiques artisanales telles que HOG, LBP ou SURF.

Un réseau de neurones artificiels est un réseau acyclique, dans lequel la connexion entre les neurones est inspirée par le cortex animal de la vision. Les neurones de cette région du cerveau sont arrangés de sorte qu'ils correspondent à des régions qui se chevauchent lors du pavage du champ visuel, leur fonctionnement s'inspire des processus biologiques, Ils sont composés de perceptrons multicouches dont le but est de prétraiter une petite quantité d'informations. [36]

Les réseaux de neurones convolutifs sont largement utilisés dans les systèmes de reconnaissance et de traitement d'images et de vidéos. [37]

IV.7.1 Architecture globale des CNNs

Les CNN sont composés de trois types de couches : des couches convolutives, des couches de regroupement (aussi appelées max-pooling) et des couches entièrement connectées (fully-connected layers) (voir figure IV.17).

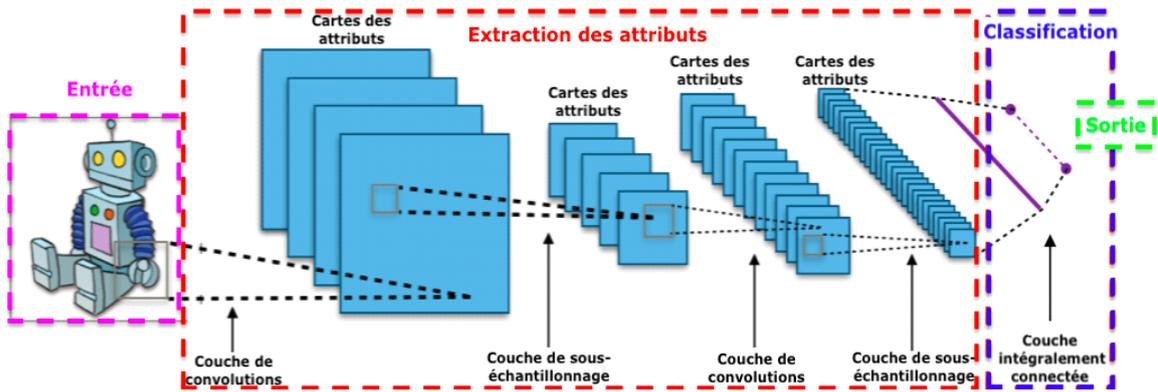


Figure IV.17 : L'architecture générale des CNN.

IV.7.1.1 Couche convolutive

Le rôle de cette première couche est d'analyser les images fournies en entrée et de détecter la présence d'un ensemble de caractéristiques (features). On obtient en sortie de cette couche un ensemble de cartes de caractéristiques (features maps). [38]

IV.7.1.2 Couche de pooling

La couche de pooling est une opération généralement appliquée entre deux couches de convolution. Celle-ci reçoit en entrée les features maps obtenues de la couche de convolution et son rôle est de réduire la taille des images, tout en préservant leurs caractéristiques les plus essentielles. Parmi les plus utilisés, on retrouve le *max-pooling* et l'*average-pooling* dont l'opération consiste à conserver à chaque pas la valeur maximale et moyenne de la fenêtre de filtre respectivement. On obtient en sortie de cette couche de pooling le même nombre de features maps qu'en entrée mais considérablement compressées. [38]

IV.7.1.3 Couche complètement connectée (Fully connected layer)

Ces couches sont placées en fin de l'architecture de CNN et sont entièrement connectées à tous les neurones de sorties (d'où le terme fully-connected). Après avoir reçu un vecteur en entrée, cette couche applique successivement une combinaison linéaire puis une fonction d'activation dans le but final est de classifier l'image d'entrée, elle renvoie enfin en sortie un vecteur de taille correspondant au nombre de classes dans lequel chaque composante représente la probabilité pour l'image d'entrée d'appartenir à une classe. [38]

IV.7.1.4 Couche de correction (ReLU: Rectified Linear Units)

C'est une couche pour améliorer l'efficacité du traitement en intercalant entre les couches de traitement une couche qui va opérer une fonction mathématique (fonction d'activation) sur les signaux de sortie. La fonction ReLu (Rectified Linear Units):

$$F(x) = \max(0, x) \quad (\text{IV.3})$$

Cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives. [39][40]

IV.8 De CNN en général à AlexNet

Le jeu de données utilisé dans AlexNet « ImageNet » est un ensemble de données de plus de 15 millions d'images de haute résolution étiquetées, appartenant à environ 22 000 catégories.

Dans le défi de reconnaissance visuelle à grande échelle ImageNet (*ILSVRC*), auquel AlexNet a participé, un sous-ensemble d'*ImageNet* est utilisé, qui comprend environ 1000 images dans chacune des 1000 catégories. Il existe environ 1,2 million d'images de formation, 50 000 images de validation et 150 000 images de test.

Comment l'ensemble de données est-il pré-entraîné ?

L'ensemble de données d'*ImageNet* a des résolutions variables tandis qu'AlexNet requiert une « dimensionnalité d'entrée constante ». Par conséquent, les images sont réduites à une résolution fixe de $256 * 256$. En outre, les chercheurs d'AlexNet ont soustrait l'activité moyenne sur l'ensemble d'images d'entraînement de chaque pixel. Il s'agit de normaliser le pixel afin que ces pixels soient sur la même plage.

IV.8.1 L'architecture d'AlexNet

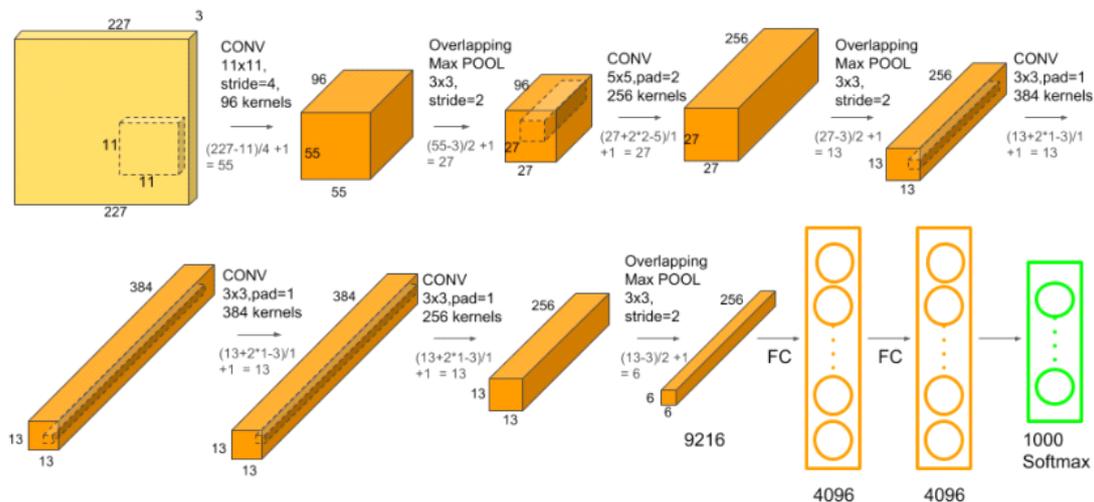


Figure IV.18 : Architecture d'AlexNet.

- ❖ 1^{ère} couche convolutive : cette couche filtre l'image d'entrée ($224 * 224 * 3$) avec 96 noyaux de taille $11 * 11 * 3$.
- ❖ 2^{ème} Couche convolutive : cette couche filtre la sortie de la 1^{ère} couche convolutive qui est normalisée localement en réponse et regroupée avec 256 noyaux de taille $5 * 5 * 96$.
- ❖ 3^{ème} Couche convolutive : pas de normalisation et de regroupement de la réponse locale. Il existe 384 noyaux de taille $3 * 3 * 256$.
- ❖ 4^{ème} couche convolutive : pas de normalisation et de regroupement de la réponse locale. Il existe 384 noyaux de taille $3 * 3 * 384$.
- ❖ 5^{ème} couche convolutive : dans cette couche, la sortie sera mise en commun. Il existe 256 noyaux de taille $3 * 3 * 384$.
- ❖ 1^{ère}, 2^{ème} couche entièrement connectée : chacune contient 4096 neurones.

- ❖ 3^{ème} couche entièrement connectée : c'est la couche de sortie « alimentée à un soft max 1000 voies qui produit une distribution sur les 1000 étiquettes de classe ». [41]

IV.9 Transférer l'apprentissage à l'aide d'AlexNet

L'apprentissage par transfert de connaissance est couramment utilisé dans les applications d'apprentissage en profondeur.

On peut prendre un réseau pré-entraîné et l'utiliser comme point de départ pour apprendre une nouvelle tâche. Le réglage fin d'un réseau avec l'apprentissage par transfert est généralement beaucoup plus rapide et plus facile que la formation d'un réseau avec des poids initialisés de manière aléatoire à partir de zéro.

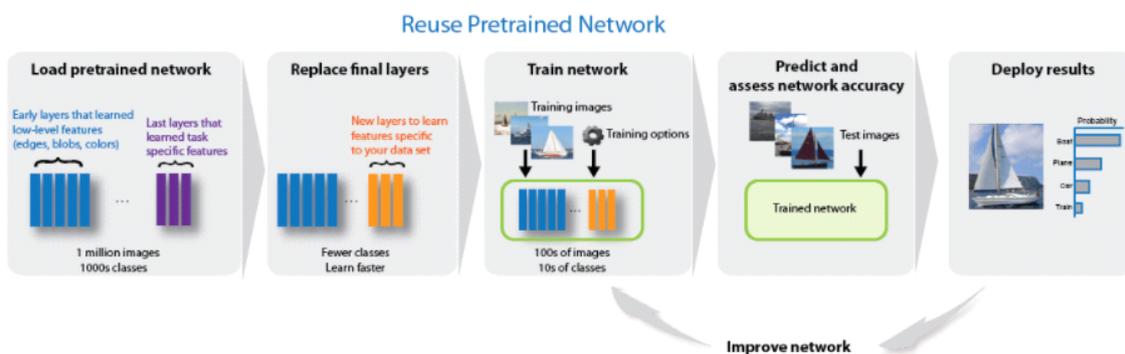


Figure IV.19 : La réutilisation d'un réseau pré-entraîné.

La première couche, la couche d'entrée, nécessite des images de taille $227 \times 227 \times 3$, où 3 est le nombre de canaux de couleur.

Remplacement des couches finales :

- ✓ Les trois dernières couches du réseau pré-entraîné sont configurées pour 1000 classes. Ces trois couches doivent être affinées pour le nouveau problème de classification.
- ✓ Extraire toutes les couches, à l'exception des trois dernières, du réseau pré-entraîné [42]

IV.10 Overfitting et Underfitting

Overfitting (sur-apprentissage): un modèle trop spécialisé sur les données du Training Set et qui se généralise mal, quand un tel événement se produit, le modèle prédictif pourra donner de très bonnes prédictions sur les données du Training Set (les données qu'il a déjà "vues" et auxquelles il s'y est adapté), mais il prédira mal sur des données qu'il n'a pas encore vues lors de sa phase d'apprentissage.

On dit que la fonction prédictive se généralise mal, et que le modèle souffre d'Overfitting.

Underfitting (sous-apprentissage) : sous entend que le modèle prédictif généré lors de la phase d'apprentissage, s'adapte mal au Training Set. C'est-à-dire qu'un modèle généraliste incapable de fournir des prédictions précises. Le terme Bias sous-entend que le modèle présuppose une hypothèse forte lors de sa modélisation. [43].

AlexNet a également introduit des méthodes innovantes pour réduire le sur-apprentissage (Overfitting) dans son modèle.

Le premier moyen consistait à augmenter les données, où ils agrandissaient artificiellement l'ensemble de données à l'aide d'une transformation préservant les étiquettes, cela comprenait la génération de traductions d'images et de réflexions horizontales en extrayant des patches aléatoires de 224x224 et en entraînant le réseau sur ces patches, et en modifiant les intensités des canaux RVB dans les images d'apprentissage à l'aide de la PCA.

La deuxième méthode pour réduire le sur-apprentissage était le "dropout", où les neurones qui ne contribuent pas à la passe d'action directe et ne participent pas à la rétro-propagation sont abandonnés. Cela réduit les co-adaptations complexes des neurones et oblige le modèle à apprendre des caractéristiques plus robustes.

IV.11 Conclusion

L'imagerie médicale est une des pratiques centrales dans le diagnostic de tout type de cancer. Les données et les informations issues des systèmes d'imagerie actuels représentent une source non négligeable de données cliniques, avec un grand nombre de biomarqueurs utiles pour estimer l'évolution d'une pathologie.

En se basant sur quelques techniques proposées dans ce chapitre nous allons réaliser notre système pour la détection précoce de l'endomètre. En particulier nous allons utiliser les techniques de filtrage et de segmentation et à la fin une classification par CNN. Pour les types d'images, nous allons travailler sur les images échographiques et histologiques car ces dernières sont largement utilisées en routine clinique pour la détection du cancer de l'endomètre.

Chapitre 5 :

Implémentation et réalisation

V.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de détailler les différentes phases d'implémentation, de présenter le logiciel développé et de présenter et discuter les résultats obtenus. Nous avons mis en œuvre deux approches pour atteindre notre objectif qui est la détection du cancer de l'endomètre, dans la première approche nous avons développé une application qui traite les images échographiques d'endomètre par plusieurs techniques de traitement d'images que nous les présenterons par la suite, la deuxième approche concerne les images échographiques et histologiques. Les systèmes développés dans nos approches facilitent la détection de la tumeur d'endomètre et permettent d'extraire les caractéristiques de cette pathologie, de plus nous avons utilisé la classification à l'aide des CNNs (Deep Learning). Nous avons réalisé trois modèles différents des CNNs, le premier modèle est spécifique aux images échographiques, le deuxième pour les images histologiques et le troisième est général permet de traiter les deux types d'images.

Comme évoqué dans le paragraphe précédent, nous avons utilisé deux types d'images : les images échographiques et les images histologiques (cellulaires), ces deux types d'images sont complémentaires et nécessaires pour la détection du cancer de l'endomètre.

V.2 Présentation des outils de développement

V.2.1 Langage de programmation

Notre application a été développée en utilisant le langage de programmation Matlab de version R2018a R2015a.

V.2.1.1 Définition de MATLAB

MATLAB (MATrix LABoratory) est un langage de script² émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société *The Math Works*, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran.

V.2.1.2 L'outil Guide (GUI)

MATLAB possède un outil dédié à la création des interfaces graphiques appelé GUIDE (pour Graphical User Interface Développement Environnement). Cet outil permet au programmeur de créer l'interface GUI, en sélectionnant et en ajustant les éléments à y placer. Il s'ouvre en tapant guide dans la fenêtre de commandes de MATLAB.

V.3 Les bases de données utilisées

V.3.1 La base de données échographiques

Pour les images échographiques il n'existe pas une base de données publique disponible, nous nous sommes débrouillés pour construire la notre en utilisant les données web et les données collectées des hôpitaux et fournies par des médecins. Cela nous a permis de collecter un bon ensemble d'images pour le traitement.

- ✚ Nous avons utilisé :
 - ✓ 201 images pour le cas d'endomètre sain.
 - ✓ 201 images pour le cas d'endomètre malade.

V.3.2 La base de données histologiques

Les images histologiques, sont des images de cellules obtenues par frottis utérin mises sous microscope. Ces images sont colorées et permettent de donner plusieurs informations sur l'état de l'utérus.

L'examen histologique des prélèvements biopsiques est un examen fondamental dans le dépistage du cancer de l'endomètre permettant la découverte de cellules suspectes, dysplasiques, et des cellules tumorales.

- ✚ Pour les images histologiques Il existe quatre types généraux de tissu endométrial, à savoir
 - ✓ L'endomètre normal (NE) au sein d'un cycle menstruel régulier.
 - ✓ Le polype endométrial (EP).
 - ✓ L'hyperplasie endométrial (EH).
 - ✓ L'adénocarcinome endométrial (EA).
- ✚ Dans cet ensemble de données :
 - ✓ La classe générale de l'endomètre normal (NE) comprend trois sous-types définis par les phases du cycle menstruel, à savoir la phase lutéale, la phase menstruelle et la phase folliculaire.
 - ✓ La classe générale de l'hyperplasie de l'endomètre (EH) a deux sous-types, à savoir « Simple » abréviation d'hyperplasie simple sans atypie et « Complexe » abréviation d'hyperplasie complexe sans atypie.
 - ✓ Le tableau V.1 présente les informations concernant les images histologiques utilisées.
 - ✓ Chaque type de donnée est décomposé en deux ensembles : 70% pour l'apprentissage et 30% pour le teste.

Les différentes classes	Sous-classes	N° images
Endomètre normal (NE)	Phase lutéale	600
	phase menstruelle	21
	phase folliculaire	712
Polype endométrial (EP)	-	636
Adénocarcinome de l'endomètre (EH)		516
hyperplasie de l'endomètre (EA)	Simple	282
	Complexe	535
Totale		3302

Tableau V.1: Informations sur la base de données histologiques et les différentes classes de l'endomètre.

V.4 Approche semi-automatique pour la détection du cancer de l'endomètre sur les images échographiques

Pour mieux comprendre le fonctionnement de l'application, les figures qui suivent décrivent la chronologie des principales fonctionnalités de l'application.

La Figure V.2 présente les 5 étapes de notre système :

- ✓ Acquisition des images échographiques.
- ✓ Le filtrage des images échographiques : Dans le but d'amélioration de la qualité d'images et pour cela nous avons testé plusieurs filtres comme le filtre médian, le filtre moyenneur, le filtre de wiener et le filtre morphologique. Les résultats de ses filtres sont présentés dans la Figure V.1. Et nous avons choisi à la fin le filtre médian et le filtre wiener pour faire le filtrage à cause de leurs qualités de résultats.

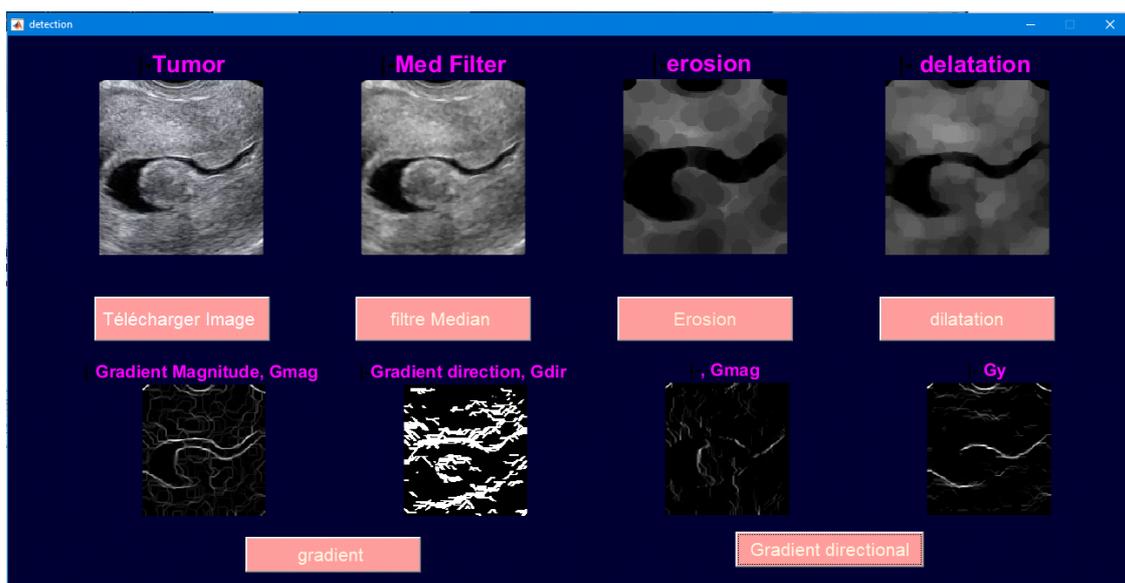


Figure V.1 : Le filtrage des images échographiques.

- ✓ La segmentation par deux méthodes : la méthode de croissance de région et de détection de contours. cette étape nous permet de détecter la région d'intérêt "ROI"
- ✓ Le calcul des caractéristiques de la région d'intérêt : Pour cela nous avons choisis 5 caractéristiques : la superficie, le nombre de pixels blancs, l'entropie, la moyenne, et l'écart-Type.

A la fin de toutes ces étapes notre application se présente comme est montrée dans la Figure V.2.

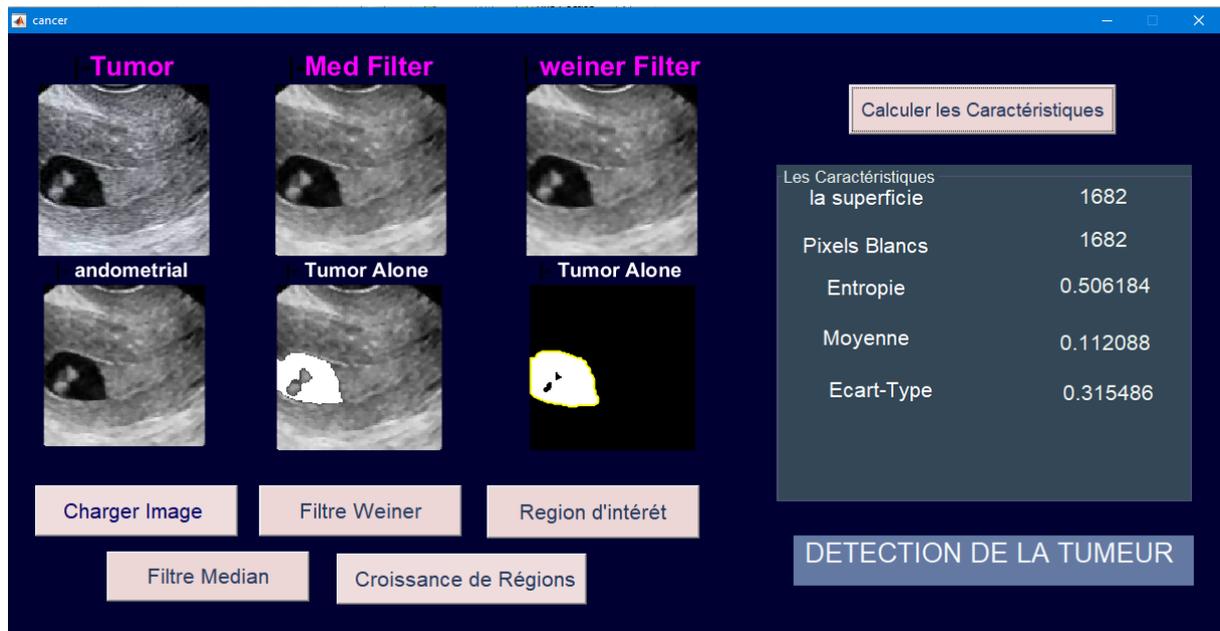


Figure V.2 : Les caractéristiques de la région d'intérêt.

V.5 Approche de classification

Toujours dans le cadre de la détection du cancer de l'endomètre nous avons utilisé une autre méthode basée sur le deep Learning CNN.

V.5.1 Architectures de nos réseaux

Nous avons créé trois modèles avec différentes architectures. Dans ce qui suit nous présenterons leurs différentes architectures sachant que le premier modèle est spécifique pour les images échographiques, le deuxième pour les images histologiques et le troisième un modèle général pour les deux types d'images.

V.5.1.1 Architecture du modèle 01

Le premier modèle que nous présentons dans les figures V.3 et V.4 est un modèle composé de 5 couches de convolutions, une couche de max-pooling et 1 couche de fully connected

layers et une couche de drop out. Ce modèle permet de reconnaître deux catégories d'images échographiques : saine et malade.

- ✓ Nous utilisons des images de tailles 100*100 qui sont présentées aux entrées du modèle.
- ✓ la première couche de convolution avec 8 filtres de taille 3*3 suivie par une couche de normalisation pour accélérer l'entraînement du réseau et réduire sa sensibilité à l'initialisation.
- ✓ Nous avons répété ce qui précède 3 fois, mais avec une taille de filtres de convolution différente : une taille de 3x3x10, une taille de 3x3x16, et une taille de 3x3x32.
- ✓ En suite nous avons appliqué le *Max-pooling* pour réduire la taille de l'image et des paramètres et nous avons rajouté une couche de convolution de 32 filtres de taille 3*3 puis nous arrivons à la couches de fully connected layers.
- ✓ La dernière couche est un *softmax* qui permet de calculer la distribution de probabilité des classes utilisées.

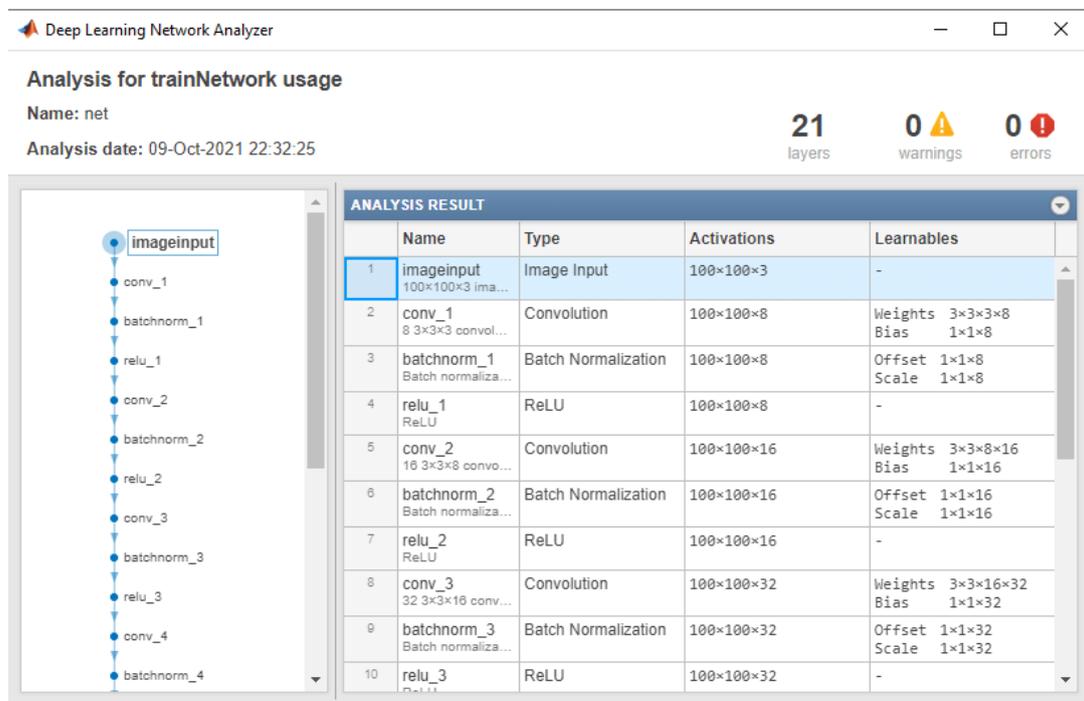


Figure V.3 : Architecture du modèle 01.

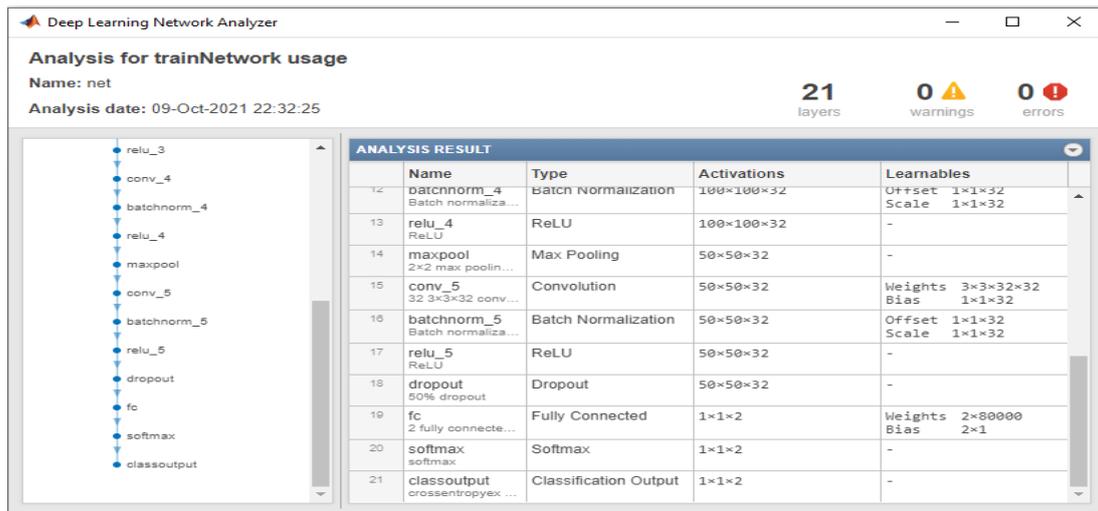


Figure V.4 : Suite de l'architecture du modèle 01.

V.5.1.2 Architecture du modèle 02

Le 2^{ième} modèle est appliqué aux images histologiques. Il est composé de 5 couches de convolutions, 4 couches de max-pooling et 1 couche de fully connected layers (Figures V.5 V.6 et V.7) et une couche de drop out. Ce modèle permet de reconnaître 5 catégories des images histologiques de l'endomètre : endomètre normal, polype, hyperplasie simple et complexe et l'adinoarcénome.

On commence tout d'abord par la lecture des images qui sont de tailles 200×200 passant à la première couche de convolution composée de 8 filtres de taille 3×3, suivie de la couche de normalisation pour accélérer l'entraînement du réseau et pour réduire sa sensibilité à l'initialisation puis on a répété ce qui précède 3 fois, mais avec des filtres de différente taille : le premier est de taille 3×3×16, le deuxième est de taille 3×3×32, séparé par plusieurs *max-pooling* pour réduire la taille de l'image et des paramètres, en suite nous avons rajouté une couche de convolution de 32 filtres de taille 3×3 puis, une couche de drop out et une couche de fully connected layers et la dernière couche est un *softmax* qui permet de calculer la distribution de probabilité des classes utilisées.

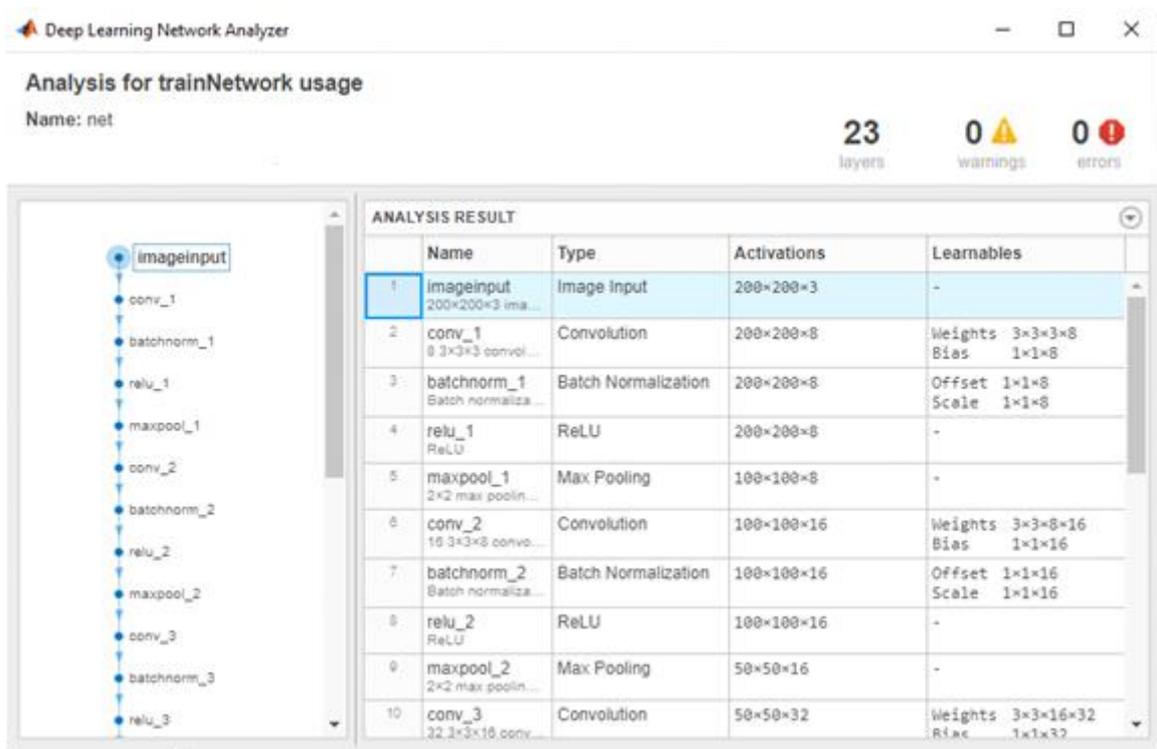


Figure V.5 : Architecture du modèle 02.

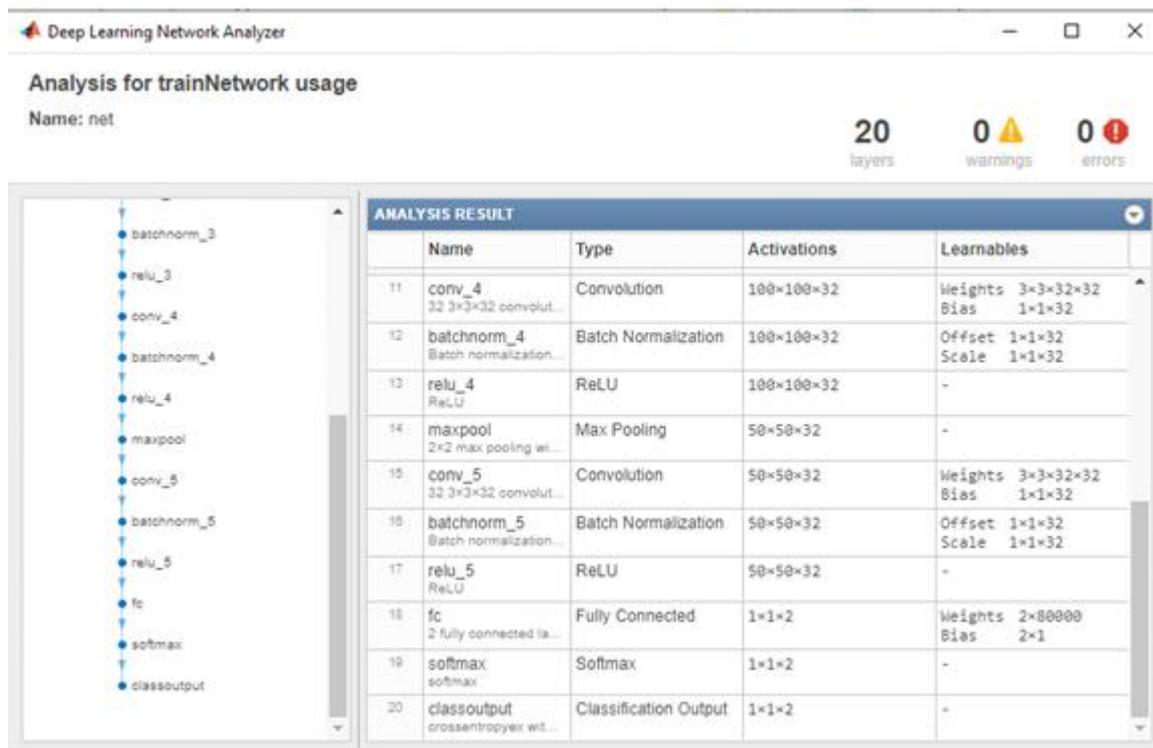


Figure V.6 : Suite 1 de l'architecture du modèle 02.

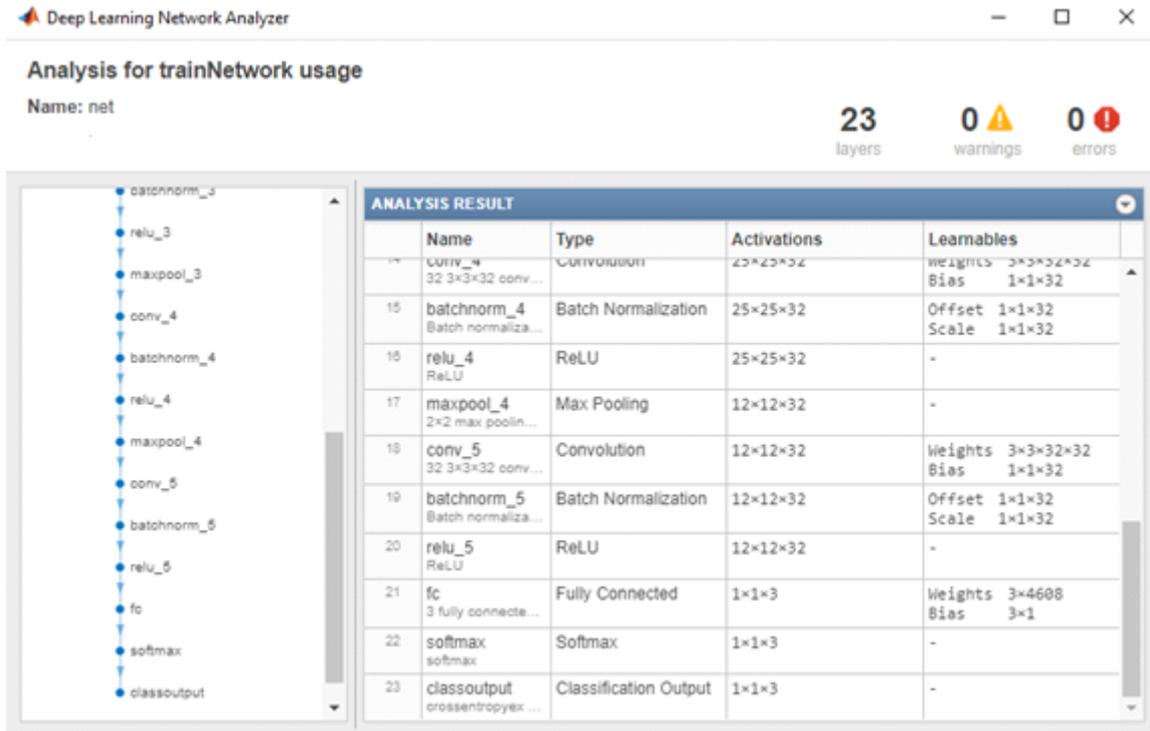


Figure V.7 : Suite 2 de l'architecture du modèle 02.

V.5.1.3 Architecture du modèle 03

Pour ce modèle, nous avons utilisé l'approche du Transfer Learning à l'aide du réseau Alexnet. Nous avons appliqué ce modèle sur les deux types d'images échographiques et histologiques.

Le réseau Alexnet a huit couches avec des paramètres apprenables. Le modèle se compose de cinq couches avec une combinaison de max pooling suivi de 3 couches avec l'utilisation d'une fonction d'activation *Relu* dans chacune de ces couches, à l'exception de la couche de sortie.

L'utilisation de la fonction *ReLU* comme fonction d'activation accélérera la vitesse du processus d'entraînement de plus de six fois.

Ce modèle utilise aussi les couches de décrochage, afin d'empêcher le modèle de sur-ajuster. De plus, le modèle est entraîné sur l'ensemble de données ImageNet. L'ensemble de données ImageNet contient près de 14 millions d'images dans un millier de classes.

- ✚ Dans le Transfer Learning nous avons appelé tous les layers de Alexnet sauf les layers (23) et (25), et cela dans le but d'effacer la mémoire de Alexnet et garder ses poids pour refaire l'apprentissage avec nos catégories.

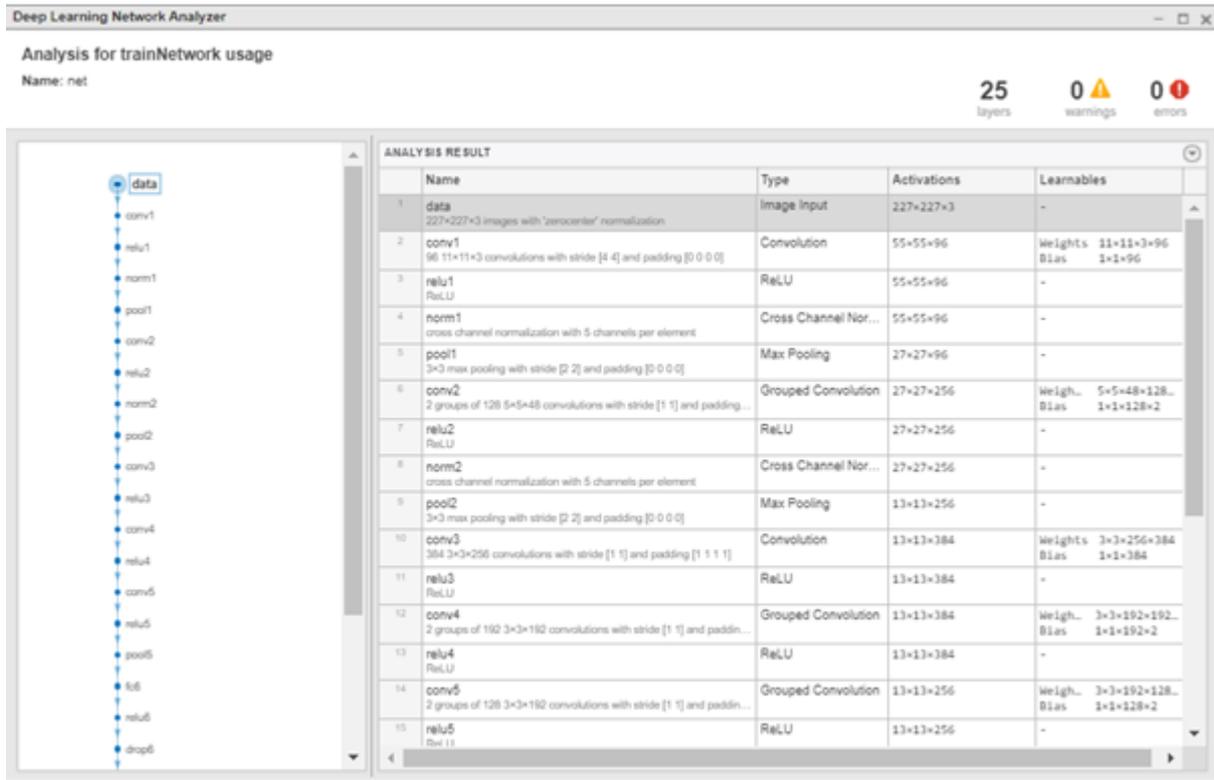


Figure V.8: Architecture du Modèle 03 (partie 1).

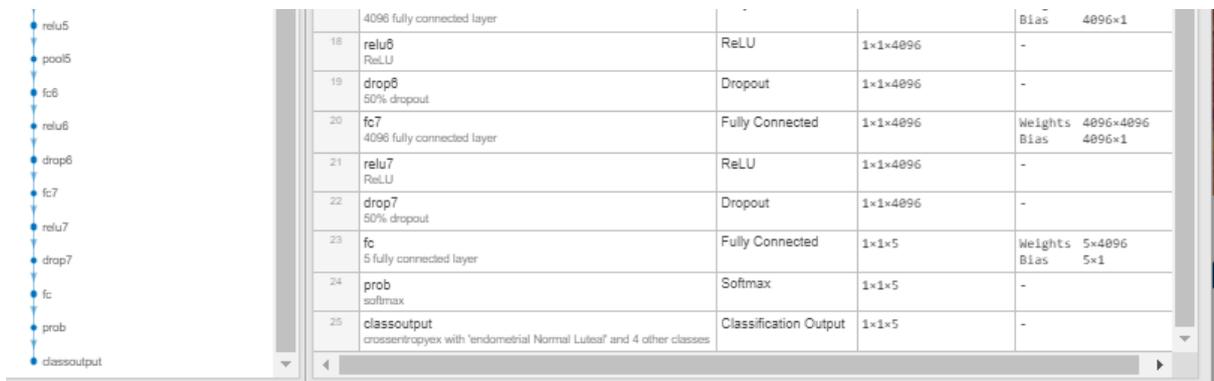


Figure V.9: Architecture du Modèle 03 (partie 2).

V.5.2 Les mesures de performances utilisées

A l'aide de la matrice de confusion nous avons calculé trois mesures de performance qui sont la sensibilité, la spécificité et l'accuracy.

Ces mesures se calculent de la manière suivante :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (V.1)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (V.2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (V.3)$$

Tel que :

TP : True Positive

TN : True Négative

FP : False Positive

FN : False Négative

Ces mesures sont présentées dans les lignes de la matrice.

V.5.3 Les résultats du premier modèle

Ce modèle est appliqué sur les images échographiques avec plusieurs époques. Les figures V.10 et V.4 présentent le résultat de l'étape d'apprentissage et la matrice de confusion successivement, les figures V.5 et V.13 présentent deux exemples de résultat de détection (sain ou malade) sur deux images échographiques des patients malade et sain respectivement.

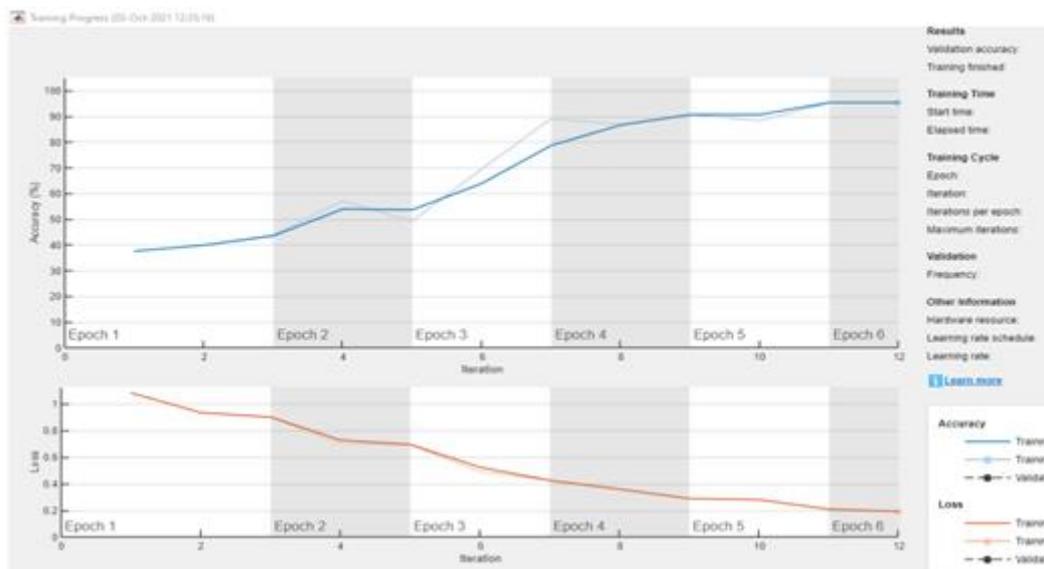


Figure V.10 : Résultat de l'apprentissage du 1^{er} modèle.

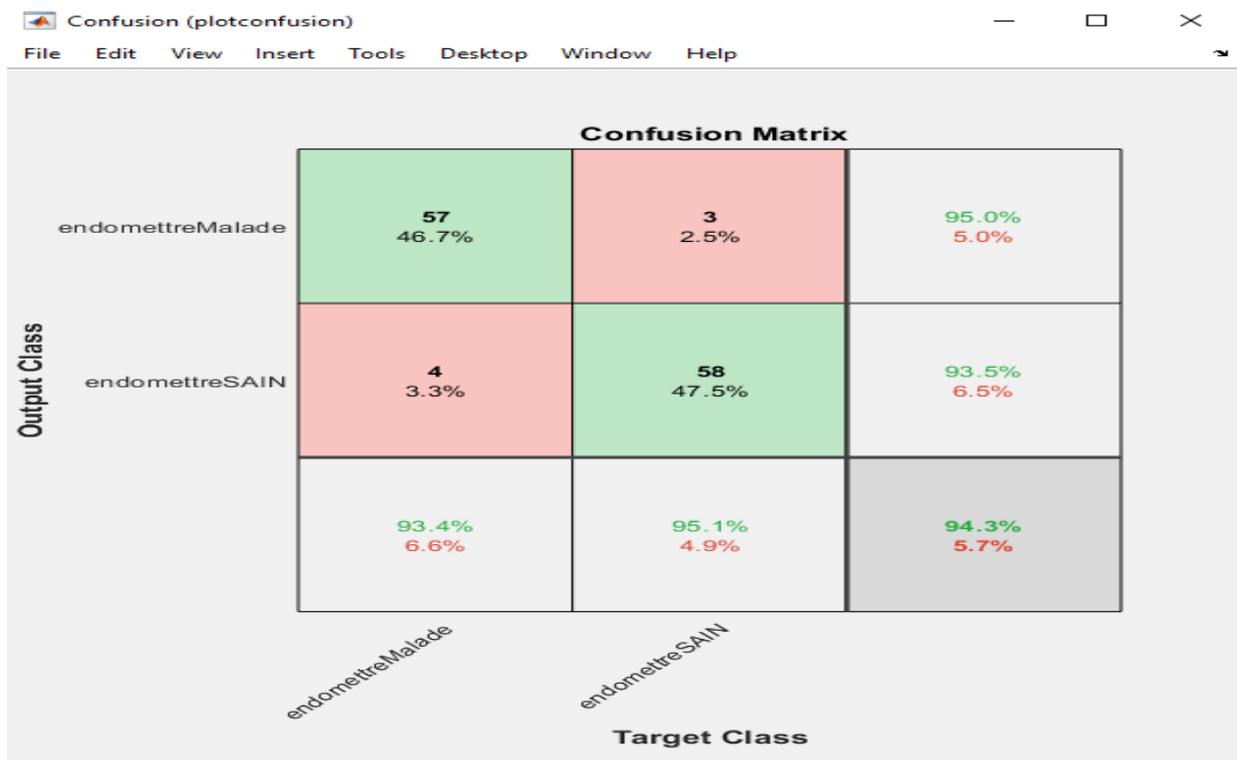


Figure V.11 : Matrice de confusion du 1^{er} Modèle.



Figure V.12 : Résultat du 1^{er} modèle sur une image d'endomètre malade.

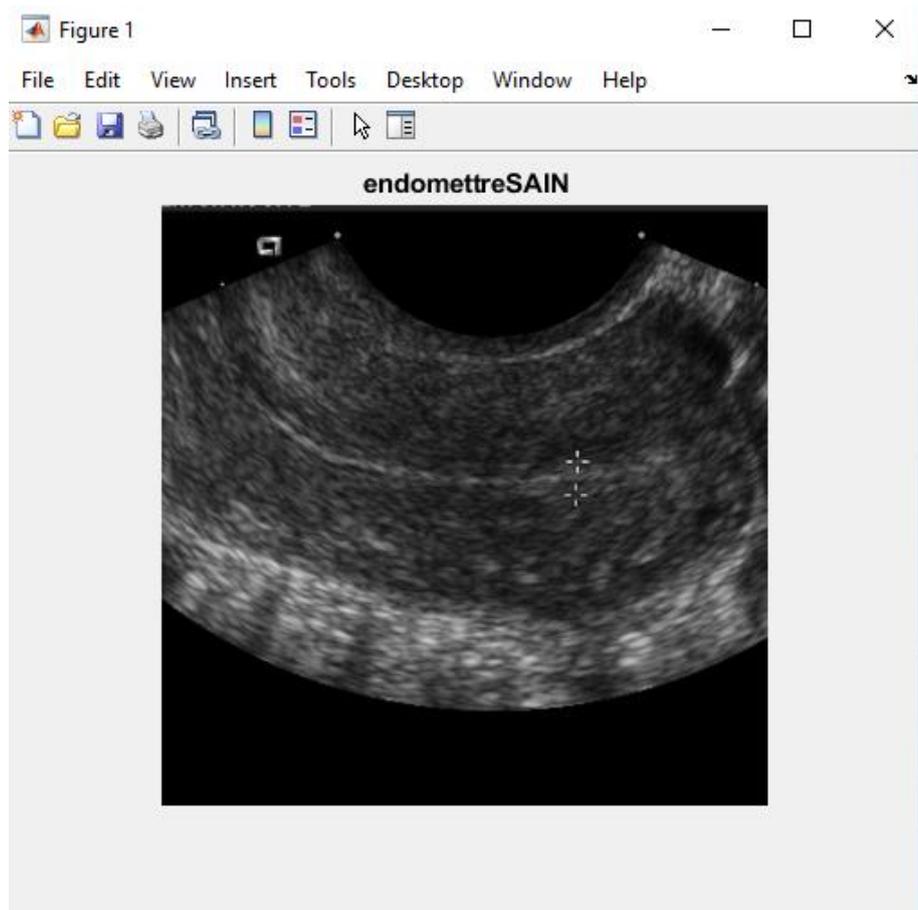


Figure V.13 : Résultat du 1^{er} modèle sur une image d'endomètre sain.

V.5.4 Les résultat du deuxième modèle

Ce deuxième modèle est appliqué sur les images histologiques. La figure V.14 présente le résultat de l'étape d'apprentissage, la figure V.6 présente les résultats obtenus sur des images histologiques saines lutéales, les figures V.16 et V.17 sur des images d'hyperplasie simple et complexe respectivement et les figures V.18 et V.19 sur des images de polype et d'adénocarcinome.

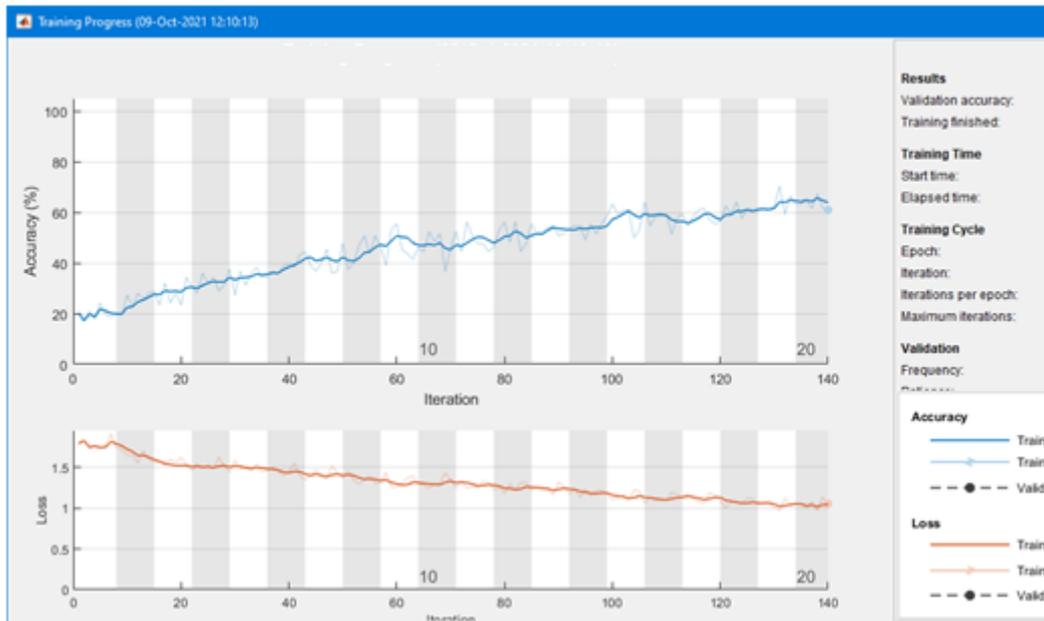


Figure V.14 : Résultat de l'apprentissage du 2^{ème} modèle.

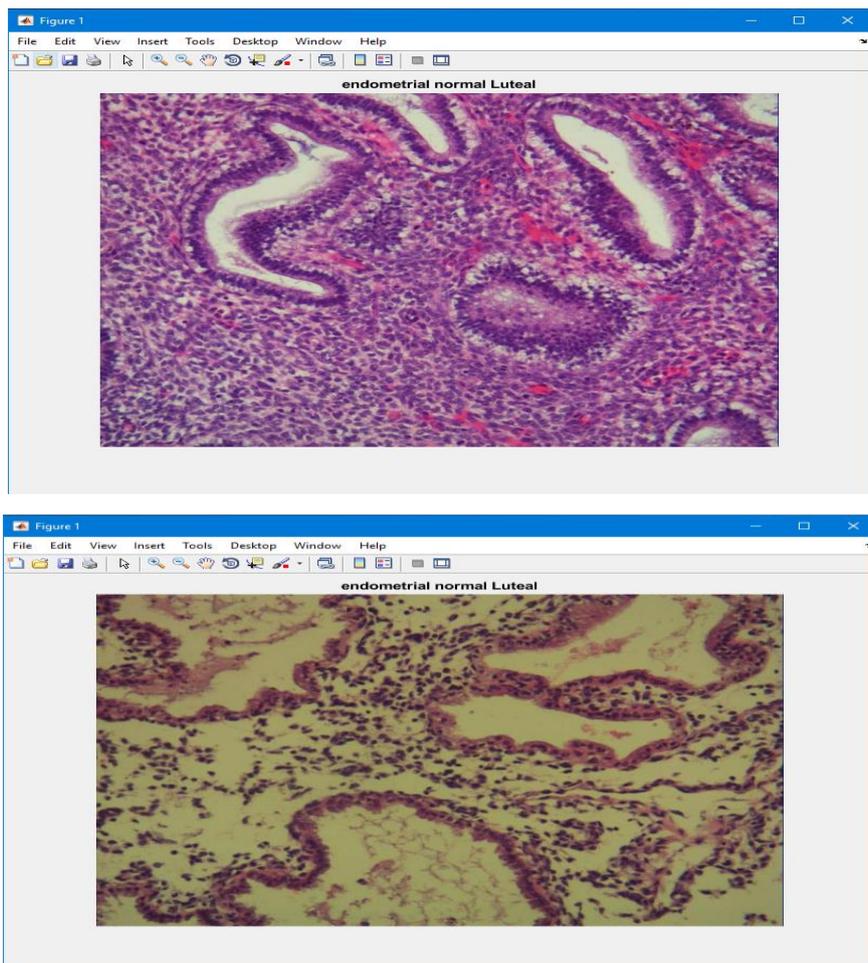


Figure V.15 : Résultats sur des images d'endomètres normales lutéales.

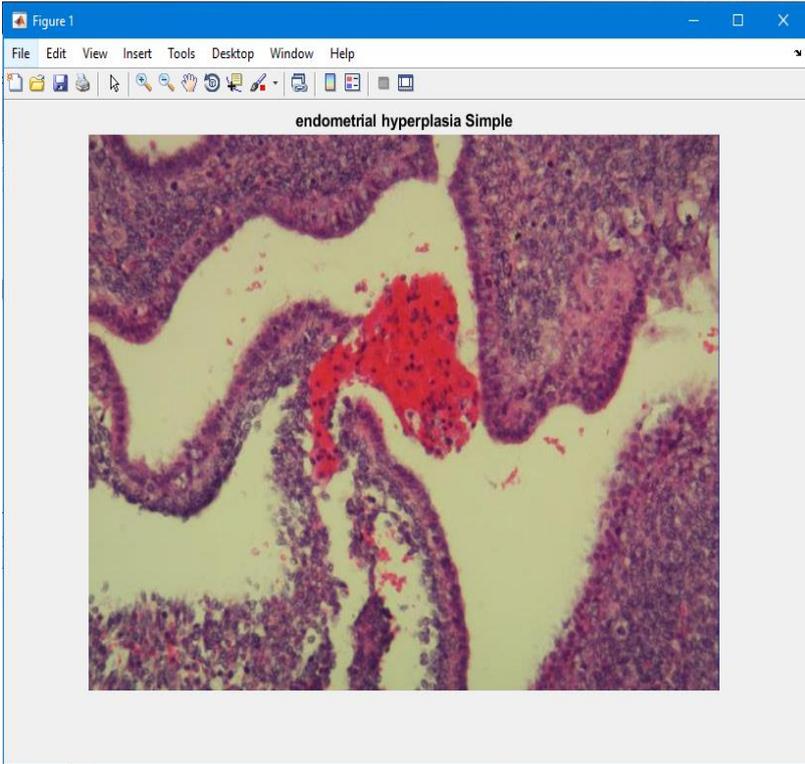


Figure V.16 : Résultat sur une image d'endomètre avec hyperplasie simple.

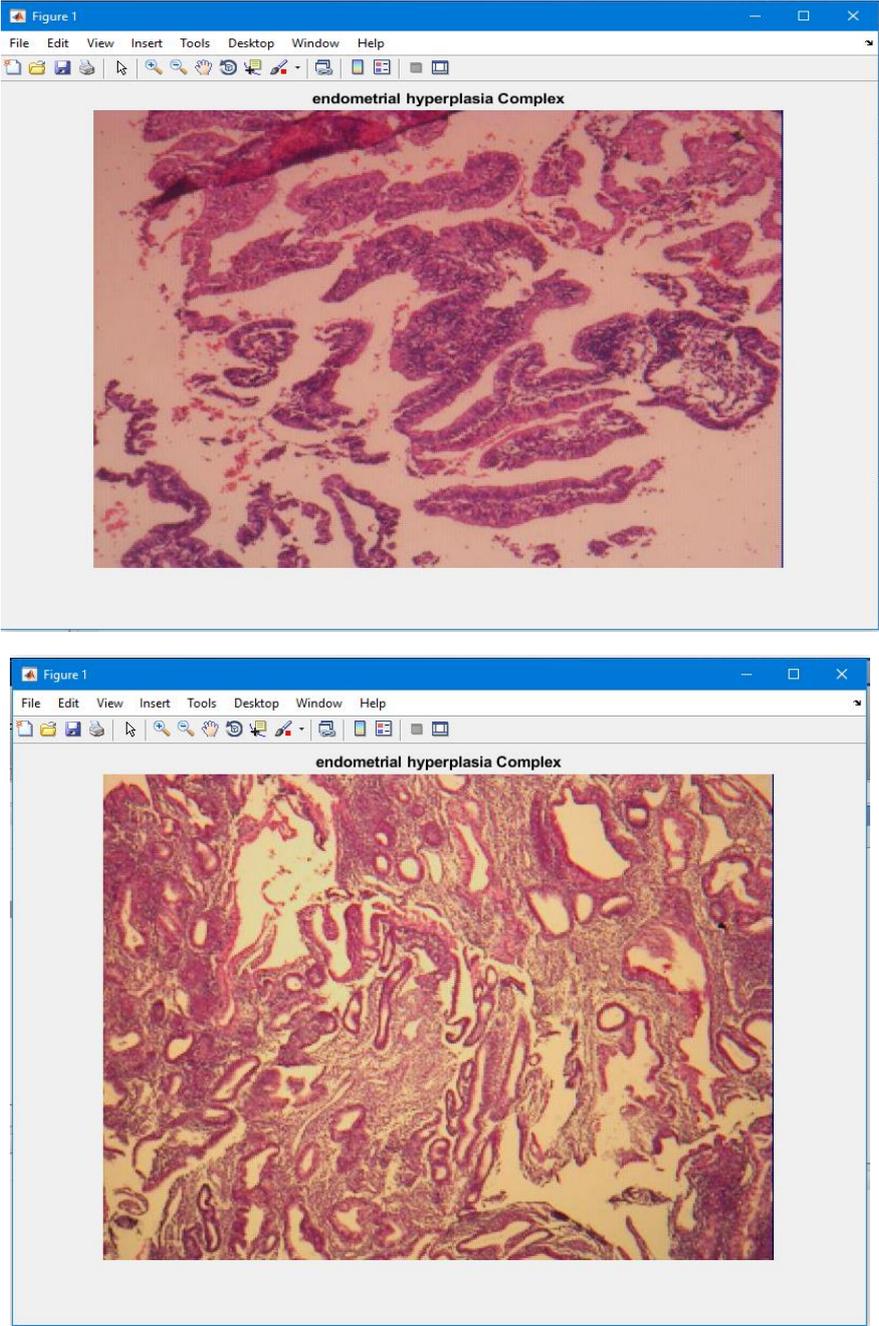


Figure V.17 : Résultat sur des images d'endomètres avec hyperplasie complexe.

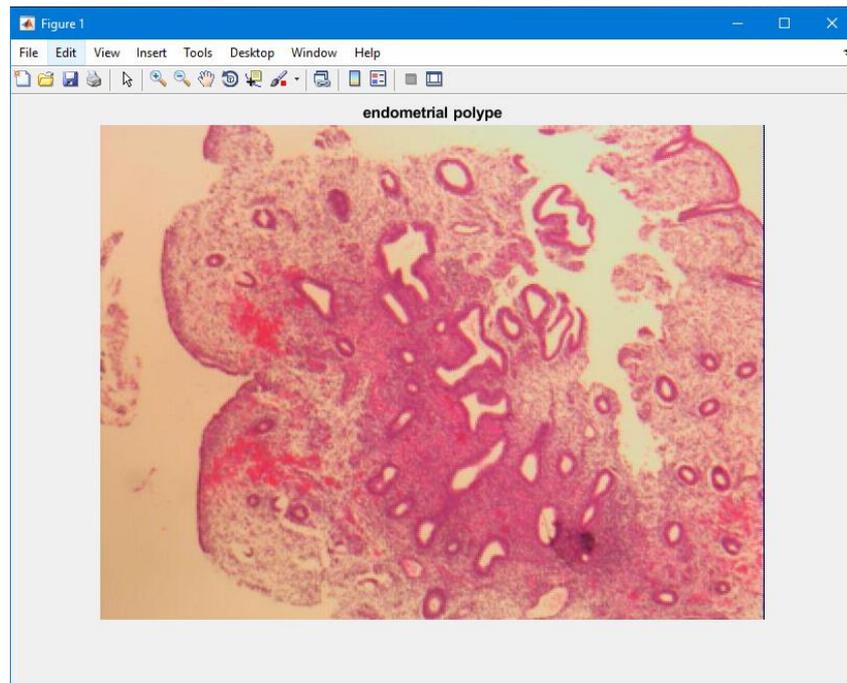


Figure V.18 : Résultat sur une image d'endomètre avec polype.

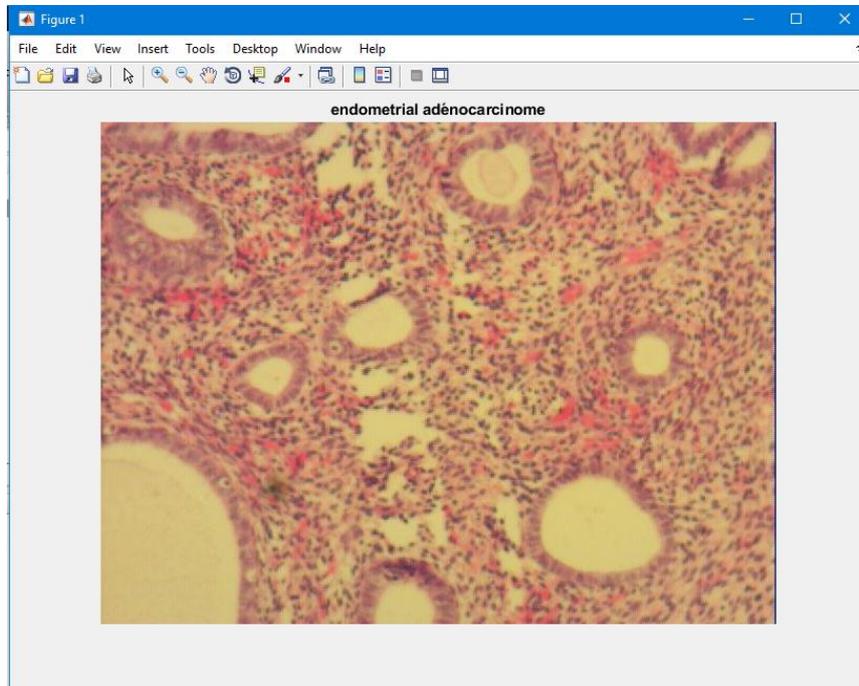


Figure V.19 : Résultat sur une image d'endomètre avec adénocarcinome.

V.5.5 Les résultats du modèle de Transfer learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images échographiques

Le troisième modèle est le modèle ALEXNET pré-entraîné qui a subi une transfère de connaissance selon nos catégories à détecter. Ce modèle a été appliqué initialement sur les images échographiques. Les figures V.20 et V.21 présentent le résultat de l'étape d'apprentissage et la matrice de confusion successivement.

La figure V.22 présente un exemple montrant la fenêtre de notre logiciel qui apparaît lors du choix d'une image teste. L'image choisie est présentée au modèle pour décider à quelle catégorie elle appartient.

Les figures V.23, V.24 présentent les résultats obtenus sur des images échographiques saines et malades.

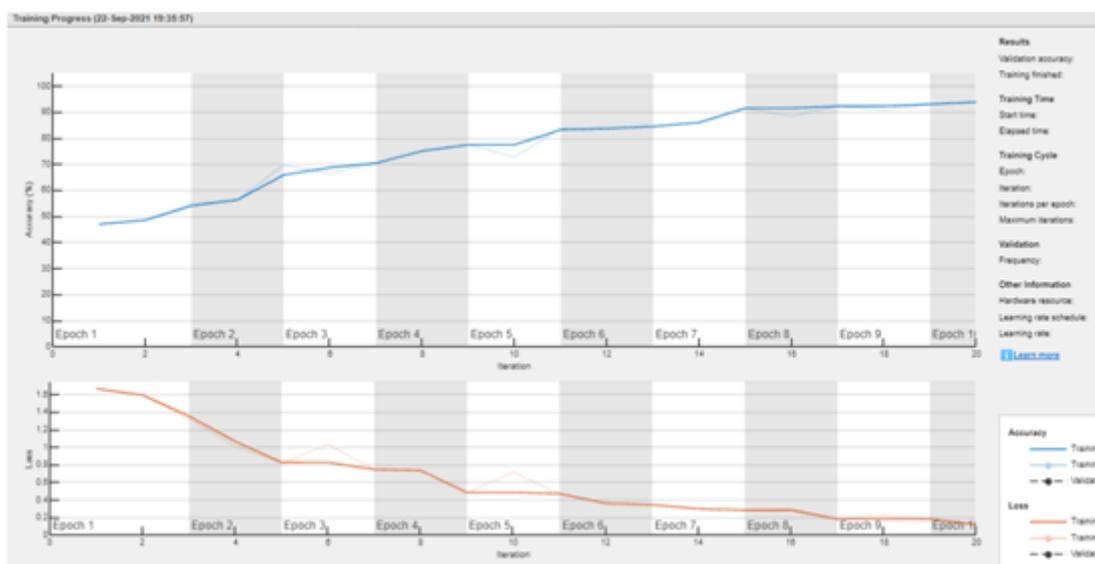


Figure V.20 : Les résultats de l'apprentissage du modèle ALEXNET avec transfer learning sur les images échographiques.

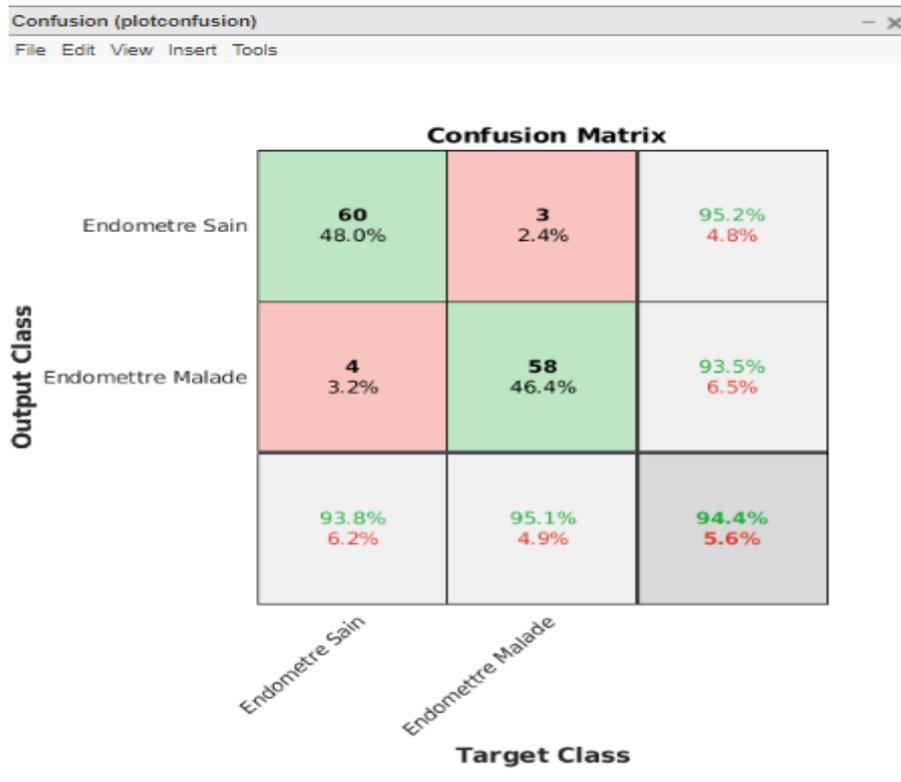


Figure V.21 : Matrice de confusion sur les images échographiques.

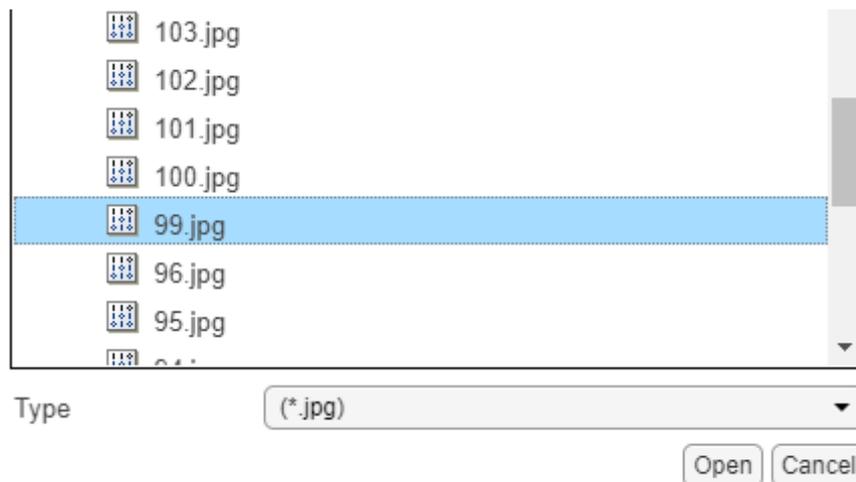


Figure V.22 : Le choix d'une image pour le test.

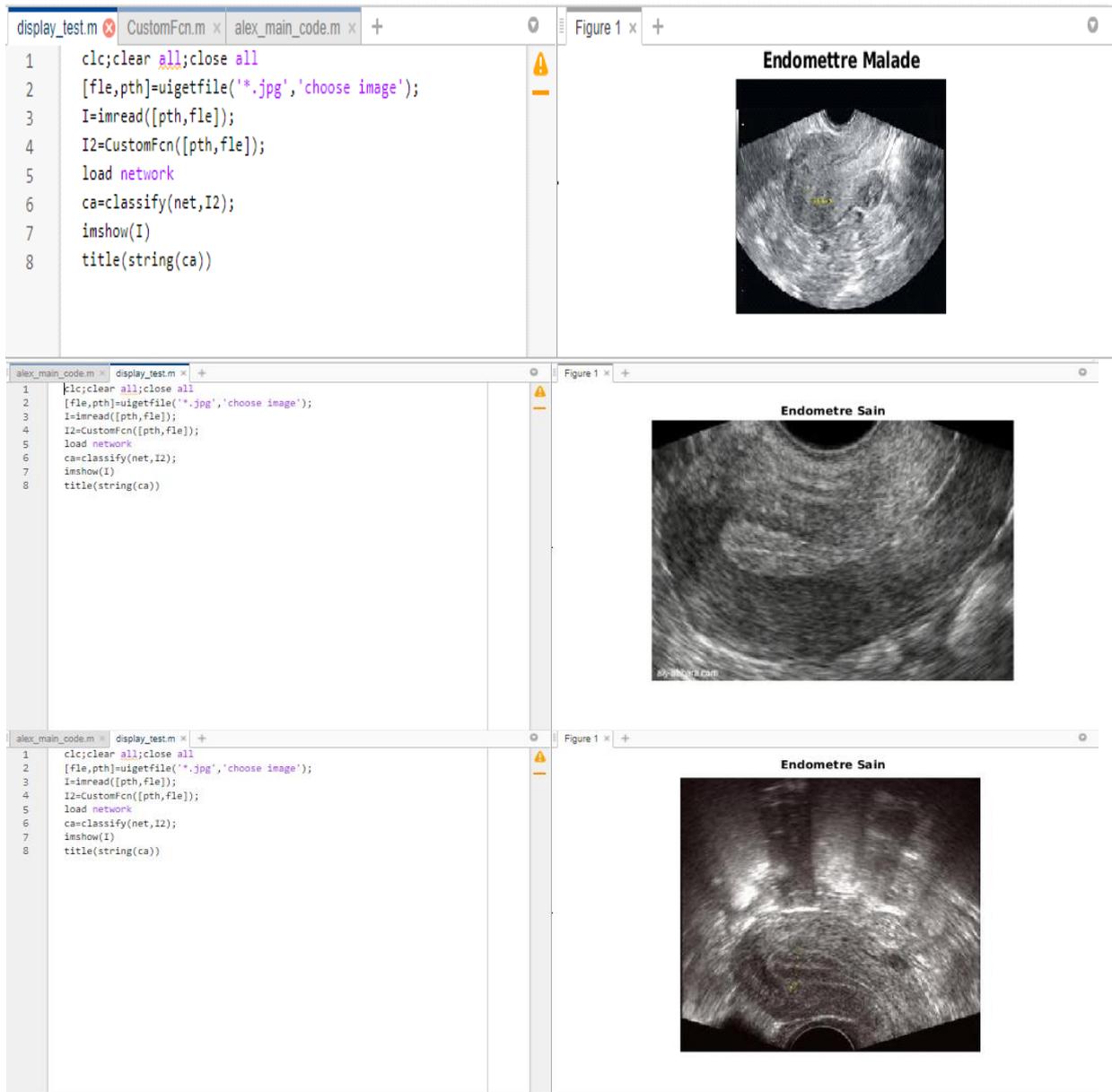


Figure V.23 : Résultats du modèle 3 sur les images échographiques.

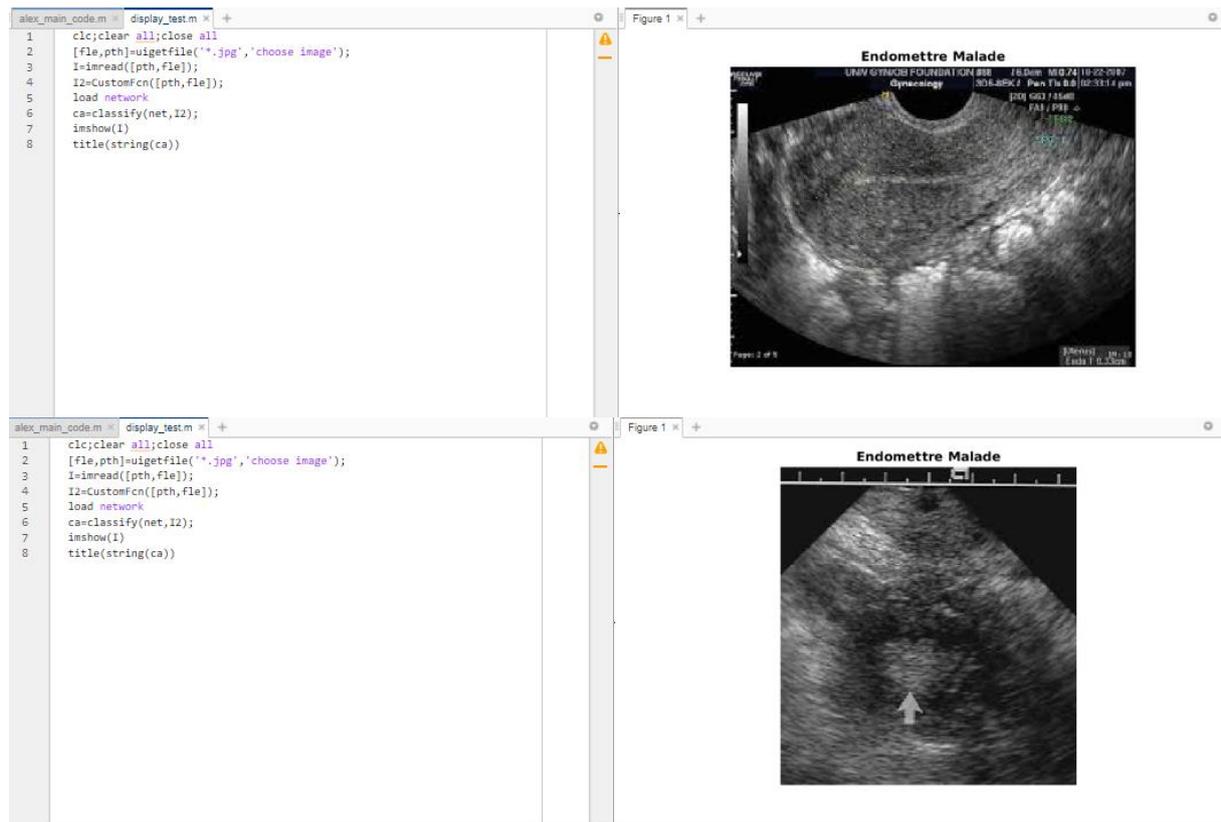


Figure V.24 : Quelques autres résultats du modèle 3 sur les images échographiques.

V.5.6 Les résultats du modèle de Transfer learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images histologiques

Ce modèle a été aussi appliqué sur les images histologiques. Les figures V.25 et V.26 présentent le résultat de l'étape d'apprentissage et la matrice de confusion successivement.

Les figures V.27 présente les résultats obtenus sur des images histologiques présentant des hyperplasies simple et complexe, de polype et de adénocarcinome.

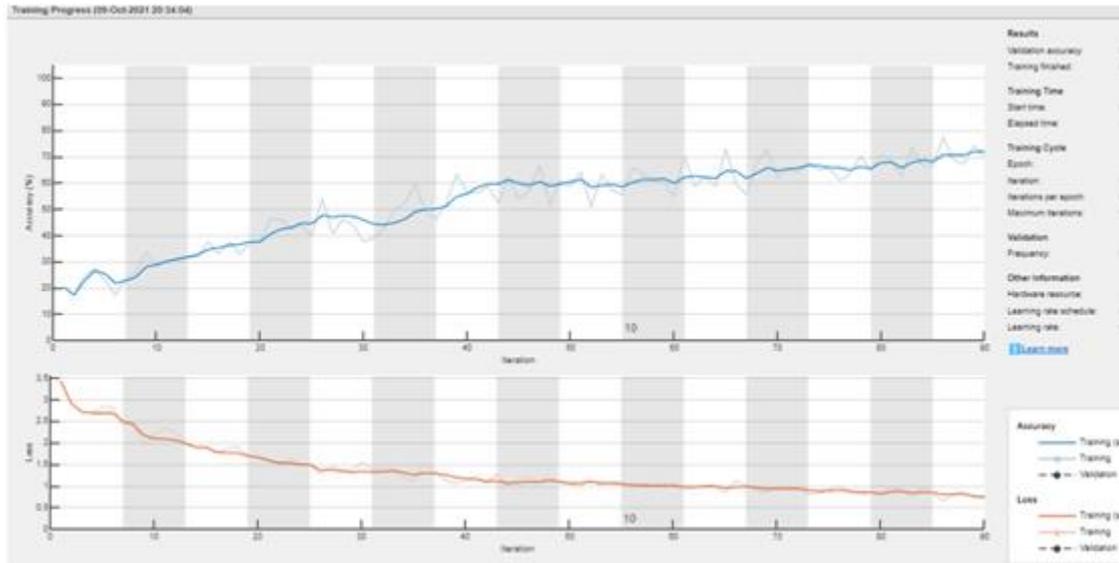


Figure V.25 : Les résultats de l'apprentissage du 3^{ième} modèle sur les images histologiques.



Figure V.26 : La matrice de confusion du 3^{ième} modèle sur les images histologiques.

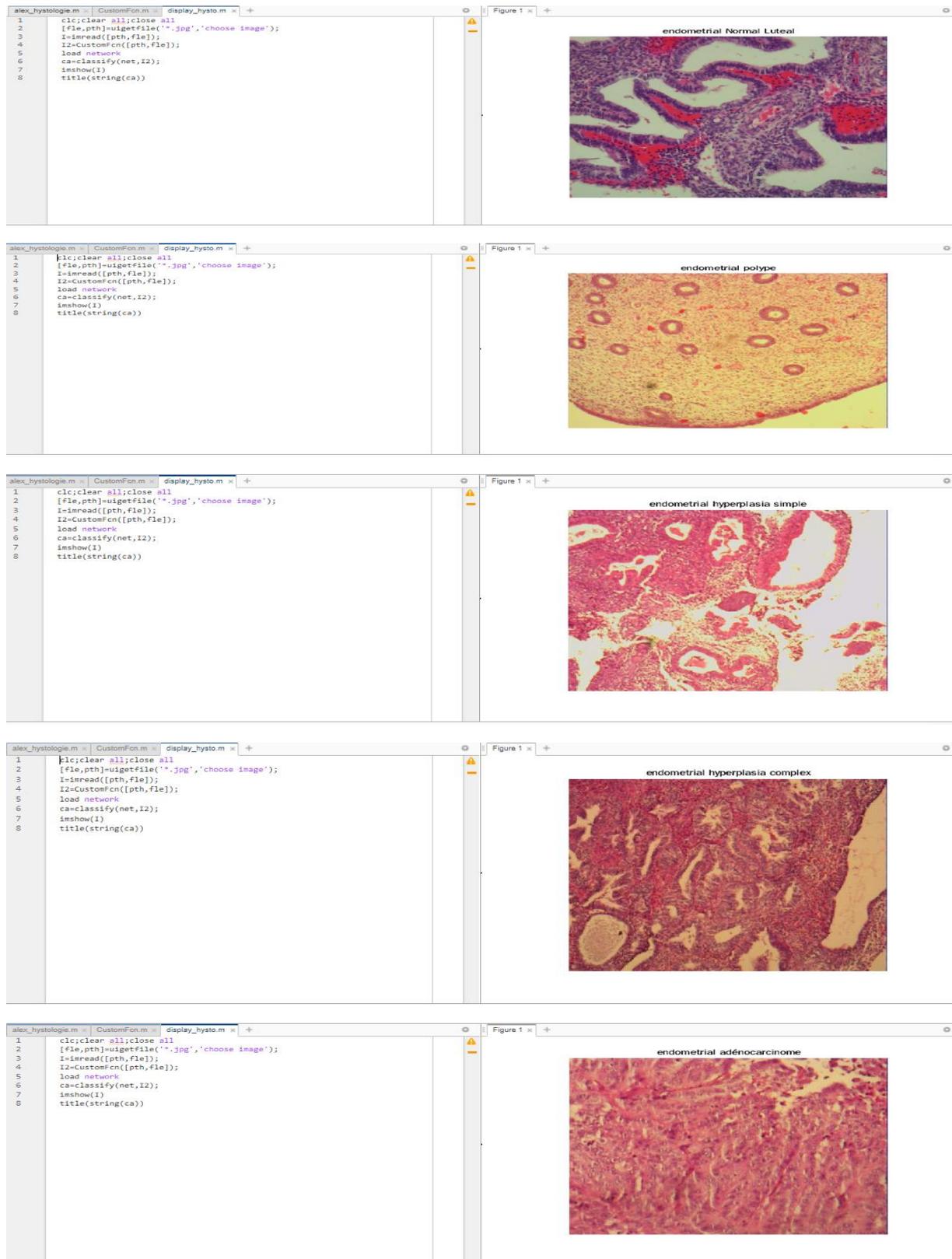


Figure V.27 : Résultat de modèle de Transfer learning à l'aide du réseau ALEXNET sur les images histologiques.

V.5.7 Résumé des modèles

Les tables V.2 et V.3 donnent un résumé des architectures utilisées, des images et des résultats obtenus.

Images Echographique	Architecture Utilisée					Accuracy
	Couche de convolution	Couche de Max pooling	Couche de fully connected	Max Epoque	Drop out	
Modèle01	5	1	1	10	1	96,7%
Modèle03 Alexnet	5	5	3	9	2	94,4%

Tableau V.2: Résultats sur les images échographiques.

Images Hystologiques	Architecture Utilisée					Accuracy
	Couche de convolution	Couche de Max pooling	Couche de fully connected	Max Epoque	Drop out	
Modèle02	5	4	1	10	1	45,6%
	5	4	1	20	1	61,8%
	5	4	3	30	1	71,4%
Modèle03 Alexnet	5	5	3	9	2	64,3%
	5	5	3	15	2	77,2%

Tableau V.3: Résultats sur les images histologiques.

V.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit la démarche à suivre afin de réaliser notre projet qui est la détection du cancer de l'endomètre sur les images échographiques et histologiques. Nous avons aussi présenté les différents résultats obtenus en termes de précision et d'erreur.

Nous avons vu les différentes étapes de prétraitement, de filtrage et de segmentation et aussi les résultats de l'étape de classification par plusieurs modèles et en particulier avec le modèle pré-entraîné ALEXNET qui nous a donné des résultats plus précis et très satisfaisants.

Conclusion Générale

Après avoir atteint la fin de notre mémoire, un point important à noter est la nécessité et l'importance des collaborations entre les scientifiques pour la résolution des différents problèmes courants en particulier avec l'avènement de l'informatique et la puissance de calcul et aussi avec l'apparition de nouveaux domaines de recherche en informatique (traitement d'images , imagerie médicales , et les techniques de l'intelligence artificielle d'une manière générale). Les gens spécialisés dans ce domaine (traitement d'image et imagerie médicale) joueront ainsi un grand rôle dans la recherche des maladies, comme c'était notre cas pour la recherche des solutions pour la détection précoce du cancer de l'utérus (endomètre).

Le cancer de l'utérus, également connu sous le nom de cancer de l'endomètre, peut gravement affecter les organes reproducteurs féminins, et l'analyse des images échographiques et en particulier les images histologiques est le moyen le plus fiable pour le diagnostic du cancer de l'endomètre. Des approches de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) basées sur des algorithmes d'apprentissage automatique traditionnels ont été proposées pour aider les pathologistes à interpréter efficacement ce type d'images. Cependant, en raison de la capacité limitée de modélisation des relations compliquées entre les images histopathologiques en particulier et leurs interprétations, ces approches CAD n'ont souvent pas réussi à obtenir des résultats satisfaisants.

Dans ce mémoire, en utilisant des connaissances a priori et des techniques de traitement d'images nous avons pu réaliser d'une part un système semi-automatique de détection de cancer de l'endomètre, et d'autre part, à l'aide de l'intelligence artificielle et le deep learning plus spécifiquement nous avons pu traiter deux types d'images (échographiques et histologiques) afin de les classifier et proposer ainsi un diagnostic automatique pour la détection du cancer de l'endomètre.

L'approche CAD développée dans ce mémoire utilise un réseau de neurones convolutifs (CNN) et des techniques de traitement d'images. Notre système peut fournir aux pathologistes une meilleure interprétation des diagnostics en mettant en évidence les corrélations entre les caractéristiques de l'image locale (au niveau du pixel) et les caractéristiques morphologiques du tissu endométrial.

Notre travail futur pour exporter le modèle proposé dans l'environnement clinique comprend trois aspects. Tout d'abord, nous allons collecter plus de données d'images en volume et en

type pour enrichir l'ensemble de données utilisé. Par exemple, cet ensemble de données ne contient aucune image d'endomètre d'hyperplasie atypique qui est une affection maligne de l'endomètre. L'enrichissement des images histologiques est utile pour l'identification précise de plus de types de maladies d'endomètre. Deuxièmement, nous concevons un cadre interactif d'humain (plus précisément, d'expert). Dans ce cadre, notre approche CAD collabore avec des pathologistes qualifiés et apprend comment ils établissent un diagnostic pathologique sur les lésions endométriales malignes, ce qui peut aider à rendre notre modèle à la fois plus efficace et plus accessible. Dans certains cas, notre modèle doit apprendre à tirer parti des commentaires des experts humains pour corriger ses mauvaises décisions. Troisièmement, quelques techniques d'apprentissage automatique, telles que l'apprentissage par renforcement profond, et l'utilisation des ontologies, seront appliquées à notre modèle pour améliorer sa capacité d'auto-apprentissage qui lui permet de convertir les connaissances et les compétences d'un expert humain en une représentation lisible par machine et s'auto-enseigner.

Références Bibliographiques

- [1] Site web : <https://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-de-l-endometre/Points-cles>, dernière consultation octobre 2021.
- [2] V. Clairet. Le corps humain : anatomie, cours, Institut de Formation d'Aides-Soignants, France, 2018.
- [3] V. Clairet. Le corps humain : physiologie, cours, Institut de Formation d'Aides-Soignants, France, 2018.
- [4] C. Kohler. Appareil génital féminin, cours, Collège universitaire et hospitalier des histologistes, embryologistes, cytologistes et cytogénéticiens (CHEC), France, 2011.
- [5] Site web : <https://www.e-cancer.fr/Dictionnaire/C/cancer>, dernière consultation septembre 2021.
- [6] Site web : <https://sante.lefigaro.fr/medecine>, dernière consultation septembre 2021, dernière consultation septembre 2021.
- [7] Site web : <https://sante.lefigaro.fr/social/sante-publique>, dernière consultation septembre 2021, dernière consultation septembre 2021.
- [8] A. Bounoua. Cours traitement d'images, Université Djillali Liabes de Sidi Bel-Abbes, Algérie, 2020.
- [9] Site web : <https://www.encyclopedie.fr/definition/image>, dernière consultation septembre 2020.
- [10] A. mignotte. Cours imagerie médicale, Département d'Informatique et de Recherche Opérationnelle, université de montréal, 2020.
- [11] Site web : <https://www.baches-publicitaires.com/blog/actualites/vectorisation-cest/>, dernière consultation septembre 2021.
- [12] M. Meliani. Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours. Thèse de magister, Ecole nationale Supérieure en Informatique, Oued-Smar Alger, 2012.
- [13] J.-P. Cocquerez, S. Philipp. Analyse d'Images : filtrage et segmentation, Livre, Edition Masson ,1995.
- [14] L. Lechlek, M .Ghoulal. La segmentation d'image médicale par la méthode d'ensemble de niveaux (level sets). Mémoire de Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2012.
- [15] M. Meliani. Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours. Mémoire de magister, Ecole nationale Supérieure en Informatique, Oued-Smar Alger, 2012.
- [16] R. Deriche. Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.
- [17] X. Yang, X. Shen, J. Long, H. Chen. An improved median-based Otsu image thresholding Algorithm. AASRI Conference on Modeling, Identification and Control, Procedia 3 , pp. 468 – 473, 2012.
- [18] N. Senthilkumar, et al., Efficient Implementation of Niblack Thresholding for MRI Brain Image Segmentation , (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, vol. 5, no. 2 , pp. 2173-2176, 2014.
- [19] E. Can, Implementation of Bernsen's Locally Adaptive Binarization Method for Gray Scale Images. Conference: 7th International Science and Technology Conference (ISTEC 2016). pp. 402-408, 2016.

- [20] J. Matosa, A. Britto junior, L. Oliveira, A. Koerich. Histopathologic Image Processing: A Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 2, pp. 147–171, 2009.
- [21] A. Jeffree, C. Pahl, H. Abduljabbar. Cervical Segmentation in Ultrasound Image Using Level-set Algorithm. *Advances in Biomedicine and Health Science*, ISBN: 978-1-61804-190-6, 2013.
- [22] H. Htun, M. M. Htay, S. Myint, P. Wai, P. Soe. Thyroid Cancer Detection for Myanmar Review and Recommendation. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development – IJTSRD*, 2019.
- [23] H. Sun, X. Zeng, T. Xu, G. Peng. Computer-aided diagnosis in histopathological images of the endometrium using a convolutional neural network and attention mechanisms. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 24, no. 6, pp. 1664-1676, 2020.
- [24] S. R. E. Hodneland, J. Dybvik, K. Wagner-Larsen, et al.. Automated segmentation of endometrial cancer on MR images using deep learning. *Scientific Reports* 11, nombre de pages 179, 2021.
- [25] Site web: <http://dictionnaire.sensagent.com/pr%C3%A9traitement+d+image/fr-fr>, dernière consultation septembre 2021.
- [26] Plateforme Logiciel Cépia, site web adresse : <https://www.pfl-cepia.inra.fr/index.php?page=tutoImg-erosion-dilatation>, dernière consultation septembre 2021.
- [27] Site web : <https://openclassrooms.com/>, dernière consultation septembre 2021.
- [28] Site web : <https://www.pfl-cepia.inra.fr/index.php?page=tutoImg-watershed>, dernière consultation septembre 2021.
- [29] L. Vincent, P. Soi. Watersheds in digital saces : An efficient algorithm base on immersion simulations. *IEEE Pattern Analysais and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 583–598, 1991.
- [30] R. Boudjehem, H. Halimi. Maîtrise du comportement d'un Système Multi-agents adaptatif. Mémoire de master, Université de 8 Mai 1945 – Guelma, 2016.
- [31] P. Bolon, J. Chassery, J. Cocquerez, D. Demigny, C. Graffigne, et al.. Analyse d'images : Filtrage et segmentation. Jean-Pierre Cocquerez; Sylvie Philipp. MASSON, 1995, Enseignement de la physique, 2-225-84923-4. FFHAL-00706168.
- [32] Y. Hayat. Détection de contours et suivi d'objet dans une séquence d'images par les réseaux de neurones impulsionnels, Mémoire de magister, Université Mohamed Boudiaf d'ORAN (USTOMB), 2010.
- [33] Site web : <https://ledatascientist.com/l-intelligence-artificielle-ia/>, dernière consultation septembre 2021.
- [34] L. Deng, D. Yu, et al.. Dee Learning : Methods and applications, *Fondations and Trends R in Signal ProceSSION*, vol. 7, no. 3–4, pp. 197–387, 2014.
- [35] Y. Le Cun, J. Bengio, J. Hinton. Deep Learning. *Journal of Biomedical Signal Processing*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 2015.
- [36] M. Matoug, M. Mori, S. Mitrai, Y. Kanada. Subjectif Independent facial expression recognition with robust face detection using a convolution neural network . *Neural Networks*, vol. 16, no. 5, pp. 555– 559, 2003.
- [37] Source : Matlab documentation, date de consultation 2021.
- [38] Site web : <https://datascientest.com/convolutional-neural-network>, dernière consultation septembre 2021.

[39] K. O'shea, R. Nash. An introduction to convolution neural networks. Neural and Evolutionary Computing, ArXiv, abs/1511.08458, 2015.

[40] P. Wang, J. Xu, B. Xu, C. Liu, H. Zhang, F. Wang, H. Hao. Semantic clustering and convolutional neural network for short text categorization. Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing , vol 2, pp. 352–357, 2015.

[41] CNN and Softmax, Site web : <https://www.andreaperlato.com/aipost/cnn-and-softmax/>, dernière consultation septembre 2021.

[42] Site web : <https://ch.mathworks.com/help/deeplearning/ref/alexnet.html>, dernière consultation août 2021.

[43] Site web : <https://mrmint.fr/overfitting-et-underfitting-quand-vos-algorithmes-de-machine-learning-derapent>, dernière consultation septembre 2021.