



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

**MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES**

Pour l'obtention du Diplôme de

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

**Spécialité : Imagerie Médicale**

Présenté par : BEMMOUSSAT Nihel-meryem et BENAMEUR Narimane

---

**Segmentation du foie par réseau de neurones  
convolutionnel**

---

Soutenu le 02/07/2019 devant le Jury

Mr BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme LOUDJEDI Kamila	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr BOUKLI HACENE Ismail	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Examinateur

Année universitaire 2018-2019



# *Résumé*

De nos jours, le domaine de traitement d'image connaît un grand intérêt pour l'aide au diagnostic mais également pour garantir un geste thérapeutique de grande précision. La chirurgie du foie est particulièrement complexe car il faut tenir compte de sa vascularisation de deux points de vue : drainage et irrigation, comme ce fut indiqué par le modèle simplifié de Couinaud. La greffe hépatique est un cas particulier qui exige une reconstruction préalable du foie en 3D. L'objectif du projet est de détecter les vaisseaux sanguins du foie à travers toutes les coupes de son angio-scan, pour reconstruire ce dernier en 3D et permettre la supervision de l'exérèse du greffon et garantir la vitalité du reste du foie du donneur. Pour atteindre cet objectif et dans le cadre de ce mémoire nous avons commencé par étudier les méthodes de segmentation automatique basées sur l'apprentissage profond (Deep Learning) et ceci pour segmenter le foie. Nous avons finalement choisi un réseau convolutionnel qui combine SegNet avec VGG-16. Nous avons construit une base de données (images sources et étiquettes) à partir d'angio-scan centrées autour du foie. L'entraînement (sur 90% des images de la base) s'est arrêté lorsque la précision a atteint 90%. Les résultats sont obtenus à la phase de test qui permet d'afficher des images segmentées grâce à l'étape de déconvolution et sur-échantillonnage. Ces résultats ne sont pas d'une grande précision, mais ils peuvent être affinés lors de travaux futurs.

## *Mots-clés :*

Foie, chirurgie hépatiques, segmentation, Réseaux de neurones convolutionnels, Deep Learning.

# *Abstract*

Nowadays, the field of image processing is of great interest for diagnostic assistance but also to guarantee a therapeutic gesture of great precision. Liver surgery is particularly complex because its vascularity must be taken into account from two points of view: drainage and irrigation, as indicated by Couinaud's simplified model. Liver transplantation is a special case that requires a prior reconstruction of the liver in 3D. The objective of the project is to detect the blood vessels of the liver through all the sections of its angio-scan, to rebuild the latter in 3D and to allow the supervision of the excision of the graft and to guarantee the vitality of the rest of the liver of the donor. To achieve this goal and as part of this work we began by studying the methods of automatic segmentation based on deep learning and this to segment the liver. We finally chose a convolutional network that combines **SegNet** with **VGG-16**. We built a database (source images and labels) from angio-scan centered around the liver. The training (on 90% of the images of the base) stopped when the accuracy reached 90%. The results are obtained during the test phase, which displays segmented images through the deconvolution and oversampling step. These results are not very accurate, but can be refined in future work.

## *Keywords:*

Liver, liver surgery, segmentation, Convolutional Neural Network, Deep Learning.

# ملخص

في الوقت الحاضر، يعد مجال معالجة الصور ذا أهمية كبيرة للمساعدة التشخيصية ولكن أيضًا لضمان لفتة علاجية بدقة عالية. تعد جراحة الكبد معقدة بشكل خاص لأنه يجب أخذ الأوعية الدموية في الاعتبار من نظرتين: الصرف والري، كما يتضح من نموذج Couinaud المبسط. زراعة الكبد هي حالة خاصة تتطلب إعادة بناء الكبد بشكل مسبق. الهدف من المشروع هو الكشف عن الأوعية الدموية للكبد من خلال جميع أقسام الفحص الوعائي، وإعادة بناء الأخير في D3 والسماح بالإشراف على استئصال الكسب غير المشروع وضمان حيوية بقية الكبد للمتبرع. لتحقيق هذا الهدف وكجزء من هذه الأطروحة، بدأنا بدراسة طرق التقسيم التلقائي القائمة على التعلم العميق وهذا لتقسيم الكبد. أخيرًا اخترنا شبكة تلافيفية تجمع بين VGG-16 و SegNet. قمنا ببناء قاعدة بيانات (الصور المصدر والتسميات) من المسح الوعائي المتمركز حول الكبد. توقف التدريب (على 90% من صور القاعدة) عندما وصلت الدقة إلى 90%. يتم الحصول على النتائج خلال مرحلة الاختبار، والتي تعرض صورًا مجزأة من خلال خطوة التفكك والتخطي. هذه النتائج ليست دقيقة للغاية، ولكن يمكن تنقيحها في العمل في المستقبل.

## كلمات مفتاحية:

الكبد، جراحة الكبد، تجزئة، الشبكة العصبية التلافيفية، التعلم العميق.

# REMERCIEMENTS

Nous remercions tout d'abord "ALLAH "qui nous a donné l'aide, le courage, le pouvoir et la patience pour finaliser ce travail.

Nous remercions, notre encadreur M<sup>me</sup> **LOUDJEDI Kamila**, pour son encadrement de grande qualité scientifique, ses précieux conseils, et son encouragement ; qui ont contribué efficacement à l'avancement de ce travail.

Nous adressons de même nos remerciements à Mr **BESSAID Abdelhafid**, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de présider le jury. Nous remercions Mr **BOUKLI HACENE Ismail**, d'avoir accepté d'examiner ce travail et d'être membres de jury.

Nous remercions, qui nous ont aidés dans notre travail. Nous n'oublions pas dans nos remerciements tout le personnel de département de Génie Biomédical.

Merci à tous les professeurs qui ont contribué à notre formation. Enfin, nous tenons à remercier toutes les personnes qui nous ont aidés de près ou de loin.



## Dédicaces

Grace à Dieu, j'ai pu réaliser ce modeste travail que je dédie avec mes sentiments les plus profonds :

*A mes très chers parents :*

Vous êtes la lumière de mes yeux, le bonheur de ma vie, en guise de ma profonde reconnaissance pour votre amour, votre soutien moral ainsi qu'à vos encouragements afin d'aller toujours vers un avenir meilleur.

Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de vous.

*A mes chers frères et A ma chère sœur* qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

*A mon cher oncle* Hafid et ma chère cousine et mon cher cousin.

*A ma chère copine* : Nihel-meryem

*A mes amies et mes chères collègues de l'université de Tlemcen.*

*Mes enseignants de GBM* qui doivent voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

*M<sup>elle</sup> : Narimane*



## Dédicaces

Grace à Dieu, j'ai pu réaliser ce modeste travail que je dédie avec mes sentiments les plus profonds :

*A mes très chers parents :*

Vous êtes la lumière de mes yeux, le bonheur de ma vie, en guise de ma profonde reconnaissance pour votre amour, votre soutien moral ainsi qu'à vos encouragements afin d'aller toujours vers un avenir meilleur.

Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de vous.

*A mon cher frère et mes chères sœurs ;* qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

*A mon cher oncle* Djilali, mes chers cousins et toute la famille.

*A ma chère copine :* Narimane

*A mes amies et mes chères collègues de l'université de Tlemcen.*

*Mes enseignants de GBM* qui doivent voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

*M<sup>elle</sup> : Nihel-meryem*



# Table des matières

LISTE DES FIGURES.

LISTE DES TABLEAUX.

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS.

INTRODUCTION GENERALE.....1

## CHAPITRE 01 : LE FOIE, ANATOMIE PATHOLOGIE ET TRANSPLANTATION HEPATIQUE

Introduction.....3

I. Anatomie du foie.....3

I.1. Lobes, segments.....4

I.2. Fixité, ligaments.....4

I.3. Vascularisation .....5

I.4. Voies biliaires.....6

I.5. Structure du tissu hépatique.....6

I.6. Les fonctions du foie.....7

II. Quelques notions sur les maladies hépatiques .....7

III. La transplantation hépatique .....8

III.1. Les types de transplantation hépatique.....9

III.1.1. La Transplantation Hépatique Ortho topique.....9

III.1.2. La Transplantation Hépatique « Domino » .....9

III.1.3. La Transplantation de Foie Partiel ou "Split".....9

III.1.4. La Transplantation partielle a Donneur Vivant.....10

III.1.5. La Transplantation Hépatique Auxiliaire.....10

III.2. Contre-indications .....11

IV. Segmentation du foie selon Couinaud .....11

Conclusion .....14

## CHAPITRE 02 : SEGMENTATION DES IMAGES MEDICALES

Introduction .....15

I. Différentes approches de segmentation.....16

I.1. Approche région .....17

I.2. Approches frontières (contour).....17

I.3. Approches classification.....	17
II. Segmentation des images médicales par des techniques de classification.....	18
II.1. Méthode de classification.....	19
❖ Une phase d'apprentissage.....	19
❖ Une phase de reconnaissance.....	19
II.1.1. Méthodes non supervisées.....	19
II.1.2. Méthodes supervisées.....	19
III. Les Réseaux de Neurones.....	20
III.1. Le neurone biologique.....	20
III.2. Les Réseaux de Neurones Artificiels.....	20
III.3. Les différents types de réseaux de neurones.....	21
III.4. Les Réseaux de Neurones Convolutionnels.....	22
III.4.1. Couche de convolution (CONV).....	25
III.4.2. Couche de pooling (POOL).....	26
III.4.3. Couches de correction (RELU).....	28
III.4.4. Couche entièrement connectée (FC).....	29
III.4.5. Couche de perte (LOSS).....	29
III.5. Caractéristiques et avantages.....	29
III.6. Localisation et segmentation automatisées par CNN.....	30
IV. Etat de l'art de la segmentation du foie.....	32
Conclusion.....	33

### CHAPITRE 03 : Application sur les Angio-scan du Foie

Introduction.....	34
I. Justification scientifique du projet de recherche et cahier des charges.....	34
II. Base de données.....	35
III. Logiciel de programmation.....	35
IV. Méthodologie.....	36
IV.1. Réduction de la taille des images de la base de données.....	36
IV.2. Réduction de bruit .....	37
<i>Le filtre médian.....</i>	37
IV.3.Création des labels.....	38
IV.4. Segmentation du foie.....	39

IV.4.1. Choix du réseau CNN et paramétrage.....	39
IV.4.1.1. Définition de VGGNet.....	40
IV.4.1.2. Définition de SegNet.....	41
IV.4.1.3. Convolution et ReLU.....	41
❖ Réseau de sous échantillonnage (downsampling/pooling).....	42
❖ Réseau de sur échantillonnage (upsampling).....	42
V. Résultats et interprétation.....	43
V.1. Résultats.....	43
V.1.1. L'entraînement du réseau.....	43
V.1.2. Le test.....	45
Conclusion.....	46
Conclusion générale et perspective.....	48
Perspectives.....	49
Bibliographie.	

## Liste de figure

### CHAPITRE 01 : LE FOIE, ANATOMIE PATHOLOGIE ET TRANSPLANTATION HEPATIQUE

<b>Figure 1.1 :</b> Vue de face : position anatomique du foie dans l'abdomen.....	3
<b>Figure 1.2 :</b> Lobes et Ligament du foie, Lobes droit et gauche visibles de la face antérieur ; lobes caudé et carré situés sous le lobe gauche visibles de la face postérieur.....	4
<b>Figure 1.3 :</b> Vascularisation afférente du foie.....	6
<b>Figure 1.4 :</b> Segmentation du foie selon Couinaud.....	12
<b>Figure 1.5 :</b> Les segments hépatiques selon une vue antérieure et postérieure.....	12
<b>Figure 1.6 :</b> Planification du geste chirurgicale en fonction de la reconstruction 3D des vaisseaux d'irrigation et de drainage du foie d'un patient (Logiciel Visible Patient, Strasbourg).....	13

### CHAPITRE 02 : SEGMENTATION DES IMAGES MEDICALES

<b>Figure 2.1 :</b> Les approches de segmentation d'images.....	16
<b>Figure 2.2 :</b> Classification des différentes méthodes de segmentation.....	18
<b>Figure 2.3 :</b> Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones.....	20
<b>Figure 2.4 :</b> Le neurone biologique et le neurone artificiel.....	21
<b>Figure 2.5 :</b> Schéma synoptique d'un CNN.....	24
<b>Figure 2.6 :</b> Ensemble de neurones (cercles) créant la profondeur d'une couche de convolution (bleu). Ils sont liés à un même champ récepteur (rouge).....	26
<b>Figure 2.7 :</b> Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2.....	26
<b>Figure 2.8 :</b> Calcul du pooling sur une image 4x4. Un pooling de 2x2 signifie que l'on sélectionne les pixels en carrés de 2x2. Le stride indique de combien de cases décaler le carré à chaque fois.....	28
<b>Figure 2.9 :</b> Schéma fonctionnel de la segmentation multi-organes par CNN : segmentation d'une tumeur hépatique.....	31
<b>Figure 2.10 :</b> L'architecture des CNN pour la segmentation des tumeurs hépatiques selon le modèle d'apprentissage en patch.....	31

## CHAPITRE 03 : Application sur les Angio-scan du Foie

<b>Figure 3.1</b> : Exemple des images de la base de données.....	35
<b>Figure 3.2</b> : Images redimensionnées.....	36
<b>Figure 3.3</b> : Application du filtre médian.....	38
<b>Figure 3.4</b> : Image Labels.....	39
<b>Figure 3.5</b> : Etapes de segmentation par CNN.....	40
<b>Figure 3.6</b> : Architecture de VGG-16.....	40
<b>Figure 3.7</b> : L'architecture de segmentation par SegNet.....	41
<b>Figure 3.8</b> : Architecture du réseau utilisé.....	43
<b>Figure 3.9</b> : Progression d'entraînement du réseau.....	45
<b>Figure 3.10</b> : Segmentation du foie par CNN sur deux coupes axiales différentes.....	46
<b>Figure 3.11</b> : Résultats de segmentation par les diverses méthodes de segmentation.....	47

LISTE DES TABLEAUX

**Tableau 3.1.** Le rapport d'entrainement.....44

## Introduction générale

L'imagerie médicale représente l'ensemble des techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image dans le but de guider un geste thérapeutique ou de suivre à moyen terme les résultats d'un traitement. Dans le domaine de la chirurgie hépatique, la modalité la plus courante est l'angio-scanner 3D. Ces images permettent aux chirurgiens de voir la vascularisation, le parenchyme du foie et d'évaluer les possibilités d'intervention. Cette visualisation n'est possible qu'après une multitude de traitements : suppression du bruit, segmentation 2D des coupes avec filtrage, reconstruction 3D...

Le but du projet de recherche dont fait partie ce travail est d'apporter aux chirurgiens une aide essentielle lors de la phase préopératoire, en améliorant l'analyse et le traitement d'images de manière à faciliter la planification de l'intervention chirurgicale. Ceci permettrait de gagner en précision du geste chirurgicale avec toutes les conséquences qui s'en suivent (minimiser les complications, réduction du temps d'hospitalisation). Pour atteindre ces objectifs, nous nous proposons dans le cadre de ce mémoire, de développer un programme permettant d'extraire automatiquement l'anatomie du foie (parenchyme) à partir des images TDM.

Notre travail n'est qu'une étape fondamentale dans l'analyse des images médicales qui consiste à délimiter les contours du foie et de leurs structures internes afin d'en récupérer la morphologie exacte. Cette modélisation est importante puisqu'il existe d'innombrables variantes dans l'anatomie du foie et de ses vaisseaux, ce qui empêche l'utilisation d'un modèle anatomique générique du foie et ses vaisseaux. L'approche numérique qui nous semble prometteuse est l'intelligence artificielle qui après une phase d'apprentissage sur une base de donnée appropriée, permettrait d'extraire automatiquement l'enveloppe du foie. Le premier objectif de ce mémoire est d'étudier ces méthodes de classification/segmentation et en particulier les méthodes dite de l'apprentissage profond (Deep Learning) pour ensuite les appliquer pour la segmentation du foie.

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

## **Introduction générale**

---

Le premier chapitre est dédié au cadre médical de ce mémoire. Nous y présentons quelques notions d'anatomie du foie, la transplantation hépatique ainsi que la segmentation de Couinaud.

Puis dans le deuxième chapitre, nous allons citer différentes techniques de segmentation d'image pour ensuite détailler les méthodes neuronales avec le cas particulier les réseaux de neurones convolutionnels.

Le chapitre trois donne plus de détails sur l'algorithme de segmentation et les étapes qu'il faut respecter pour parvenir à un résultat. Les résultats seront alors exposés et commenté.



# CHAPITRE 1

*Le foie : Anatomie,  
pathologies et transplantation  
hépatique*

## Introduction

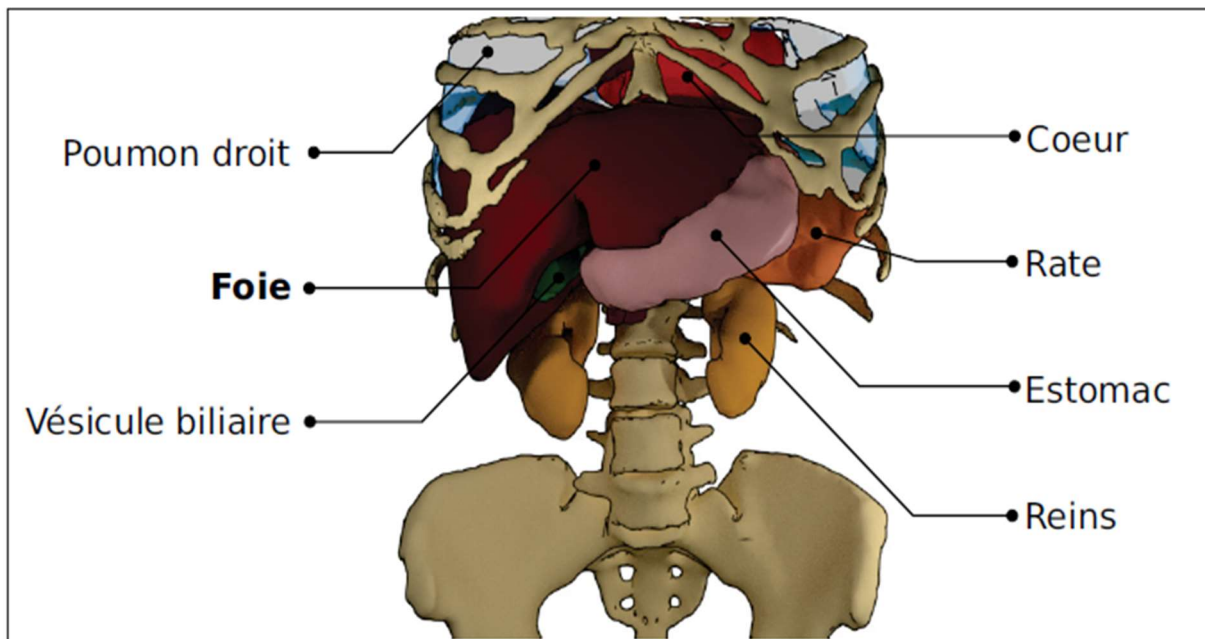
Ce chapitre introduit quelques notions fondamentales médicales et techniques afin de bien mettre en relief la pertinence des travaux réalisés. Dans un premier temps, l'anatomie du foie est décrite à travers ses lobes et sa vascularisation. Un bref survol des principales pathologies affectant cet organe est ensuite présenté, suivi des divers traitements disponibles aujourd'hui. Après cela, la transplantation hépatique est décrite avec sa technique et ses différents types.

## I. Anatomie

Le foie est l'organe le plus volumineux de l'organisme humain. Il appartient au système digestif et assure des fonctions nombreuses, vitales à l'organisme.

Il est situé dans la partie supérieure droite de l'abdomen : cet organe est partiellement protégé par les côtes. Le foie est séparé des poumons et du cœur par le diaphragme.

Il est localisé à droite de l'estomac, au-dessus du duodénum et de l'angle colique droit [1] (Figure 1.1).

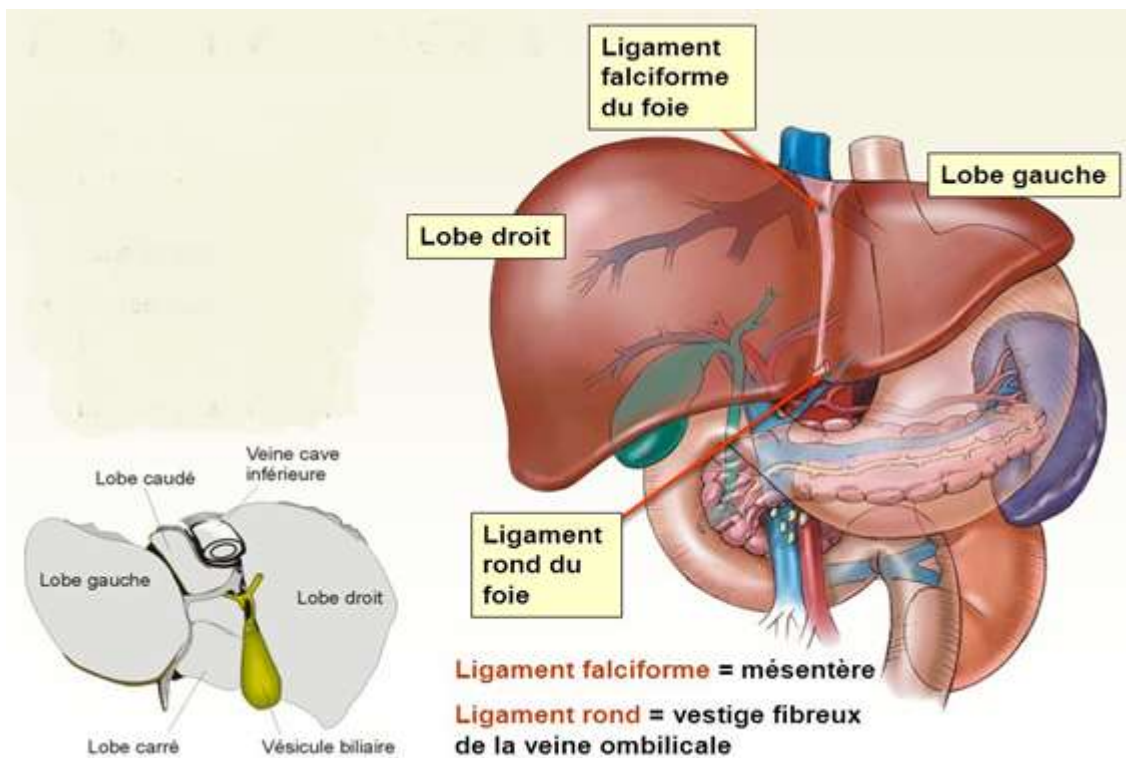


**Figure 1.1** : Vue de face : position anatomique du foie dans l'abdomen.

# Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique

## I.1. Lobes, segments

Le foie se divise en quatre lobes inégaux ; le lobe hépatique droit est le plus volumineux, le lobe hépatique gauche est la partie la plus étroite de l'organe. Entre ces deux lobes majeurs, on distingue le lobe carré et le lobe caudé. La vésicule biliaire est attachée au foie à la limite du lobe carré et du lobe hépatique droit. Le lobe carré et le lobe caudé sont séparés par un sillon appelé le hile du foie. C'est au niveau du hile que la veine porte et l'artère hépatique pénètrent dans le foie, et que passent des canaux biliaires majeurs. Chaque lobe du foie est divisé en segments ; on compte 8 segments en tout. Ces divisions anatomiques sont importantes pour les interventions chirurgicales : lorsqu'une partie du foie est endommagée et doit être extraite, la résection suit souvent ces contours anatomiques [1] (figure 1.2).



**Figure 1.2** Lobes et Ligament du foie, Lobes droit et gauche visibles de la face antérieure ; lobes caudé et carré situés sous le lobe gauche visibles de la face postérieure

## I.2. Fixité, ligaments

Le foie est fixé au diaphragme et à la paroi postérieure par le ligament coronaire, large, centré sur l'orifice cave du diaphragme et s'étendant latéralement vers les ligaments triangulaires droit et gauche plus fins.

# **Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique**

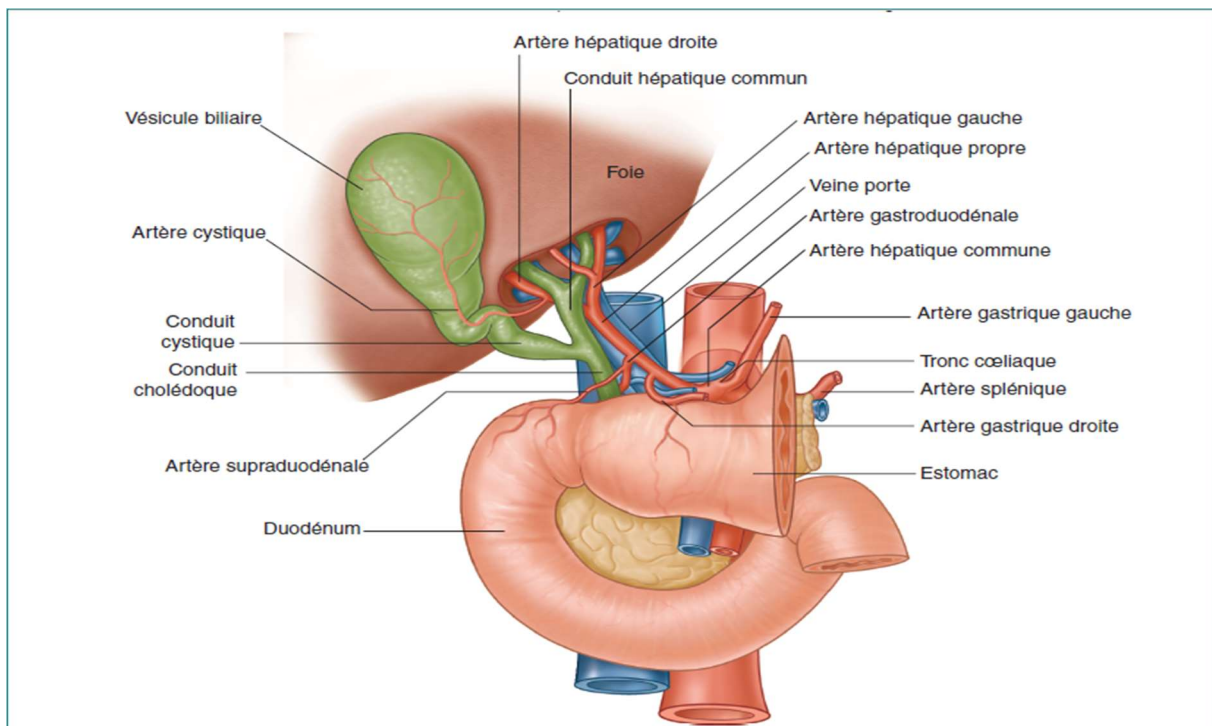
---

Le foie est étroitement fixé à la veine cave inférieure par son adventice et les veines hépatiques. Le petit omentum s'insère dans le sillon du ligament veineux.

Les récessus (étymologiquement « petites cavités ») sont des prolongements de la grande cavité péritonéale déterminés par les lignes de réflexion du péritoine pariétal sur le péritoine viscéral au niveau de l'insertion des différents ligaments du foie [2].

## **I.3. Vascularisation**

Le foie est un des organes les plus densément vascularisés du corps humain. Il contient plus de 10% du volume sanguin total du corps, et il est traversé par 1,4 litre de sang en moyenne à chaque minute (pour un adulte). Le foie reçoit le sang de deux vaisseaux majeurs : l'artère hépatique et la veine porte. En pénétrant dans le foie, ces vaisseaux se divisent jusqu'à former un très dense réseau de vaisseaux extrêmement fins. Le sang de l'artère hépatique apporte essentiellement l'oxygène nécessaire aux cellules du foie. Selon les personnes, l'anatomie varie. Le foie peut posséder une à trois artères : l'artère hépatique moyenne, qui naît du tronc cœliaque, l'artère hépatique droite, qui naît de l'artère mésentérique supérieure, l'artère hépatique gauche, qui naît de l'artère gastrique gauche. Dans la majorité des cas, on ne trouve qu'une seule artère : l'artère hépatique moyenne, qui naît du tronc cœliaque. Cette anatomie est appelée "modale" parce qu'elle est la plus fréquente dans la population. La veine porte naît de la réunion de la veine mésentérique supérieure, de la veine mésentérique inférieure, et de la veine splénique. Le sang de la veine porte apporte donc des substances provenant de l'estomac, des intestins, de la rate et du pancréas, qui seront transformées au cours de leur passage dans le foie. Après ses échanges avec les cellules hépatiques, le sang emprunte un réseau de veines de plus en plus larges, jusqu'aux trois veines sus-hépatiques qui quittent le foie et se jettent dans la veine cave inférieure [1] (Figure 1.3).



**Figure 1.3** Vascularisation afférente du foie.

## I.4. Voies biliaires

Parallèlement aux vaisseaux sanguins, le foie est parcouru par un grand nombre de voies biliaires. Ils collectent la bile et la mènent à la sortie du foie dans le canal hépatique commun, qui prend plus loin le nom de canal cholédoque. Ce canal débouche dans le duodénum la partie haute de l'intestin où la bile est utilisée pour la digestion.

Une partie de la bile est stockée, sous forme concentrée, dans la vésicule biliaire. Elle est reliée au canal cholédoque par le canal cystique [1].

## I.5. Structure du tissu hépatique

Le foie est constitué de millions de lobules hépatiques entre lesquels circulent :

- les vaisseaux sanguins qui alimentent les lobules et collectent les substances qu'ils produisent
- des canaux biliaires qui collectent la bile produite par les lobules.

Au centre de chaque lobule hépatique, une veine Centro lobulaire collecte le sang qui quitte le lobule.

# **Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique**

---

Chaque lobule est constitué de milliers de cellules hépatiques. Elles sont organisées de façon complexe pour assurer d'une part la production et l'écoulement de la bile, et d'autre part les échanges avec le sang [1].

## **I.6. Les fonctions du foie**

Le sang de la veine porte parvient au foie chargé de très nombreuses substances issues de la digestion ou de l'activité des organes du système digestif. Ces molécules sont absorbées par les cellules du foie qui sont dotées d'enzymes spécifiques et permettent leur transformation chimique. Ces modifications effectuées par le foie sont vitales pour l'organisme ; elles ont pour objectifs principaux :

- Le stockage et la répartition des nutriments issus de la digestion.
- La dégradation des substances toxiques.
- La synthèse de la plupart des protéines du sang.
- La production de la bile [3].

## **II. Quelques maladies hépatiques**

La grande majorité des maladies hépatiques chroniques est liée à une infection virale (hépatites B et C) ou à une agression toxique (alcool en premier lieu mais aussi médicaments etc.) ou métabolique (surcharge en graisse, diabète mal équilibré). Ces hépatites chroniques se caractérisent par la destruction d'hépatocytes (les cellules hépatiques), compensée longtemps par la régénération. Mais si l'agression est importante, elle peut en outre détruire également les cloisons situées entre les îlots cellulaires, alors remplacés par du tissu cicatriciel, dur, inextensible, qui étranglera les futures « repousses ». C'est la cirrhose.

Les tumeurs hépatiques : certaines sont primitives, c'est-à-dire originaires des cellules du foie. Elles surviennent le plus souvent, mais pas toujours, sur des foies déjà malades (hépatites ou plus largement hépatopathies chroniques).

D'autres sont secondaires : ce sont des métastases, « tumeurs filles » dont l'origine était dans un autre organe (côlon, estomac, sein, poumon...) [4].

# **Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique**

---

## **III. La transplantation hépatique**

La transplantation hépatique, ou greffe du foie, est une intervention chirurgicale consistant à remplacer un foie malade par un foie sain, prélevé sur un donneur.

Le foie étant le seul organe possédant la capacité de se régénérer, il est possible de réaliser une transplantation hépatique à partir d'un greffon prélevé chez un donneur vivant, appartenant à la famille proche du receveur. Le plus fréquemment, le greffon provient d'un donneur déclaré en état de mort encéphalique.

Elle comporte deux interventions chirurgicales faites par deux équipes différentes :

- Sur le donneur en état de mort encéphalique effectuant le prélèvement hépatique ;
- Sur le receveur pour réaliser l'exérèse (ablation) du foie malade et l'implantation du greffon hépatique prélevé.

Une parfaite coordination entre ces deux équipes est de règle afin de réduire au maximum le temps où le greffon hépatique va être refroidi, privé de circulation sanguine. En général ce temps est de quelques heures (10h à 15h maximum).

Les deux interventions sont très délicates : Le prélèvement chez le donneur doit être effectué dans les meilleures conditions chirurgicales et de conservation afin que ce greffon reprenne ses fonctions antérieures d'une façon la plus optimale possible. L'intervention chez le receveur est longue et difficile (entre 5h et 15h). Elle comprend deux étapes :

- L'hépatectomie ou l'exérèse du foie malade consiste à sectionner les attaches ligamentaires du foie, les vaisseaux sanguins venant au foie (artère hépatique et veine porte), ceux le quittant (veines hépatiques affluents de la veine cave inférieure) ainsi que la voie biliaire principale. La présence de troubles de la coagulation (insuffisance hépatique) et d'une hypertension portale (dilatation des veines autour du foie due à la cirrhose) augmente considérablement le risque hémorragique chez ces malades.

L'implantation hépatique est délicate et consiste en la réalisation de 4 anastomoses (raccordement à l'aide de fil chirurgical) :

- Les veines hépatiques du greffon à la veine cave inférieure du receveur.

# **Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique**

---

- La veine porte du greffon à la veine porte du receveur.
- L'artère hépatique du greffon à l'artère hépatique du receveur
- La voie biliaire principale du greffon à la voie biliaire principale du receveur [5].

## **III.1. Les Types de transplantation hépatique**

Il existe 5 différents types de transplantations hépatiques [6]

### **III.1.1. La Transplantation Ortho topique**

La transplantation hépatique la plus souvent réalisée en France est la transplantation d'un foie entier qui provient d'un donneur décédé (donneur en mort encéphalique). C'est une transplantation hépatique ortho topique, ce qui veut dire que le greffon est implanté, après l'ablation du foie natif, en lieu et place du foie malade.

### **III.1.2. La Transplantation Hépatique "Domino"**

Certains patients nécessitent une transplantation hépatique pour une maladie neurologique liée au foie (neuropathie amyloïde). Cette maladie ne se déclare qu'après plusieurs décennies. Leur foie, même s'il a été responsable de l'apparition de la maladie neurologique est tout à fait fonctionnel et peut-être utilisé chez un autre patient qui a besoin rapidement d'un foie fonctionnel. Chez ce second patient, la neuropathie amyloïde, si elle apparaît, mettra aussi plusieurs années à devenir active.

Ce type de transplantation hépatique est appelée "transplantation hépatique domino". Ces stratégies sont utilisées avec l'accord du patient donneur et du receveur : ils sont informés longuement au cours d'un entretien des avantages et des inconvénients de cette technique. Dans l'hypothèse où la maladie neurologique deviendrait active chez le patient receveur, une nouvelle transplantation hépatique serait réalisée.

### **III.1.3. La Transplantation de Foie Partiel ou "Split" :**

Un foie entier, prélevé chez un donneur en mort encéphalique ou dans le cadre d'un programme domino, s'il est suffisamment volumineux, peut être divisé en 2 pour être donné à deux receveurs. On parle de transplantation « split », du mot anglais qui signifie diviser ou répartir.

- Dans l'immense majorité des cas, ce « split » est fait pour permettre une transplantation hépatique chez un enfant et un adulte. Exceptionnellement, il est possible de partager



## **Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique**

---

un foie pour transplanter 2 adultes de petites tailles. Cette technique a été inventée à Paul Brousse par Henri Bismuth en 1980 devant la présence au même moment de 2 enfants en insuffisance hépatique aiguë et la disponibilité d'un seul foie entier.

### **III.1.4. La Transplantation partielle à Donneur Vivant**

La transplantation hépatique dite « à donneur vivant » consiste à effectuer un prélèvement d'une partie du foie chez un membre de la famille pour en réaliser la transplantation chez le patient en attente de greffe hépatique.

Alors qu'elle est la stratégie principale en Asie où le don d'organe après le décès est quasiment inexistant pour des raisons religieuses, ce type de méthode est utilisé dans moins de 5% des transplantations réalisées en Europe. Outre l'existence du don après décès, le principal frein au développement de la transplantation à donneur vivant est lié aux risques de l'hépatectomie qu'impose la réalisation du prélèvement chez le donneur sain.

En France, la réalisation d'une transplantation hépatique dans le cadre d'un don intra familial est très encadrée sur le plan réglementaire. Le principal intérêt de cette technique est de permettre à des patients en attente de greffe hépatique d'accéder plus rapidement à un greffon, mais en aucun cas elle ne change les règles d'accès à la transplantation. En cas de doute quant à la faisabilité de l'hépatectomie chez le donneur dans des conditions satisfaisantes de sécurité, la transplantation n'est pas effectuée. Dans tous les cas, c'est la sécurité du donneur qui prime sur la nécessité de réaliser la transplantation chez le receveur. En Algérie la transplantation hépatique est à ces débuts (dizaine d'années d'expérience est seulement à Alger), et se fait exclusivement à partir de donneur vivant pour des raisons religieuses.

### **III.1.5. La Transplantation Hépatique Auxiliaire**

Ce type de transplantation s'adresse à des patient extrêmement sélectionnés atteints d'une pathologie extrêmement sévère (hépatite fulminante le plus souvent) mais ayant un espoir de guérison de leur foie natif. La transplantation hépatique auxiliaire correspond à la mise en place d'un greffon (entier ou partiel) en conservant tout le foie ou une partie du foie natif. L'objectif à terme est de retirer le foie greffé si le foie natif guérit, afin d'arrêter les traitements immunosuppresseurs.

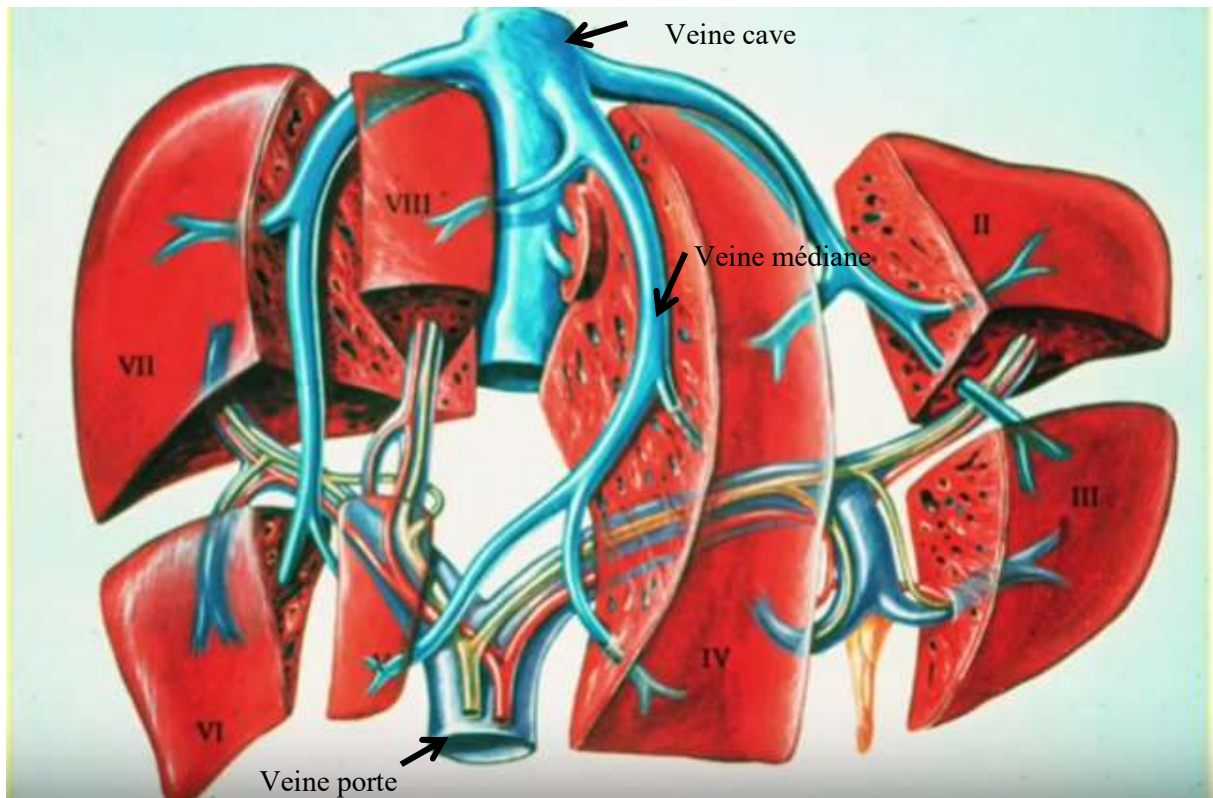
## III.2. Contre-indications

Certaines contre-indications sont absolues : existence d'un cancer ou d'une infection active extra hépatique, maladie cardio-respiratoire sévère. La contre-indication liée à une séropositivité pour le VIH pourrait être reconsidérée, en raison des progrès des traitements antiviraux. D'autres contre-indications sont relatives : âge supérieur à 65 ans, alcoolisme persistant multiplication active du virus de l'hépatite B, thrombose portale, cancer hépatique évolué, et existence d'une infection active hépatobiliaire [7].

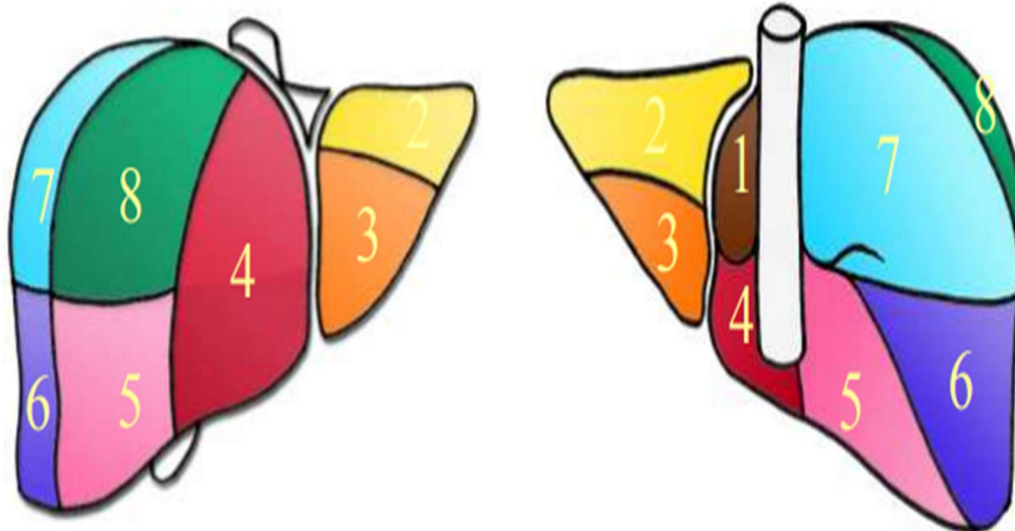
## IV. Segmentation du foie selon de Couinaud

Docteur Couinaud a fait des expériences sur des foies de cadavres. Il a injecté un liquide coloré et a suivi son trajet dans le foie. Il a constaté qu'il existe des veines d'irrigation émanant de la veine porte et des veines de drainage se rejoignant dans la veine cave. En répétant les expériences il a constaté que les mêmes veines alimentent les mêmes segments. Il a alors établi un modèle simplifié du foie humain en huit segments : Il s'agit de la segmentation de Couinaud [8]. Le foie est donc divisé en secteurs, eux-mêmes divisés en segments. Les branches de division de la veine porte délimitent les secteurs du foie en huit segments numérotés de I à VIII sur la face inférieure du foie dans le sens inverse des aiguilles d'une montre :

- Le segment I correspond au lobe caudé et à la partie du foie en avant de la veine cave ;
- Les segments II et III correspondent au secteur latéral gauche ;
- Le segment IV correspond au secteur médial gauche ;
- Le segment V correspond à la partie inférieure et le segment VIII à la partie supérieure du segment antérieur droit ;
- Le segment VI correspond à la partie inférieure et le segment VII à la partie supérieure du segment postérieur droit (figure 1.4 et figure 1.5) [9].



**Figure 1.4 :** Segmentation du foie selon Couinaud.



**a.** Vue antérieure

**b.** Vue postérieure

**Figure 1.5 :** Les segments hépatiques selon une vue antérieure et postérieure.

## Chapitre I Anatomie, pathologies et transplantation hépatique

Cette segmentation fut longtemps un passage incontournable à toute chirurgie hépatique. En effet quand on fait une hépatectomie gauche (suppression des segments II et III et IV), on va sectionner la veine hépatique médiane (figure ci-dessus) mais on va également sectionner les veines de drainage du lobe droit. Les segments V et VIII n'étant plus drainés vont gonfler et finiront par provoquer une hémorragie hépatique qui conduit au décès du donneur (si nous sommes dans le cadre d'une transplantation hépatique). Il est donc impératif, lors d'une exérèse hépatique de tenir compte des vaisseaux d'irrigations et de drainage, selon la segmentation de Couinaud. Actuellement avec la reconstruction 3D on peut planifier l'intervention chirurgicale avec plus de précision et pour chaque patient (Figure 1.5).



**Figure 1.5** : Planification du geste chirurgicale en fonction de la reconstruction 3D des vaisseaux d'irrigation et de drainage du foie d'un patient (Logiciel Visible Patient, Strasbourg).

## **Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons consacré la première partie à la présentation de quelques notions fondamentales sur l'anatomie du foie et sa vascularisation ainsi quelques pathologies, par la suite nous avons défini la transplantation hépatique, ses types et sa technique. Nous avons fini par donner un exemple d'application commercialisée (Visible Patient) pour la planification de la chirurgie hépatique. Pour parvenir à un tel résultat il est impératif de passer la phase de traitement d'image et en particulier la segmentation d'image qui permet de détecter les structures anatomiques (veines...) d'intérêt. Nous consacrons le chapitre suivant à la description de techniques de traitement d'image couramment utilisés pour la segmentation des images 2D du foie. Nous nous sommes particulièrement penchés sur l'approche « réseaux de neurones » dans le but de trouver une solution supervisée et complètement automatisée, compte tenu du grand nombre de coupes qu'il faut traiter (plus de 1000 coupes) pour parvenir à une reconstruction 3D.

# CHAPITRE II

## *Segmentation des images médicales*

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

### Introduction

Notre projet de recherche s'articule autour d'un grand outil de traitement d'image : la segmentation. La segmentation d'images est un processus visant à décomposer une image en un ensemble de régions ou classes ou sous-ensembles homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. En imagerie médicale, la segmentation est très importante, que ce soit pour l'extraction de paramètres ou de mesures sur les images, ainsi que pour la représentation et la visualisation. Dans notre application la segmentation sera exploitée pour détecter (visualiser) le foie sur l'angio-scan 2D.

La segmentation fait appel à plusieurs branches des mathématiques et de l'informatique. Comprendre les enjeux réels et déterminer les performances, les avantages et les inconvénients de chaque approche est donc une tâche difficile. Le choix d'une méthode sera toutefois guidé par des critères comme le type d'image, le bruit, les artéfacts d'acquisition, l'information a priori disponible, le temps de calcul, le niveau d'interaction acceptable ou encore la possibilité de corriger efficacement le résultat. D'autre part, l'expérience, le savoir-faire, sont indéniablement la clef du succès.

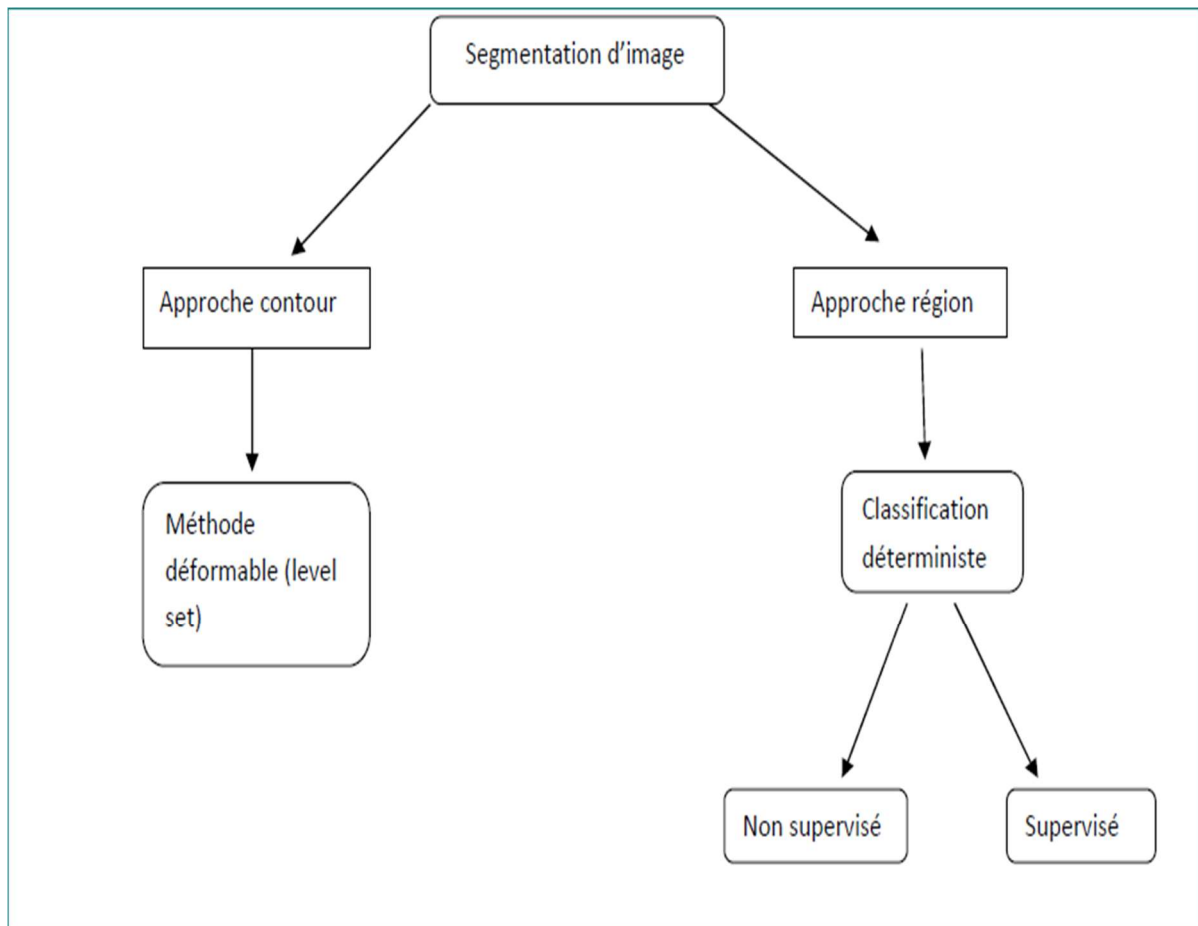
Dans notre équipe d'imagerie médicale, nous avons utilisé plusieurs méthodes de segmentation que ce soit avec l'approche région qu'avec l'approche contour (filtre spatial, les approches multi-résolutions (ondelettes, quadtree...), l'approche morphologie mathématique...). Toutes ces méthodes seules ou combinées nous ont permis de résoudre le problème posé avec succès mais à chaque fois on fait intervenir un paramètre manuel. Bien qu'il ait été prouvé que la segmentation est un problème mal posé (solutions multiples pour un même problème), nous sommes toujours à la recherche de « la méthode » de segmentation idéale, en tout cas pour une application donnée. Dans le cadre de ce projet, le problème majeur est le grand nombre de coupes à traiter. Une bonne méthode de segmentation dans ce cas doit être la plus « automatique » possible, c'est à dire faisant intervenir le minimum de paramètres à régler manuellement. Ce mémoire a un double objectif : acquérir une nouvelle expérience en traitement d'image : l'approche réseaux de neurones et essayer d'automatiser le processus de segmentation selon cette nouvelle approche (nouvelle dans notre équipe). Nous allons donc principalement exposer les méthodes de segmentations par réseaux de neurones. Nous mettant l'accent sur une méthode prometteuse, compte tenu de l'état de l'art : les réseaux de neurones convolutionnels.

### I. Différentes approches de segmentation

Beaucoup de méthodes de segmentation existent dans la littérature et peuvent être séparées en deux grandes familles.

1. Les méthodes de segmentation par contours.
2. Les méthodes de segmentation en région homogènes.

Dans la première approche, On s'intéresse aux frontières des régions et dans la deuxième approche on s'intéresse au contenu de région [11] (figure 2.1).



**Figure 2.1** : Les approches de segmentation d'image.



## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

### I.1.Approche région

Les approches de segmentation régions visent à créer une partition de l'image en un ensemble de régions homogènes au sens d'un ou plusieurs critères pour avoir des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires fondées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixel, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance, ou des paramètres de texture.

L'ensemble des regroupements de pixels constitue une segmentation d'image [12].

### I.2. Approches frontières (contour)

Contrairement aux approches régions, qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours se basent sur les discontinuités des images pour déterminer les contours des régions et trouver les di similarités avec la recherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes. La détection de contours consiste à repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal du niveau de gris [13].

Les méthodes de détection de contours donnent de bons résultats quand les contours de l'image sont bien définis. Cependant, dans le cas des images bruitées ou faiblement contrastées les contours obtenus ne sont pas connexes et fermés, alors c'est une méthode qui nécessite une étape supplémentaire afin de fermer les bords des régions [14].

### I.3.Approches classification

La Classification est un processus qui permet de rassembler les pixels d'une image dans des sous-ensembles qui présentent une similitude et une uniformité selon un critère prédéfini, on parle de partitionnement ou de clustering (classe). Cette approche s'appuie sur les concepts de la logique floue [15].

Les méthodes de classification sont issues des méthodes statistiques multidimensionnelles. Il n'existe pas une méthode de classification qui peut s'appliquer à tout type d'image et qui peut fournir un partitionnement optimal. Ce qui explique la grande diversité de méthodes de classification qui existe dans la littérature.

## Chapitre II Segmentation des images médicales

Le choix d'une méthode est déterminé par différents facteurs tels que le nombre de classes attendues, la forme des classes extraites ou encore le chevauchement ou non des classes [16] (figure 2.2).

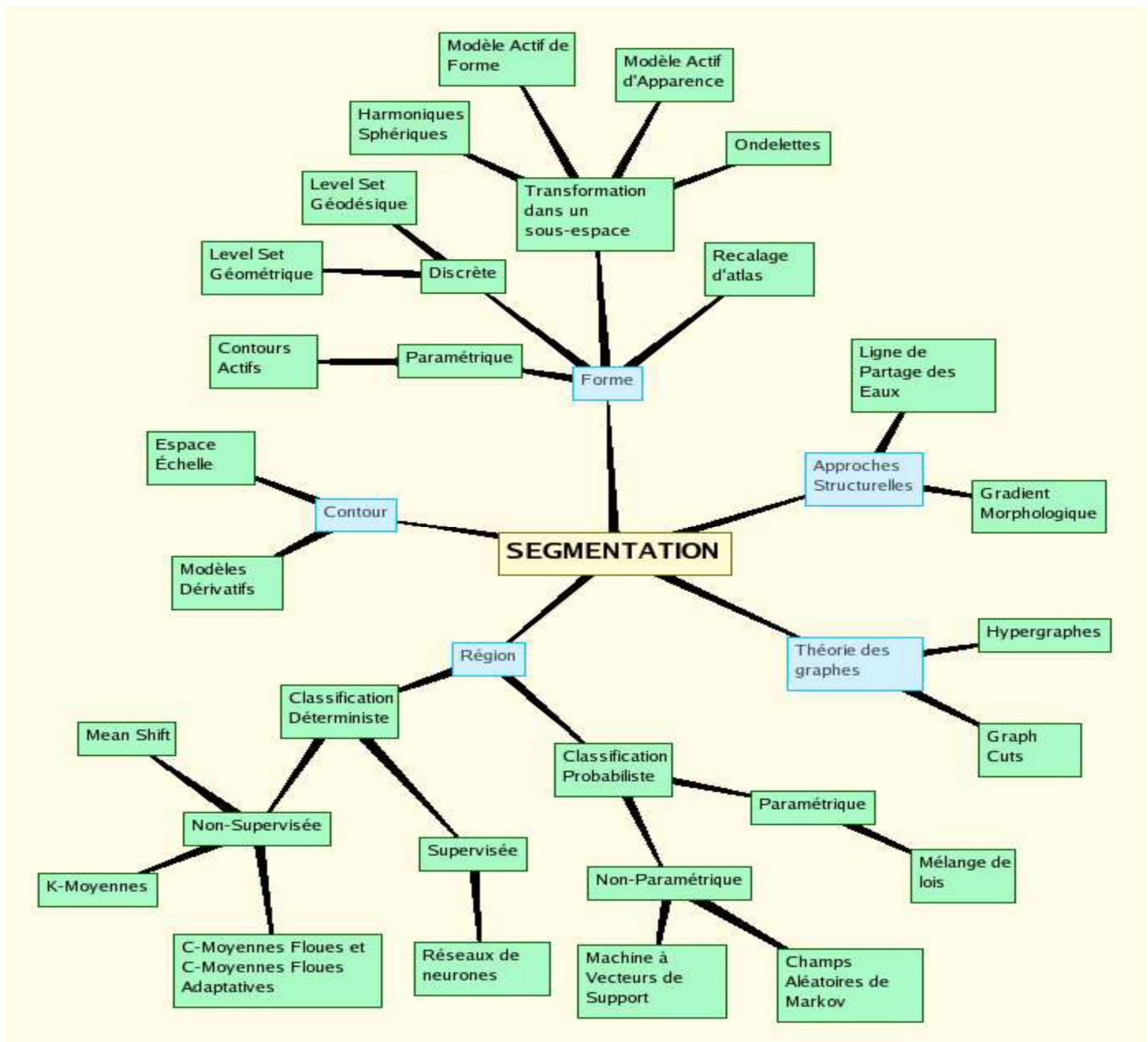


Figure 2.2 Classification des différentes méthodes de segmentation

### II. Segmentation des images médicales par des techniques de classification

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes. Les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents.

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

### II.1. Méthode de classification

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classer automatiquement des objets, comporte généralement deux phases fondamentales :

- ❖ **une phase d'apprentissage** : dont le but est de déterminer un espace de représentation des signaux et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets.
- ❖ **une phase de reconnaissance** : au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.
  - La classification peut être supervisée ou non supervisée [17].

#### II.1.1. Méthodes non supervisées

Les méthodes non supervisées, elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les classes trouvées. Parmi ces méthodes, on peut citer l'algorithme des K-moyennes (K-Means), l'algorithme des C-moyennes floues et les approches probabilistes [18].

#### II.1.2. Méthodes supervisées

Les approches supervisées nécessitent une étape d'apprentissage sur un échantillon avant de pouvoir être l'appliquer sur de nouvelles données. On répertorie, entre autres, dans ce type d'approche : les réseaux de neurones, les Support Vector Machine (SVM), et les K-plus proche voisins. Les approches supervisées nécessitent généralement une interaction avec l'utilisateur pour le choix de l'échantillon d'apprentissage, source de variabilité et de non-reproductibilité des résultats. Ce type de méthodes est cependant intégré dans des approches combinées.

Dans la cadre de ce projet nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par approche classification. Nous allons présenter quelques algorithmes qui répondent à la classification supervisée tel que l'algorithme des réseaux de neurones [18] (figure 2.3).

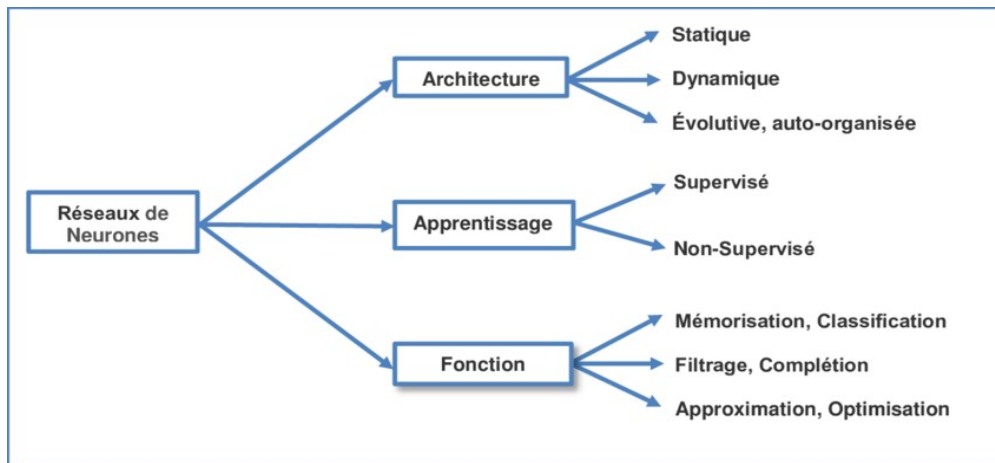


Figure 2.3 : Différentes possibilités de classification des réseaux de neurones

### III. Les Réseaux de Neurones

Un réseau de neurones est un outil puissant de la modélisation des relations complexes entre les données d'entrée et de sortie. Le développement de cette technologie a été motivé par l'ambition d'avoir un système artificiel capable d'accomplir des tâches "intelligentes" de manière semblable à celles qui sont exécutées par le cerveau humain.

Un réseau de neurones ressemble au cerveau humain dans le sens où il apprend des connaissances par apprentissage, et ses connaissances sont stockées dans des connexions inter-neurones connues sous le nom « poids synaptiques » [19].

#### III.1. Le neurone biologique

Les neurones sont considérés comme le support physique de l'intelligence. Ils fascinent puisque comprendre et savoir utiliser l'intelligence permet de réaliser des buts inimaginables.

Le cerveau se compose d'environ  $10^{12}$  neurones (mille milliards), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone.

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire qui contient le noyau, il renferme l'ADN possédant toutes les informations génétiques nécessaires pour l'élaboration des différentes activités biochimiques utiles au bon fonctionnement du neurone.

Les contacts entre deux neurones (entre axone et dendrite) se font par l'intermédiaire des synapses [20].

#### III.2. Les Réseaux de Neurones Artificiels

Un réseau de neurones artificiels, ou réseau neuronal artificiel, est un système dont la

## Chapitre II Segmentation des images médicales

conception est à l'origine schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, et qui par la suite s'est rapproché des méthodes statistiques [21].

Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste, en particulier bayésien. Ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes [22] permettant de créer des classifications rapides (réseaux de Kohonen en particulier), et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle (figure 2.4).

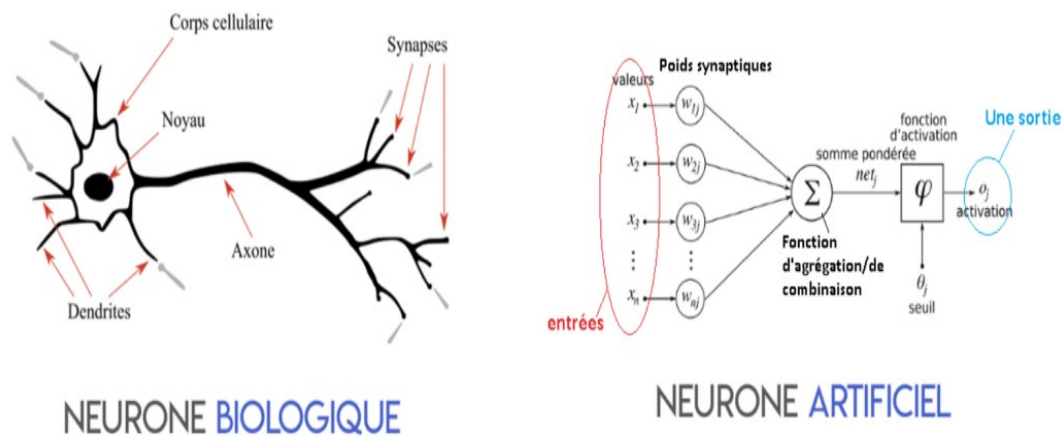


Figure 2.4 : Le neurone biologique et le neurone artificiel

### III.3. les différents types de réseau de neurone

L'ensemble des poids des liaisons synaptiques détermine le fonctionnement du réseau de neurones. Les motifs sont présentés à un sous-ensemble du réseau de neurones : la couche d'entrée. Lorsqu'un motif est appliqué à un réseau, celui-ci cherche à atteindre un état stable. Lorsqu'il est atteint, les valeurs d'activation des neurones de sortie constituent le résultat. Les neurones qui ne font ni partie de la couche d'entrée ni de la couche de sortie sont dits neurones cachés.

Les types de réseau de neurones diffèrent par plusieurs paramètres :

- La topologie des connexions entre les neurones ;
- La fonction d'agrégation utilisée (somme pondérée, distance pseudo-euclidienne...)

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

- La fonction de seuillage utilisée (sigmoïde, échelon, fonction linéaire, fonction de Gauss...);
- L'algorithme d'apprentissage (rétro propagation, cascade corrélation);
- D'autres paramètres, spécifiques à certains types de réseaux de neurones, tels que la méthode de relaxation pour les réseaux de neurones (réseaux de Hopfield par exemple) qui ne sont pas à propagation simple (perceptron multicouche par exemple).

De nombreux autres paramètres sont susceptibles d'être mis en œuvre dans le cadre de l'apprentissage de ces réseaux de neurones par exemple :

- La méthode de dégradation des pondérations, permettant d'éviter les effets de bord et de neutraliser le sur apprentissage [23].

### III.4. Les réseaux de neurones convolutionnels

Les réseaux de neurones convolutionnels sont à ce jour les modèles les plus performants pour classer des images. Désignés par l'acronyme CNN, de l'anglais Convolutional Neural Network, ils comportent deux parties bien distinctes. En entrée, une image est fournie sous la forme d'une matrice de pixels. Elle a 2 dimensions pour une image en niveaux de gris. La couleur est représentée par une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales [Rouge, Vert, Bleu]. La première partie d'un CNN est la partie convolutive à proprement parler. Elle fonctionne comme un extracteur de caractéristiques des images. Une image est passée à travers une succession de filtres, ou noyaux de convolution, créant de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image par une opération de maximum local. Au final, les cartes de convolutions sont mises à plat et concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN [24].

Ce code CNN en sortie de la partie convolutive est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées (perceptron multicouche). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image. La sortie est une dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories.

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

Une architecture CNN est formée par un empilement de couches de traitement indépendantes (figure 2.5) :

- La couche de convolution (CONV) qui traite les données d'un champ récepteur.
- La couche de pooling (POOL), qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image intermédiaire (souvent par sous-échantillonnage).
- La couche de correction (ReLU), souvent appelée par abus 'ReLU' en référence à la fonction d'activation (Unité de rectification linéaire).
- La couche "entièrement connectée" (FC), qui est une couche de type perceptron.
- La couche de perte (LOSS).

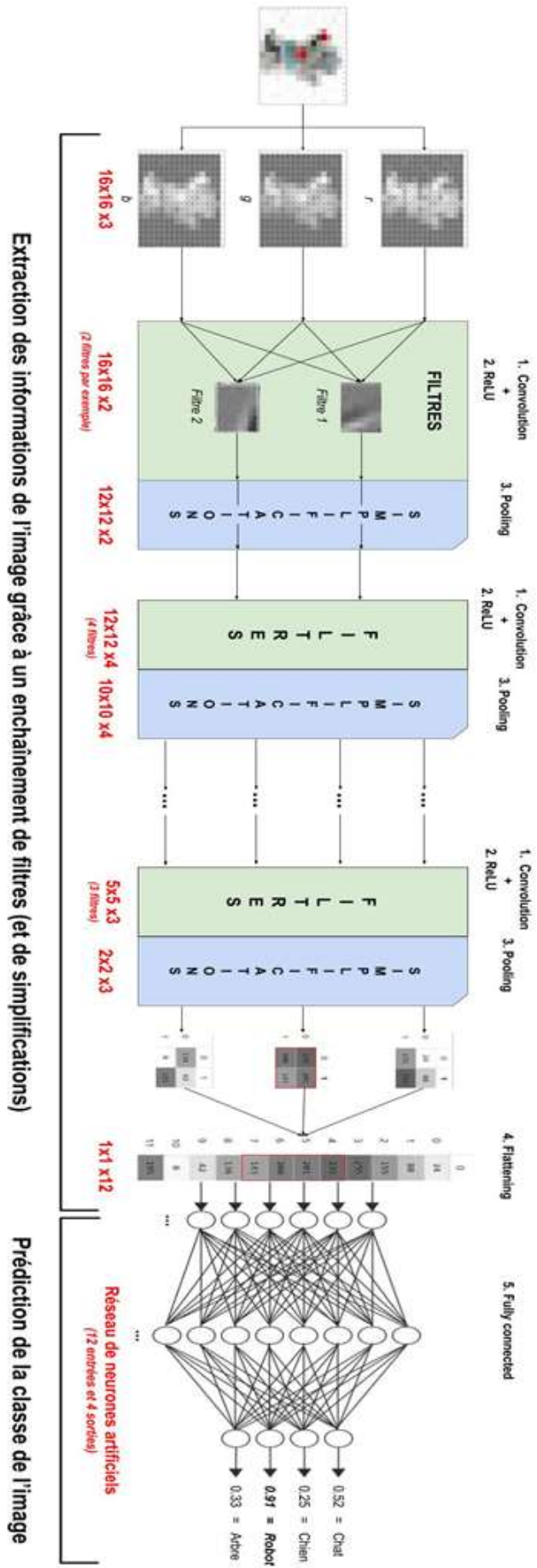


Figure 2.5 : schéma synoptique d'un CNN.



## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

### III.4.1. Couche de convolution (CONV)

La couche de convolution est le bloc de construction de base d'un CNN. Trois paramètres permettent de dimensionner le volume de la couche de convolution : la profondeur, le pas et la marge.

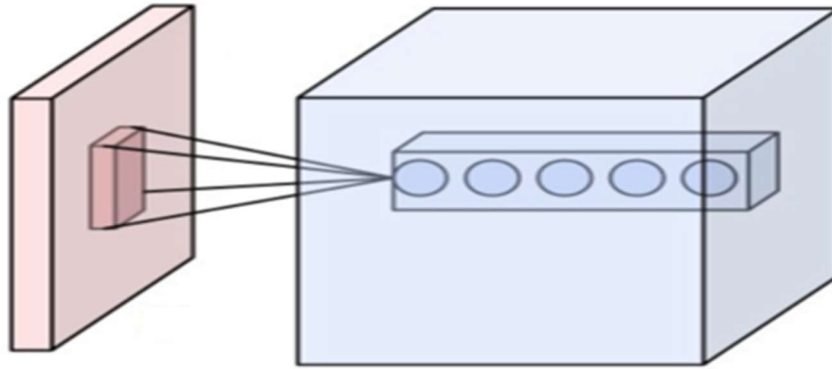
1. Profondeur de la couche : nombre de noyaux de convolution (ou nombre de neurones associés à un même champ récepteur).

2. Le pas : contrôle le chevauchement des champs récepteurs. Plus le pas est petit, plus les champs récepteurs se chevauchent et plus le volume de sortie sera grand.

3. La marge (à 0) ou zéro padding : parfois, il est commode de mettre des zéros à la frontière du volume d'entrée. La taille de ce 'zéro-padding' est le troisième hyper paramètre. Cette marge permet de contrôler la dimension spatiale du volume de sortie. En particulier, il est parfois souhaitable de conserver la même surface que celle du volume d'entrée. Si le pas et la marge appliquée à l'image d'entrée permettent de contrôler le nombre de champs récepteurs à gérer (surface de traitement), la profondeur permet d'avoir une notion de volume de sortie, et de la même manière qu'une image peut avoir un volume, si on prend une profondeur de 3 pour les trois canaux RGB d'une image couleur, la couche de convolution va également présenter en sortie une profondeur. C'est pour cela que l'on parle plutôt de "volume de sortie" et de "volume d'entrée", car l'entrée d'une couche de convolution peut être soit une image soit la sortie d'une autre couche de convolution. La taille spatiale du volume de sortie peut être calculée en fonction de la taille du volume d'entrée  $W_i$  la surface de traitement  $K$  (nombre de champs récepteurs), le pas  $S$  avec lequel ils sont appliqués, et la taille de la marge  $P$ .

Le nombre de neurones du volume de sortie est calculé selon la formule  $w_0 = \frac{w_i - k + 2p}{s} + 1$ .

Si  $w_0$  n'est pas entier, les neurones périphériques n'auront pas autant d'entrée que les autres. Il faudra donc augmenter la taille de la marge (pour recréer des entrées virtuelles) [24].

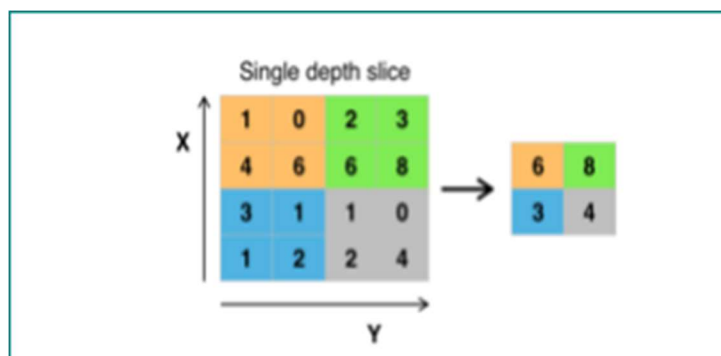


**Figure 2.6 :** Ensemble de neurones (cercles) créant la profondeur d'une couche de convolution (bleu). Ils sont liés à un même champ récepteur (rouge)

### III.4.2. Couche de pooling (POOL)

Un autre concept important des CNNs est le pooling, ce qui est une forme de sous-échantillonnage de l'image. L'image d'entrée est découpée en une série de rectangles de  $n$  pixels de côté ne se chevauchant pas (pooling). Chaque rectangle peut être vu comme une tuile. Le signal en sortie de tuile est défini en fonction des valeurs prises par les différents pixels de la tuile. Le pooling réduit la taille spatiale d'une image intermédiaire, réduisant ainsi la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau. Il est donc fréquent d'insérer périodiquement une couche de pooling entre deux couches convolutives successives d'une architecture CNN pour contrôler l'overfitting (sur-apprentissage).

L'opération de pooling crée aussi une forme d'invariance par translation. La couche de pooling fonctionne indépendamment sur chaque tranche de profondeur de l'entrée et la redimensionne uniquement au niveau de la surface. La forme la plus courante est une couche de mise en commun avec des tuiles de taille  $2 \times 2$  (largeur/hauteur) et comme valeur de sortie la valeur maximale en entrée. On parle dans ce cas de « Max-Pool  $2 \times 2$  ».



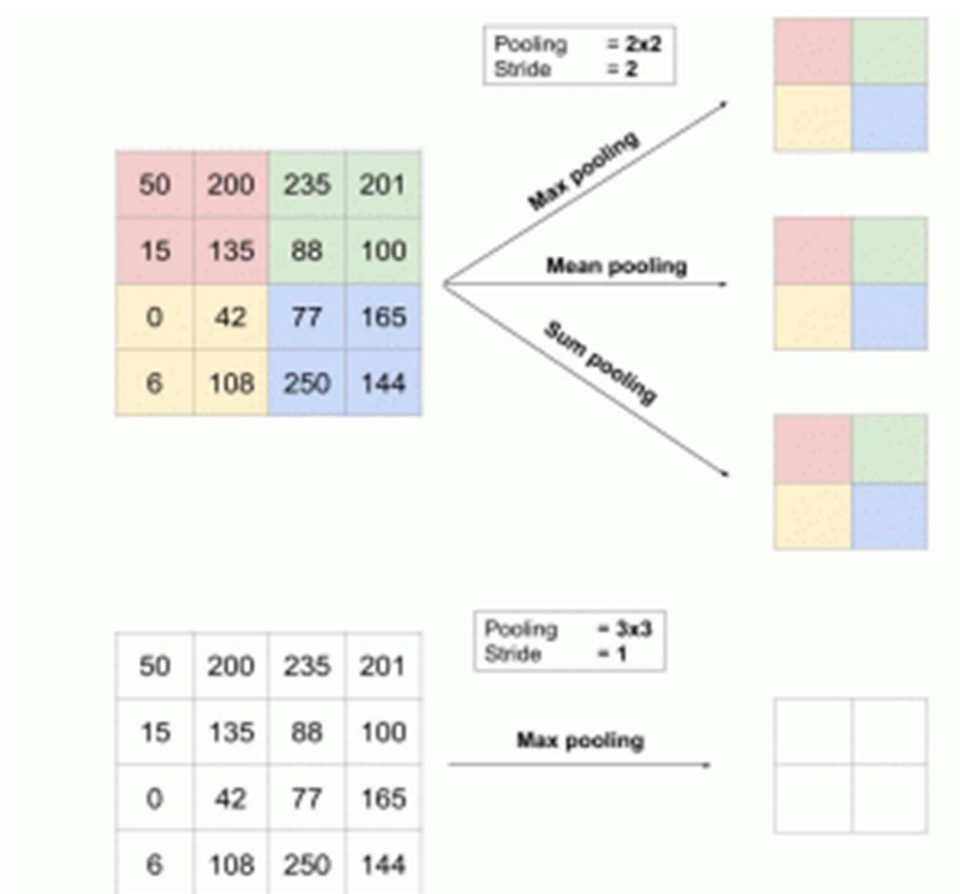
**Figure 2.7 :** Pooling avec un filtre  $2 \times 2$  et un pas de 2

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

Il existe plusieurs types de pooling : (figure 2.8)

- Le « max pooling » qui revient à prendre la valeur maximale de la sélection. C'est le type le plus utilisé car il est rapide à calculer (immédiat), et permet de simplifier efficacement l'image
- Le « meanpooling » (ou averagepooling), soit la moyenne des pixels de la sélection : on calcule la somme de toutes les valeurs et on divise par le nombre de valeurs. On obtient ainsi une valeur intermédiaire pour représenter ce lot de pixels
- Le « sumpooling » c'est la moyenne sans avoir divisé par le nombre de valeurs (on ne calcule que leur somme) [25].



**Figure 2.8 :** Calcul du pooling sur une image 4×4. Un pooling de 2×2 signifie que l’on sélectionne les pixels en carrés de 2×2. Le stride indique de combien de cases décaler le carré à chaque fois.

Initialement l'average pooling était souvent utilisé, mais il s'est avéré que le max-pooling est plus efficace car celui-ci augmente plus significativement l'importance des activations fortes. En d'autres circonstances, on pourra utiliser un pooling stochastique. Le pooling permet de gros gains en puissance de calcul. Cependant, en raison de la réduction agressive de la taille de la représentation (et donc de la perte d'information associée), la tendance actuelle est d'utiliser de petits filtres (type 2x2). Il est aussi possible d'éviter la couche de pooling mais cela implique un risque sur-apprentissage plus important [25].

### III.4.3. Couches de correction (ReLU)

Il est possible d'améliorer l'efficacité du traitement en intercalant entre les couches de traitement une couche qui va opérer une fonction mathématique (fonction d'activation) sur

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

les signaux de sortie.

La fonction ReLU (abréviation de Unités Rectifié linéaires) est définie comme suit :  $F(x)=\max(0,x)$ . Cette fonction force les neurones à retourner des valeurs positives [26].

### III.4.4. Couche entièrement connectée (FC)

Après plusieurs couches de convolution et de max-pooling, le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche précédente. Leurs fonctions d'activations peuvent donc être calculées avec une multiplication matricielle suivie d'un décalage de polarisation [24].

### III.4.5. Couche de perte (LOSS)

La couche de perte spécifie comment l'entraînement du réseau pénalise l'écart entre le signal prévu et réel. Elle est normalement la dernière couche dans le réseau. Diverses fonctions de perte adaptées à différentes tâches peuvent y être utilisées. La fonction « Softmax » permet de calculer la distribution de probabilités sur les classes de sortie [24].

La fonction Softmax est définie comme suit :

```
function y=Softmax(x)
ex=exp(x);
y=ex/sum(ex);
end
```

### III.5. Caractéristiques et avantages

Un avantage majeur des réseaux convolutifs est l'utilisation d'un poids unique associé aux signaux entrant dans tous les neurones d'un même noyau de convolution. Cette méthode réduit l'empreinte mémoire, améliore les performances et permet une invariance du traitement par translation. C'est le principal avantage du réseau de neurones convolutifs par rapport au perceptron multicouche, qui, lui, considère chaque neurone indépendant et affecte donc un poids différent à chaque signal entrant.

Lorsque le volume d'entrée varie dans le temps (vidéo ou son), il devient intéressant de rajouter un paramètre le long de l'échelle de temps dans le paramétrage des neurones. On parlera dans ce cas de réseau neuronal à retard temporel (TDNN).

Comparés à d'autres algorithmes de classification d'image, les réseaux de neurones convolutifs utilisent relativement peu de prétraitement. Cela signifie que le réseau est responsable de faire

## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

évoluer tout seul ses propres filtres (apprentissage sans supervision), ce qui n'est pas le cas d'autres algorithmes plus traditionnels. L'absence de paramétrage initial et d'intervention humaine est un atout majeur des CNN [27].

### III.6. Localisation et segmentation automatisées par CNN

Pour la localisation et la délimitation automatiques des organes en tomodensitométrie 3D, nous présentons le cas d'un CNN entièrement volumétrique en profondeur, qui effectue l'apprentissage de bout en bout et fournit voxel-voxel prédiction. Les réseaux de neurones convolutifs sont neuronaux avec une architecture de réseau qui utilise un partage de poids étendu pour réduire les degrés de liberté des modèles spatialement corrélé. En tant que blocs principaux de la CNN, la couche convolutionnel et les couches de pooling sont appliquées alternativement sur l'image d'entrée brute. Chaque couche prend en entrée la sortie de couche précédente et construit ainsi une hiérarchie de plus en plus caractéristique (figure 2.9). Contrairement à l'apprentissage par patch (figure 2.10), en employant des couches d'échantillonnage ascendant, le CNN est entièrement capable de prédire la segmentation pour tout le volume à la fois.

Quant à la première couche convolutive, tout le volume de tomodensitométrie est pris comme entrée. Dans les couches suivantes, l'entrée des blocs d'image sont constitués de cartes de caractéristiques de la couche précédente. Les fonctionnalités sont extraites via un ensemble de filtres convolution sur l'image d'entrée, suivie d'une fonction d'activité non linéaire [28].

## Chapitre II Segmentation des images médicales

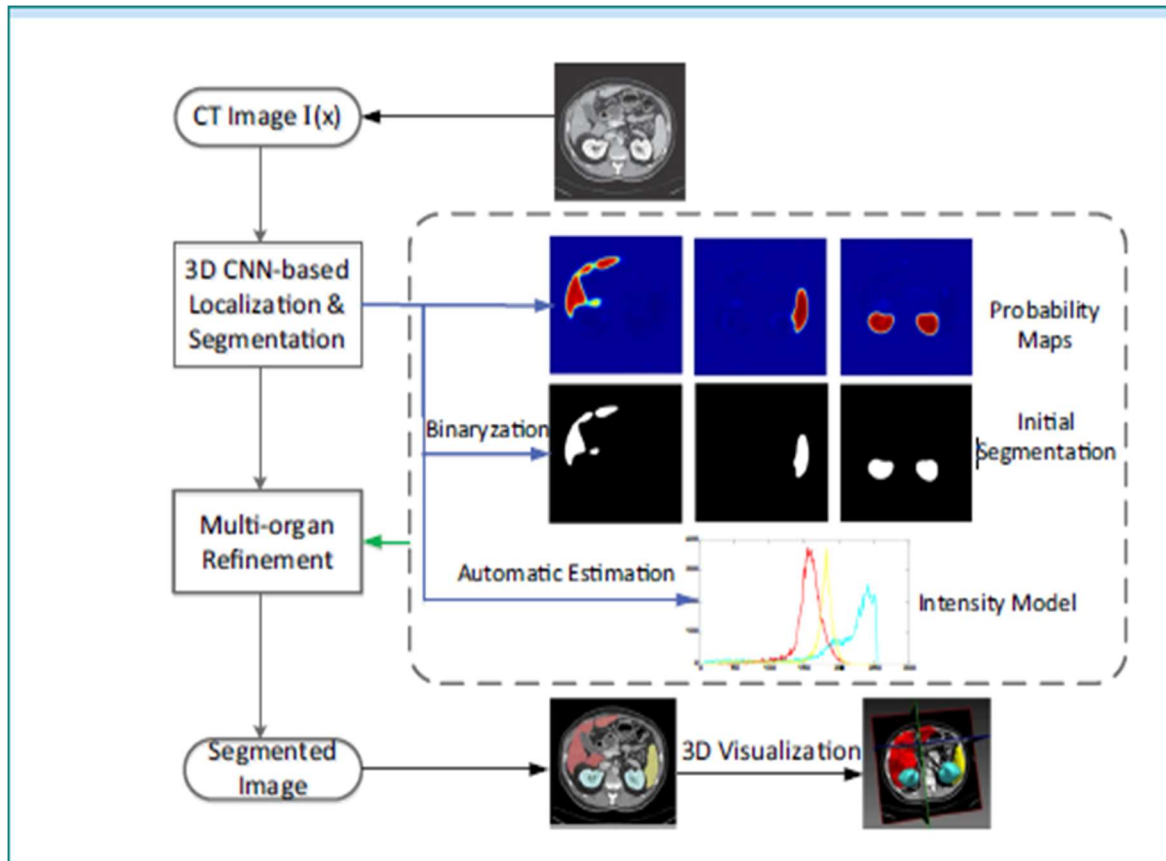


Figure 2.9 : Schéma fonctionnel de la segmentation multi-organes par CNN : segmentation d'une tumeur hépatique.

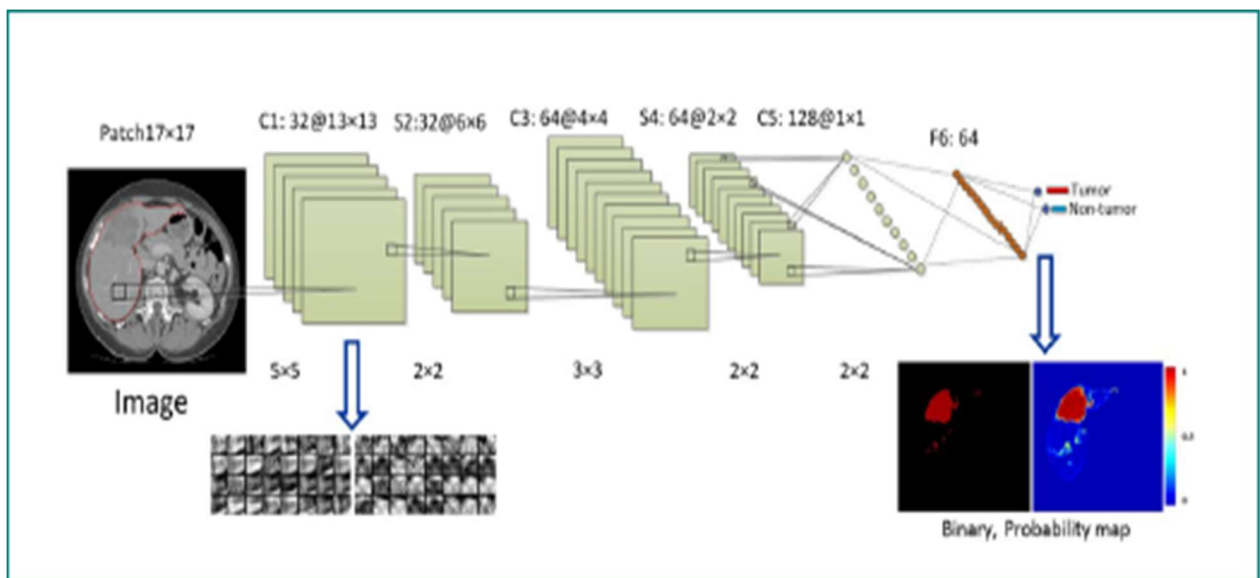


Figure 2.10 : L'architecture des CNN pour la segmentation des tumeurs hépatiques selon le modèle d'apprentissage en patch.

### IV. Etat de l'art de la segmentation du foie

Plusieurs approches de segmentation du foie ont été développées jusqu'à présent. Nous pouvons indiquer quelques travaux :

- Lu et al (2016) ont proposé une méthode (appelée '3D CNN-GC') associant des CNN 3D complets et des graphes coupe pour réaliser la segmentation automatique dans les images CT. Le CNN formé a généré une carte de probabilité du foie, puis les informations apprises ont été intégrées aux données de l'image pénalité des coupes graphiques. Par rapport aux méthodes basées sur des modèles, cette méthode est avantageuse puisqu'elle peut produire automatiquement un préalable spécifique au sujet sans initialisation complexe de la position de la forme, enregistrement ou déformation de la forme. Cependant, la carte de probabilité antérieure était seulement partiellement utilisée [29].
- Marius DANCUI et al. présentent une méthode 'hybrid semi-supervised 3D segmentation' pour la segmentation du volume du foie sur des images TDM. La tâche de segmentation est difficile, en raison de la variabilité inter-patiente du parenchyme hépatique. La solution proposée combine une étape de segmentation basée sur l'apprentissage avec une étape de post-traitement. L'approche proposée offre une bonne précision de la segmentation, avec une réduction significative de la complexité de calcul. Dans certains cas, des défauts de segmentation du foie apparaissent en présence du cœur, de plus un autre problème dû de la veine cave inférieure [30].
- Antonidoss et al. présentent un système constitué de trois étapes pour la segmentation du foie à partir des images tomodensitométrie. Dans la première étape, un prétraitement d'image est effectué pour réduire le bruit et à améliorer la qualité d'image. Dans la deuxième étape, le foie est segmenté à partir d'images à l'aide d'un seuillage adaptatif et des traitements morphologiques. Dans la troisième étape, la mise en valeur de post-traitement est procédée pour augmenter le contraste de région du foie [31].



## Chapitre II Segmentation des images médicales

---

- Luc SOLER et al. ont réalisés une segmentation du foie passant par trois étapes en commençant par un seuillage globale suivi d'une correction locale et en terminant par une analyse topologique et géométrique dans le but de faciliter la segmentation du réseau vasculaire et la de reconstruction des 8 segments anatomiques à partir d'une image acquise par un protocole standard [32].
- Christo Ananth et al. abordent le problème de la segmentation de régions du foie et des tumeurs du foie sur des images TDM de l'abdomen. Ils proposent une méthode entièrement automatique basée sur graph-cut et Geodesic Graph cut algorithms. Leur approche donne des résultats prometteurs pour la segmentation de la région du foie. Par contre, la précision de la segmentation de la tumeur n'est pas aussi élevée que pour la surface du foie, puisque les tumeurs sont généralement de plus petites surface [33].

### Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié l'ensemble des techniques de traitement d'image ayant un intérêt pour la segmentation du foie à partir des images médicales TDM.

Nous avons détaillé l'étape fondamentale de ce mémoire : la segmentation 2D, dans cette étape nous avons étudié en particulier l'approche neuronale selon le modèle CNN, un type classique de modèles d'apprentissage en profondeur, qui peut capturer des mappages non linéaires compliqués entre entrées et sorties, ce qui est hautement souhaitable pour la détection du foie. En conséquence, une performance supérieure avec CNN a été obtenue sur beaucoup de vision par ordinateur, la reconnaissance d'objets visuels et segmentation d'images médicales.

Nous avons ensuite dressé un état de l'art de la segmentation hépatique avec réseaux de neurones convolutionnel.

Dans le chapitre suivant nous exposerons la méthodologie adoptée et les résultats obtenus.

# CHAPITRE III

*Application sur les Angio-  
scan du Foie*

### Introduction

Ce chapitre est consacré à la segmentation des images obtenues par angio-scan en utilisant le réseau de neurones convolutionnel. Nous détaillerons les différentes étapes par lesquelles nous sommes passées, pour parvenir au résultat.

### I. Justification scientifique du projet de recherche et cahier des charges

L'extraction du tissu hépatique (parenchyme et vaisseaux) est très importante que ce soit pour le diagnostic des pathologies hépatiques ou pour la préparation d'une intervention chirurgicale du foie, comme c'est le cas en ce qui nous concerne. Parmi les diverses techniques d'imagerie médicale, la tomодensitométrie (TDM) est souvent utilisée dans l'étape d'acquisition en raison d'un rapport signal sur bruit plus élevé, d'une très bonne résolution spatiale et également d'un rapport qualité/prix important (en comparaison avec l'IRM). Cependant, dans ce genre d'examen (angio-scan) le nombre de coupe est très important (autour de 1000 coupes) il est alors fastidieux d'en faire une segmentation même semi-automatique pour extraire le foie et sa vascularisation. De nombreux chercheurs ont proposé des méthodes semi-automatiques ou automatiques pour la segmentation du foie. L'un des problèmes rencontrés est l'inhomogénéité d'intensité provoquée par les artefacts d'imagerie et les pathologies tumorales ce qui rend les approches standard de segmentation dépendant uniquement de l'analyse du niveau de gris insuffisantes. Le deuxième problème de la même nature est la similitude des niveaux de gris et de la texture de plusieurs organes adjacents au foie tels que le cœur et l'estomac. Les caractéristiques de forme peuvent aider à distinguer ces organes les uns par rapport aux autres. Il est donc souhaitable d'explorer les méthodes de reconnaissance de forme issues de l'intelligence artificielle. Nous avons choisi en particulier après l'étude bibliographique, la méthode CNN (Réseaux de neurones convolutionnels) qui semble adaptée pour la segmentation. Bien qu'intéressante le succès de cette approche dépend de la base de données (un grand nombre images annotées pour le test et d'autres pour l'apprentissage. L'autre difficulté en ce qui nous concerne est la variation de la forme du foie à travers les coupes. Nous allons nous restreindre à la partie centrale du foie là où la forme globale est la même de manière à pouvoir appliquer les méthodes d'apprentissage automatisées. De ce fait, nous ne ferons pas la reconstruction 3D du foie. Pour y arriver, il faudrait faire un traitement similaire à celui que nous proposons pour les coupes antérieures et postérieures où le foie est de forme circulaire. Une fois toutes les coupes traitées la reconstruction se fera aisément.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

Il est également possible de procéder directement sur des images 3D (apprentissage sur un volume) mais ceci exige une grande base de données (une centaine de séries de coupes angio-scan) et également un matériel adapté (station de travail dédiée). Nous avons donc simplifié au maximum le cahier de charge du départ pour explorer les performances de cette nouvelle approche de segmentation.

### II. Base de données

La première étape de notre travail fut l'acquisition de la base d'images TDM au Centre hospitalo-universitaire Mohamed-Lamine-Debaghine à Bab El-Oued. Nous remercions le Professeur Faraoun Sid-Ahmed qui a bien voulu nous donner une série de coupes d'angio-scan du foie (sain et pathologique). Ces images sont au format JPEG avec une résolution de 512x512 et environ 300 coupes centrées sur le foie (Figure 3.1).



Figure 3.1 : Exemple des images de la base de données.

### III. Logiciel de programmation

Nous avons essayé de travailler avec le langage de programmation orienté Objet Python qui possède une bonne bibliothèque de fonctions notamment celles du Deep Learning. Malheureusement, faute de compétences locales et de temps nous nous sommes tournés vers MATLAB.

MATLAB est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques. Il est utilisé pour développer des solutions nécessitant une très grande puissance de calcul [34]. Il permet également de manipuler des matrices, d'afficher des courbes

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

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 [35].

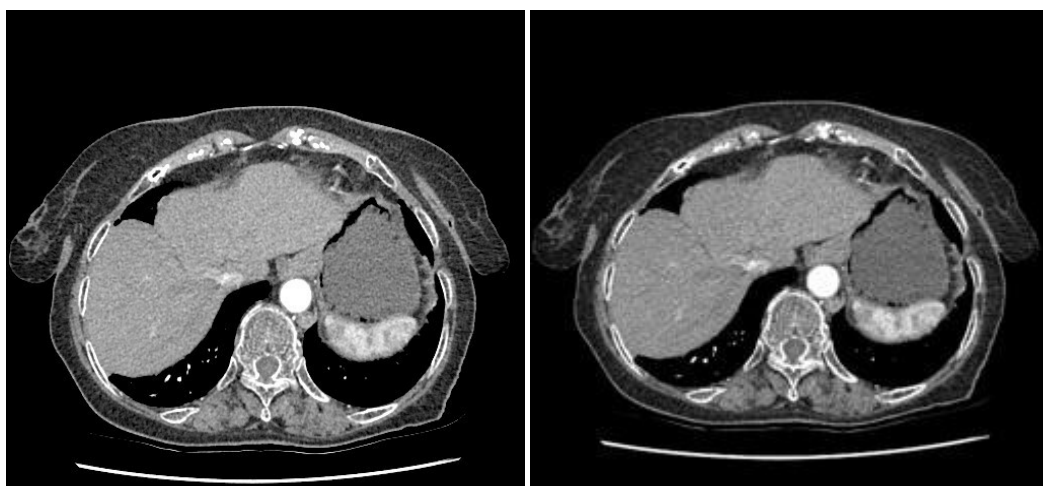
### IV. Méthodologie

L'algorithme CNN adapté à la segmentation comporte trois modules l'extraction des attributs avec une série de convolution et pooling, le réseau de neurones qui à partir des attributs vas permettre la classification et enfin le module de déconvolution sur-échantillonnage qui donne en sortie une image de même taille que l'image de départ.

Comme tout algorithme basé sur l'apprentissage ce dernier a besoin d'une base de données adaptée à nos besoins. Il faut donc « concevoir » la base qui nous convient. Nous allons détailler les étapes de traitement en partant de la base de données jusqu'à l'image segmentée.

#### IV.1. Réduction de la taille des images de la base de données

Avant de commencer l'étape de prétraitement, d'abord nous avons réduit la taille des images de (512\*512) à (256\*256) et ceci pour réduire le temps de traitement qui est considérable même sur un PC i7 (Figure 3.2).



a. Image avec 512x512 pixels

b. Image avec 256x256 pixels

**Figure 3.2 :** Images redimensionnées.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

### IV.2. Réduction de bruit

L'objectif de cette étape est d'améliorer la qualité d'image et de réduire les bruits parasites tout en préservant, autant que possible, les structures de l'image d'origine afin de faciliter la segmentation du foie et les vaisseaux hépatiques. Pour atteindre cet objectif des filtres sont appliqués pour améliorer les images.

On distingue plusieurs types de filtres, on peut citer les filtres linéaires et les filtres non linéaires.

Dans notre travail, nous avons choisi le filtre médian.

- *Le filtre médian*

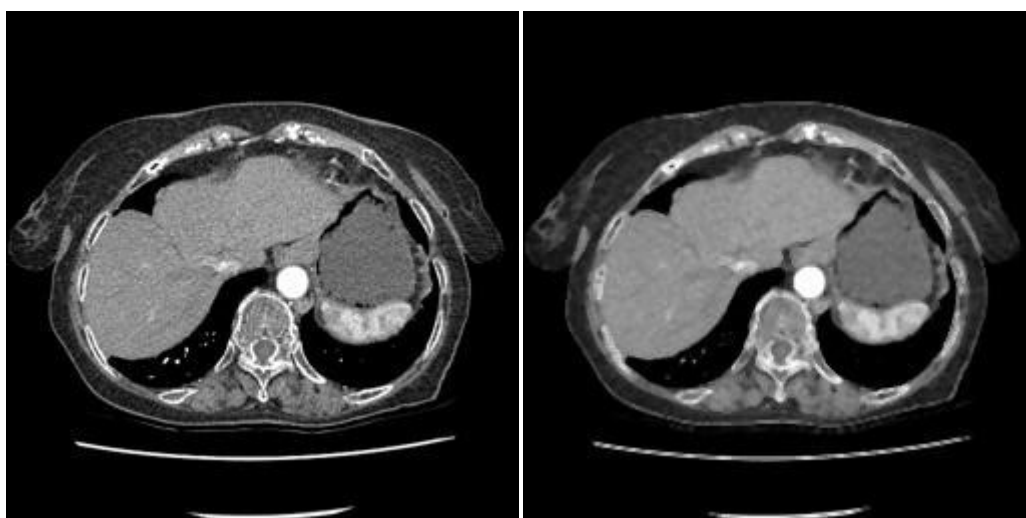
C'est un filtre numérique non linéaire, souvent utilisé pour la réduction de bruit.

La réduction de bruit est une étape de prétraitement classique visant à améliorer les résultats de traitements futurs (détection de bords par exemple). La technique de filtre médian est largement utilisée en traitement d'images numériques car il permet sous certaines conditions de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image. Ce filtre a l'avantage de ne pas étaler les transitions, mais il supprime les détails fins (bruit du type sel et poivre), permet d'éliminer les valeurs aberrantes sans faire un calcul de moyenne qui aura tendance à contaminer les valeurs voisines avec cette valeur aberrante et flouer l'image.

Le filtre médian respecte le contraste de l'image (si on multiplie toutes les valeurs par une constante positive, l'ordonnancement des valeurs est inchangé) et la luminosité de l'image (ajouter une constante ne modifie pas l'ordonnancement non plus).

Dans les zones où l'intensité est monotone (uniquement croissante ou uniquement décroissante) le filtre laisse l'image inchangée. Il respecte les contours, et élimine les valeurs extrêmes [36].

La (Figure 3.3) illustre l'application du filtre médian sur une des images de la base de données.



a. Image originale

b. Image filtrée

**Figure 3.3 :** Application du filtre médian.

Après avoir prétraité les images de notre base, nous allons ajouter les données nécessaires pour la base d'apprentissage : les labels d'images.

### IV.3. Création des labels

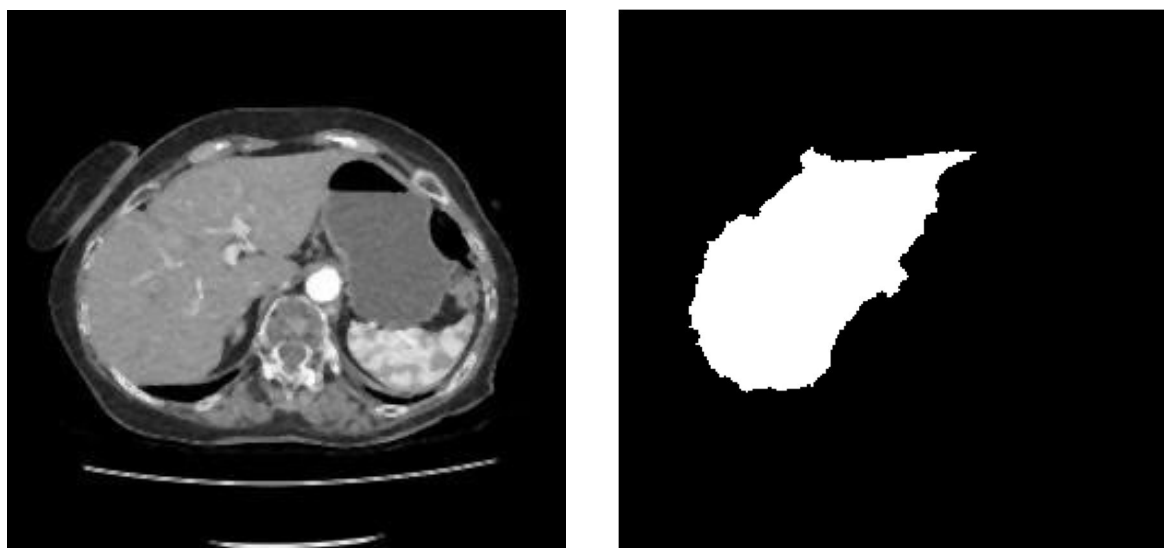
Pour segmenter les images nous avons besoin des images originales et des images étiquetées qui localisent le foie.

Le passage par cette étape est essentiel pour l'entraînement des neurones.

Nous avons utilisé la commande Image Segmenter, une commande qui existe sur MATLAB qui permet de créer les images étiquetées.

Nous avons sélectionné le foie manuellement ensuite nous avons appliqué la fermeture morphologique en terminant par une binarisation.

Les résultats obtenus sont illustres dans la figure suivante (Figure 3.4).



a. Image de la coupe 46.

b. Image étiquetée

**Figure 3.4 : Image Labels.**

### IV.4. Segmentation du foie

L'étape suivante est l'implémentation de l'approche CNN dont le principe général fut détaillé dans le chapitre 2. La variation d'un des paramètres (nombre de couches de convolutions...) donne naissance à un CNN particulier.

#### IV.4.1. Choix du réseau CNN et paramétrage

Les réseaux neuronaux convolutifs ont été appliqués à une grande variété de tâches de vision par ordinateur. Les progrès récents dans la segmentation sémantique ont permis leur application à la segmentation d'image médicale.

Bien qu'étroitement liée à la segmentation sémantique, la segmentation des images médicales comprend des défis spécifiques à résoudre, tels que :

- La rareté des données étiquetées,
- Le déséquilibre de classe élevé trouvé dans la vérité terrestre
- La demande de mémoire élevée d'images en trois dimensions [37].



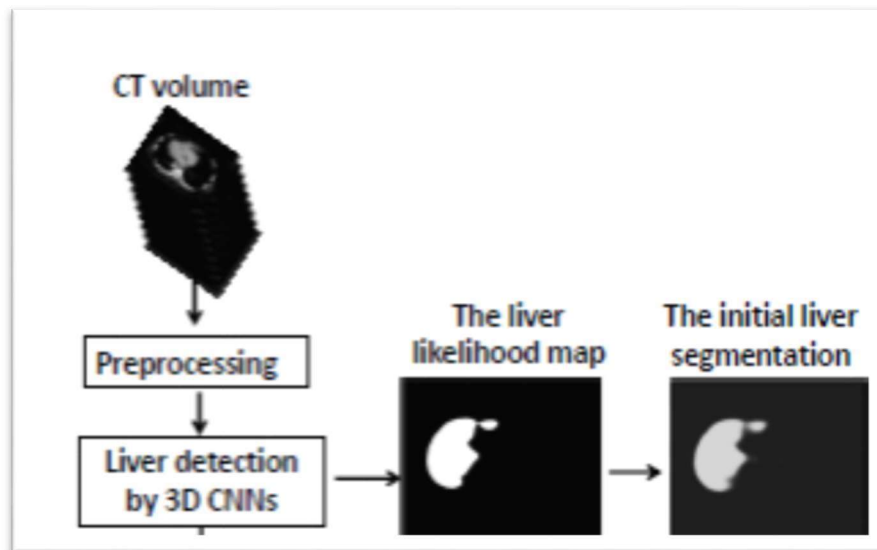


Figure 3.5 : Etapes de segmentation par CNN.

Le réseau de neurones convolutionnels que nous avons choisis est le SegNet combiné avec VGG-16.

### IV.4.1.1. Définition de VGG-16

VGGNet se compose de 16 couches convolutionnelles et est très attrayant en raison de son architecture très uniforme. Similaire à AlexNet, seulement 3x3 convolutions, mais beaucoup de filtres. Formé sur 4 GPU pendant 2 à 3 semaines. Il s'agit actuellement du choix le plus populaire dans la communauté pour l'extraction de fonctionnalités à partir d'images. La configuration de poids du VGGNet est disponible publiquement et a été utilisée dans de nombreuses autres applications et défis en tant qu'extracteur de fonctionnalités de base (Figure 3.6) [38].

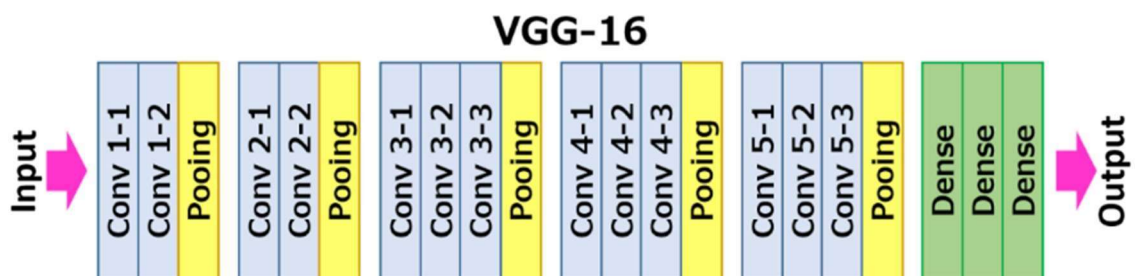


Figure 3.6 : Architecture de VGG-16.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

### IV.4.1.2. Définition de SegNet

Il possède une architecture de réseau neuronal totalement convolutionnels profonde et novatrice pour la segmentation sémantique par pixels. Ce moteur de segmentation comprend un réseau de codeurs qui est typologiquement identique aux 13 couches convolutives du réseau VGG16, un réseau de décodeurs correspondant, suivi d'une couche de classification en pixels. Le réseau de décodage a pour rôle de mapper les mappages de caractéristiques de codeurs basse résolution avec les mappages de caractéristiques de résolution d'entrée totale pour une classification par pixel. La nouveauté de SegNet réside dans la manière dont le décodeur sur-échantillonne ses cartes de caractéristiques d'entrée de résolution inférieure. Plus précisément, le décodeur utilise des indices de regroupement calculés lors de l'étape de regroupement maximal du codeur correspondant pour effectuer un sur-échantillonnage non linéaire. Cela élimine le besoin d'apprendre à suréchantillonner. Les cartes rééchantillonnées sont rares et sont ensuite convolutionnées avec des filtres pouvant être entraînés pour produire des cartes de caractéristiques denses. (Figure 3.7) [39].

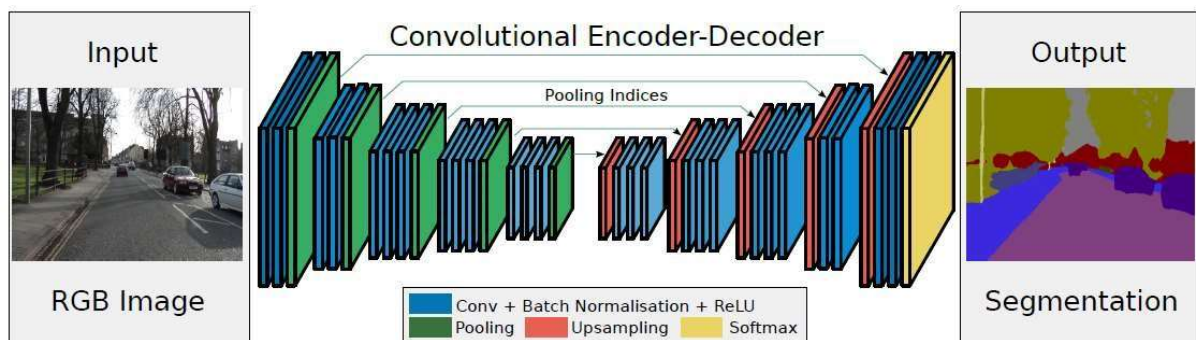


Figure 3.7 : L'architecture de segmentation par SegNet.

### IV.4.1.3. Convolution et ReLU

Avant de faire la convolution nous avons repartitionner la base d'image en deux parties : 80% pour l'entraînement des neurones, 20% pour l'évaluation et le test.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

Commençons par les calques de convolution et de ReLU, nous avons appliqué deux convolutions avec des pas de 2 pour effectuer la réduction de dimension. Ensuite, Toutes les convolutions sont suivies d'un ReLU pour introduire la non-linéarité.

Le remplissage de la couche de convolution est sélectionné de telle sorte que la taille de sortie de la couche de convolution soit la même que la taille d'entrée. Cela facilite la construction d'un réseau [40].

- **Réseau de sous échantillonnage (downsampling/ pooling)**

Le sous-échantillonnage est effectué à l'aide d'une couche de regroupement maximale.

Nous avons créé une couche de regroupement maximale pour échantillonner l'entrée par un facteur de 2 en définissant le paramètre « Stride » égale à 2.

Nous avons empilé les couches de convolution, ReLU et Max pour créer un réseau qui minimise son entrée par un facteur de 4.

- **Réseau de sur échantillonnage (upsampling)**

L'échantillonnage est effectué à l'aide de la couche de convolution transposée appelée couche «deconv».

Nous avons créé une couche de convolution transposée avec un pas de sur échantillonnage de 2.

Le paramètre recadrage est défini avec une valeur de 1 pour rendre la taille de sortie égale à la taille d'entrée.

Nous avons empilé les calques de convolution et de Relu transposés. Une entrée de cet ensemble de calques est sur échantillonnée avec un facteur de 4.

L'ensemble final des calques est responsable de la classification des pixels. Ces couches finales traitent une entrée qui a les mêmes dimensions spatiales que l'image d'entrée.

Nous avons ensuite créé une couche de convolution pour combiner la troisième dimension de l'entité en entrée qui correspond au nombre de classes.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

Après cette couche de convolution 1-par-1 nous trouvons les couches de classification de SoftMax et de pixel. Ces deux calques se combinent pour prédire l'étiquette catégorielle pour chaque pixel d'image.

A présent, ce réseau est prêt à être formé à l'aide de train Network du Deep Learning Toolbox de MATLAB 2018.

### V. Résultat et interprétation

#### V.1 Résultat

##### V.1.1 L'entraînement du réseau

La (Figure 3.8) illustre l'architecture du réseau utilisé avec ses différentes couches de convolution.

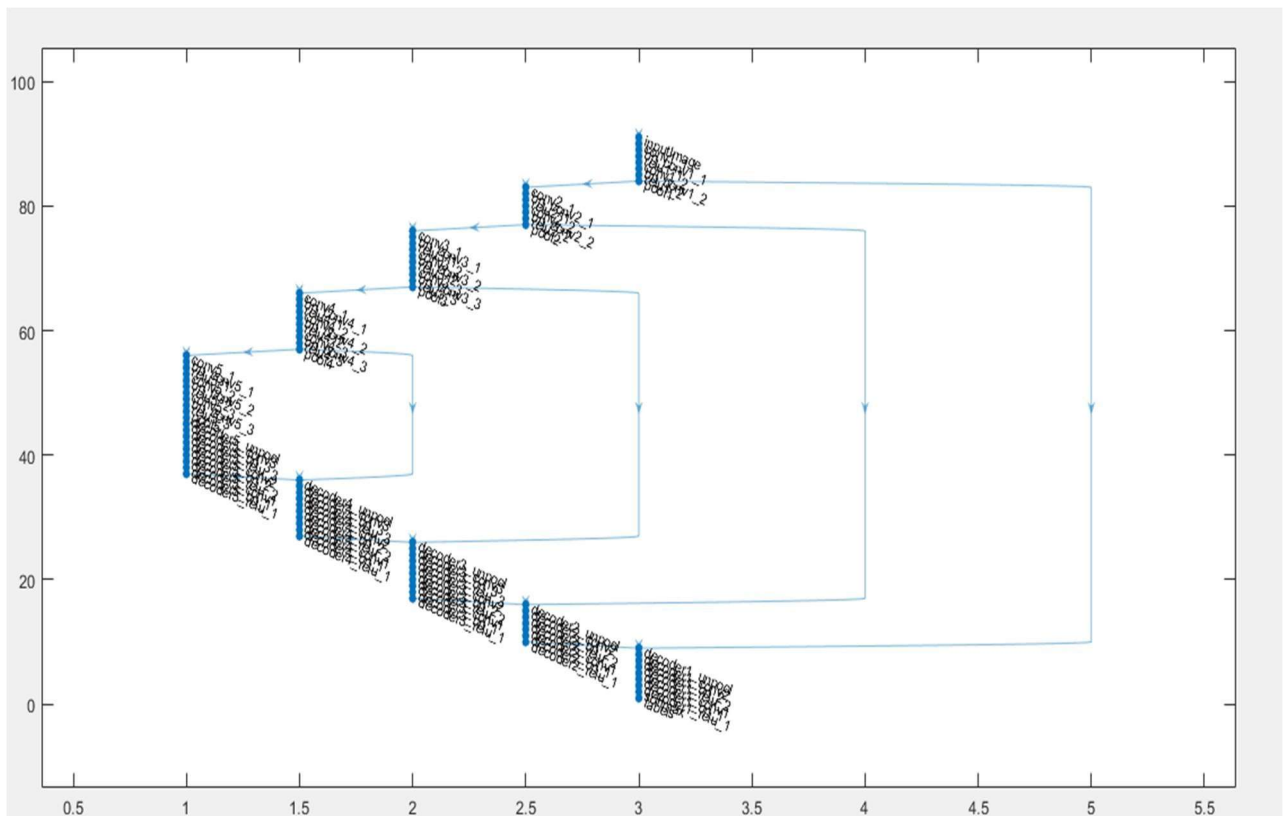


Figure 3.8 : Architecture du réseau utilisé.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie

Les expériences se sont déroulées sur un ordinateur HP doté d'un processeur Intel® Core™ i7 4600 CPU et d'un processeur de (2,70 GHz) et une RAM de (8Go).

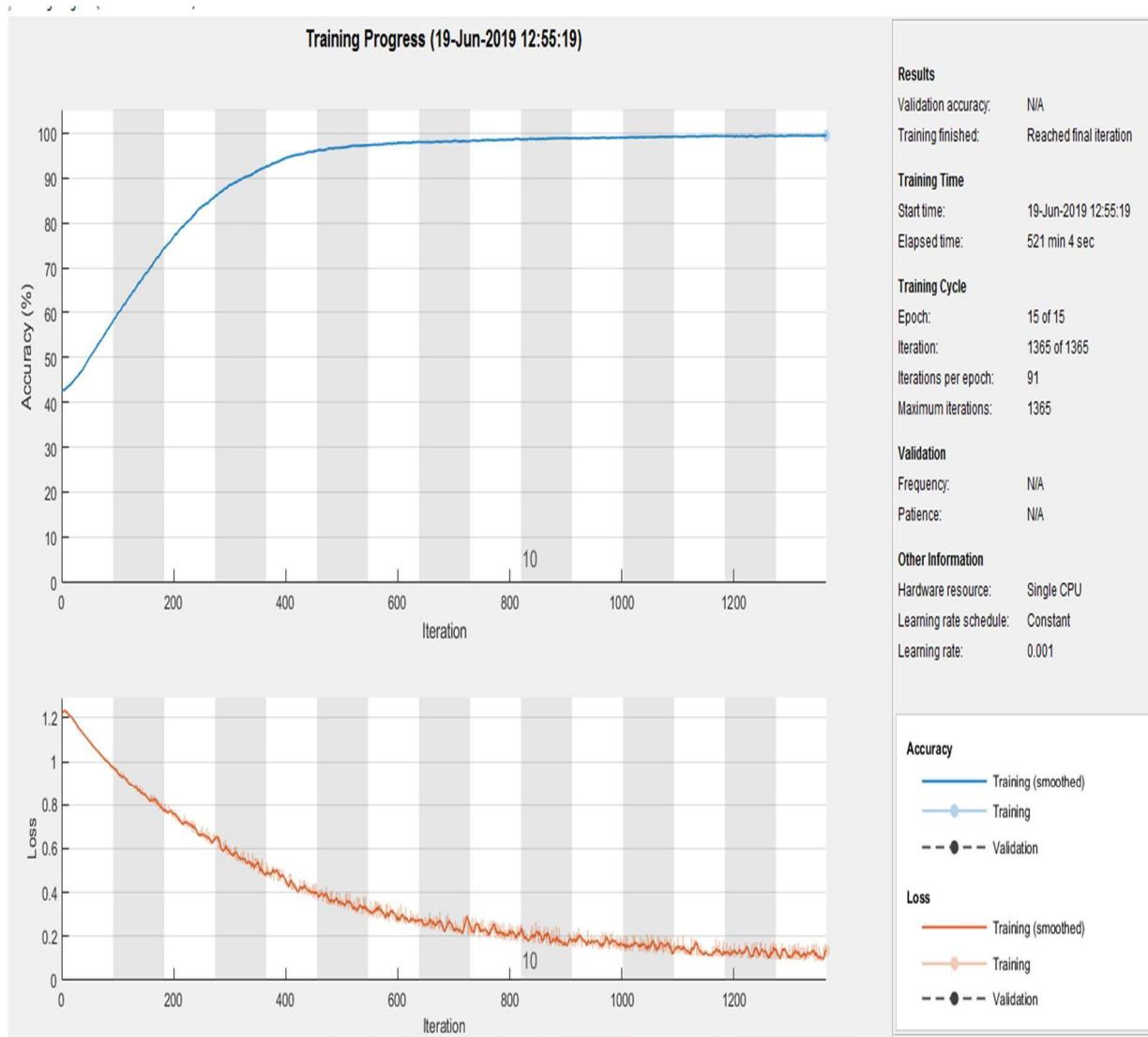
Le tableau 3.1 nous montre le rapport complet d'entraînement du réseau de neurones et nous donnent les informations relatives à son fonctionnement en fonction du temps en précisant le pourcentage de perte et de précision et les nombres d'itérations effectuées.

Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:18	42.40%	1.2242	0.0010
11	1000	06:55:03	99.05%	0.1497	0.0010
15	1365	08:41:04	99.43%	0.1337	0.0010

**Tableau 3.1** : Le rapport d'entraînement.

La formation du réseau a pris environ 8 heures et 41 minutes parce que notre PC n'est pas doté de GPUs qui peuvent réduire considérablement le temps de traitement nécessaire pour entraîner un modèle. Ce temps était nécessaire pour que le pourcentage de perte diminue jusqu'à 1 % et le pourcentage de précision augmente jusqu'à 99% (Figure 3.9). Avec ces pourcentages nous pouvons dire que notre réseau de neurone a été bien entraîné et devrait nous donner des résultats qui correspondent à l'objet à détecter (le foie).

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie



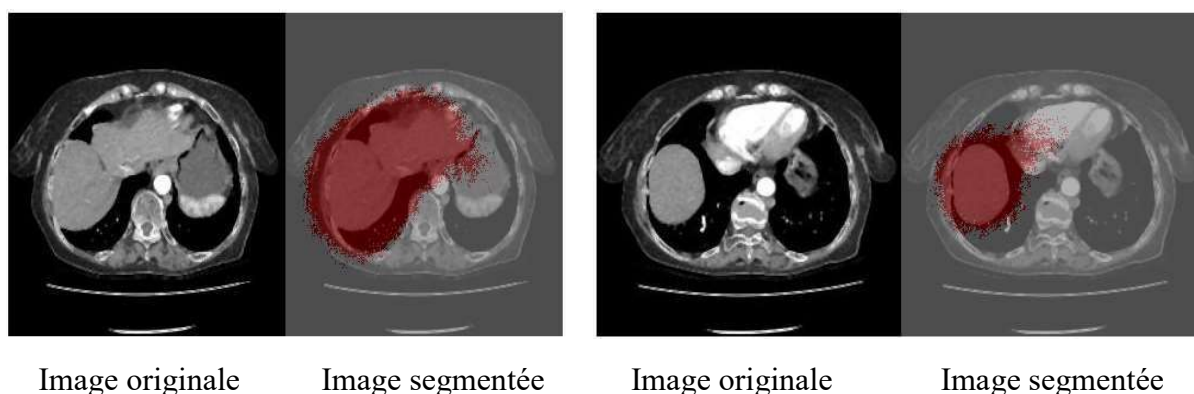
**Figure 3.9 :** Progression d'entrainement du réseau.

### V.1.2. Le test

Après l'entraînement du réseau de neurone une phase de test est recommandée pour confirmer si ce dernier fonctionne correctement ou qu'il n'a pas bien appris les informations et les données liées au foie. La (Figure 3.10) illustre les résultats de la segmentation.

---

## Chapitre III Application sur les Angio-scan du foie



**Figure 3.10** : Segmentation du foie par CNN sur deux coupes axiales différentes.

La classe attribuée au foie par le réseau couvre la classe réelle. Il peut s'agir d'un surapprentissage que nous pouvons réduire en paramétrant convenablement le dropout (réduction aléatoire du nombre de neurones cachées). Nous pensons que nous avons réussi notre « challenge » car nous avons pu obtenir un résultat qui s'approche de ce que nous cherchons. Pour affiner ce résultat il faut intervenir à différents stades :

- Améliorer l'étiquetage du foie et étiqueter les autres organes de manière à augmenter le nombre de classes de sortie ce qui va augmenter la précision de la classe foie. Ceci représente un travail considérable qui passe par l'utilisation d'autres méthodes de segmentation avec adaptation de paramètres pour chaque coupe.
- Régler les paramètres un à un (nombre de convolution/déconvolution, pooling...), choix de la fonction d'activation, réglage du dropout...

### Conclusion

Nous venons de vérifier la faisabilité de l'approche CNN pour la segmentation d'images médicales 2D sur différentes coupes abdominales centrées autour du foie. Les images segmentées n'ont pas la précision souhaitée en comparaison avec celle qu'on a l'habitude d'obtenir avec un seuillage et une série d'opérations morphologiques (Figure 3.11).



a. Segmentation par LPE      b. Segmentation par seuillage      c. Segmentation par K Means

**Figure 3.11** : résultats de segmentation par les diverses méthodes de segmentation.

Cependant, nous ne pouvons pas conclure que cette nouvelle approche est à rejeter car les résultats peuvent être affinés en jouant sur les paramètres internes du réseau. D'autre part nous sommes convaincu qu'il y a des insuffisances sur la base de données (images sources et étiquetées) qui une fois corrigées, améliorerons le résultat. Gardons finalement à l'esprit que ce qui nous a séduit dans cette nouvelle approche est son caractère automatique qui est un critère de choix décisif si l'on travaille sur plus d'une centaine de coupes. Finalement nous pouvons dire que la segmentation automatique et précise du foie reste une tâche difficile pour les raisons citées plus haut mais également en raison de la complexité des images sources (formes très variées du foie, sur-segmentation du foie à densité inhomogène et à la frontière floue, sous-segmentation dans les organes adjacents à des structures ayant des densités similaires).

Ce travail n'est qu'une étape du projet de segmentation du foie selon Couinaud. Nous souhaitons vivement une suite de développement de ce projet pour aboutir à un outil fiable permettant la planification de la chirurgie hépatique.



### Conclusion générale et perspectives

La segmentation du foie est une étape importante dans la planification chirurgicale de résections hépatiques. Elle permet notamment d'évaluer le volume du foie, proportionnel à la fonction hépatique, et d'estimer le volume du foie restant suite à une résection, un paramètre critique est considéré pour prévenir toute insuffisance hépatique.

Cet organe est toutefois associé à plusieurs défis de segmentation automatique. Il peut apparaître faiblement contrasté sur les images TDM et être en contact avec des organes ayant la même intensité tels que la rate et l'estomac. La forme du foie varie considérablement d'une personne à une autre et son apparence est de plus dépendante de conditions pathologiques et de l'historique chirurgical du patient. Il est également composé de plusieurs caractéristiques fines telles que les insertions vasculaires et les fissures hépatiques, des structures pour lesquelles il est difficile de définir des critères d'inclusion précis dans la cadre de la segmentation. De plus, des artefacts d'acquisition tels que la distribution inégale de l'agent de contraste. L'ensemble de ces inconvénients fait qu'il est difficile de développer un outil de segmentation automatique qui puisse être robuste a toutes les conditions.

Dans le cadre de ce projet de fin d'étude nous avons d'abord étudié l'apprentissage profond (Deep Learning). Ensuite nous avons étudié le cas particulier des réseaux convolutionnels. Nous avons alors compris que nous n'avons pas les moyens pour atteindre nos objectifs de départ (segmentation automatique du foie et de ses vaisseaux et reconstruction 3D), ce qui nous a conduit à simplifier le cahier des charges : segmentation automatique du foie sur les coupes centrales. Nous avons alors testé l'un des réseaux de neurones à convolution disponible sur le Net et avec une application disponible sur MATLAB.

Rappelons tout d'abord, qu'un CNN en profondeur est formé pour apprendre une carte de probabilité du foie spécifique au sujet, qui donne la surface initiale et agit comme une forme prioritaire dans l'étape de segmentation. Après plusieurs tentatives d'application du CNN, nous avons testé un CNN en particulier le SegNet combiné avec VGG-16. Nous avons essayé de respecter toutes les étapes requises avant l'appel du programme : préparation de la base de données avec étiquetage des coupes d'intérêts ; choix des paramètres de convolution, de pooling, de déconvolution et de sur-échantillonnage, choix de la fonction d'activation.... Le réseau a été entraîné jusqu'à ce que le pourcentage de perte ait diminué jusqu'à 1 % et le pourcentage de précision ait augmenté jusqu'à 99%. A la phase de test nous avons obtenu des

## Conclusion générale et perspectives

---

images segmentées faisant apparaître le foie et une partie de son voisinage. Cette grande imprécision était prévisible malgré le grand succès de cette nouvelle approche de segmentation et ceci pour plusieurs raisons : la complexité des images TDM en comparaison avec les images naturelles, une base de données peu adaptée au contexte du Deep Learning avec un étiquetage peu précis...

Ce travail est une expérience enrichissante dont il faut tenir compte pour progresser à l'avenir.

### Perspectives

- Acquisition d'un plus grand nombre de données (des coupes avec produit de contraste) pour étudier l'efficacité de l'approche de segmentation que nous avons proposé pour les vaisseaux avec une éventuelle extension aux cas avec tumeurs et/ou lésions hépatiques.
- Combiner l'approche de segmentation par CNN avec d'autre méthode de segmentation connue telle que : Graph cut ou level set.
- D'après la littérature examinée, les recherches futures reposent intuitivement sur les méthodes CNN. La gamme de mesures de performance rapportée dans la littérature, indique positivement qu'il y a encore de la place pour une amélioration significative de ces algorithmes. Par conséquent, le principal objectif actuel est de développer des méthodes CNN suffisamment robustes pour aborder les tâches de segmentation dans les images extraites de différentes machines.
- À l'avenir, la disponibilité de plus grandes quantités de mémoire GPU permettra le traitement de volumes entiers de tomodynamomètre à une résolution plus élevée. L'augmentation de la taille des ensembles de données améliorera probablement encore les performances de segmentation automatisée du foie et d'autres organes en imagerie médicale.

## Bibliographie

- [1] : Dr Oriana Ciacio, Denis Castaing, Le Foie et les Voies biliaires : Anatomie, mise à jour le 24 mars 2015.
- [2] : « LES FONDAMENTAUX DE LA PATHOLOGIE DIGESTIVE » Partie I : Les organes, chapitre 6 « Foie-Voies biliaires » page 5 , © CDU-HGE/Editions Elsevier- Masson - Octobre 2014.
- [3] : Claire Mony, Pr. Jean-Charles Duclos-Vallée, Les Fonctions du Foie, Centre Hépatobiliaire - Hôpital Universitaire Paul Brousse - 12-14 avenue Paul Vaillant Couturier - F-94800 Villejuif –France, mise à jour le 06 octobre 2014.
- [4] : Dr Rémi Houdart, «CHIRURGIE DU FOIE», Paris Hospital Foundations – PHF, le mardi 07 juillet 2015.
- [5] : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Transplantation\\_h%C3%A9patique](https://fr.wikipedia.org/wiki/Transplantation_h%C3%A9patique)  
La dernière modification de cette page a été faite le 28 décembre 2018.
- [6] : «Les Types de Transplantations Hépatiques / Greffes du foie», Centre Hépatobiliaire - Hôpital Universitaire Paul Brousse - 12-14 avenue Paul Vaillant Couturier - F-94800 Villejuif – France, mise à jour le 12 septembre 2014.
- [7] : Christophe Duvoux, Christophe Hézode, Jean-Michel Métreau [et al.], Unité de Transplantation Hépatique, Hôpital Henri-Mondor, 94010 Créteil, Gastroentérologie clinique & biologique 2000; 24: 557-566  
© Masson, Paris, 2000
- [8] : C. Couinaud, Le foie, Études anatomiques et chirurgicales, Masson et Cie, édit., Paris 1957
- [9] : Denis Castaing, René Adam, Daniel Azoulay, Chirurgie du foie et de l'hypertension portale, « Anatomie du foie et des voies biliaires », Masson, 2006.
- [10] : Thèse pour obtenir le grade de Docteur de l'Université Louis Pasteur – Strasbourg I « Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions » présenté par Stéphanie BRICQ.

- [11] : S. Ameer et Z. Ameer, " Revue des approches de segmentation d'images textures: exemple des images météorologiques", 3rd International Conférence : Science of Electronic, Technologies of Information and Telecommunication, Tunisia, 2005.
- [12] : J.-P.COCQUEREZ et S.PHILIPP, "Analyse d'images : filtrage et segmentation",Paris, 2003.
- [13] : J. J. ROUSSELLE, "Les contours actifs une méthode de segmentation: Application à l'imagerie médicale", Thèse doctorat, juillet 2003
- [14] : A. Mekhmoukh, "Segmentation d'images IRM par améliorations de l'algorithme FCM", thèse doctorat, Université de A.mira-Béjaia le 30/01/2016.
- [15] : A.N.Benaichouche, "Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application aux images IRM du cerveau et aux images de Tomographie par Émission de positons ", thèse de doctorat université paris 12, 2012.
- [16] : Lotfi A Zadeh. "Fuzzy sets". Information and control, 8(3): 338–353, 1965.
- [17] : Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents», Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 12 octobre 2010.
- [18] : MoualhiMouloud ,SehakiMenad, « Segmentation 3D des structures internes du cerveau et des tumeurs cérébrales dans des IRM-3D de têtes d'individus»,Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Informatique, 22 Juin 2014 .
- [19] : MOHAMMEDI Hanane BENBERNOU Nacera, Etude comparative entre les cartes de Kohonen et K-means (Application à la segmentation des images satellitaires), Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Informatique, université Dr. Tahar Moulay Saida 2016-2017.
- [20] : Classifieur RNA, Cour IBM RNA Madame benchaib
- [21] : Gerstner, p. 3, 2004.
- [22] : [https://fr.m.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau\\_de\\_neurones\\_artificiels](https://fr.m.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels)

[23] : [https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau\\_de\\_neurones\\_artificiels](https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels)

[24] : Mokri Mohammed Zakaria, « Classification des images avec les réseaux de neurones, Convolutionnels », Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du : diplôme de Master en informatique, Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, 2017.

[25] : Benjamin Graham , Fractional Max-Pooling, 12 May 2015

[26] : A. Krizhevsky, I. Sutskever et G. E. Hinton, « Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks », Advances in neural Processing Systems de traitement, vol. 1, 2012, p. 1097–1105.

[27] : Patrick Le Callet, Christian Viard-Gaudin et Dominique Barba, « A Convolutional Neural Network Approach for Objective VideoQualityAssessment », IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 17, no 5, 2006, p. 1316–1327.

[28] : Peijun Hu, Fa Wu, Jialin Peng [et al], «Automatic abdominal multi-organ segmentation using deep convolutional neural network and time-implicitlevel sets», 3 November 2016

[29] : Fang Lu, Fa Wu, Peijun Hu [et al], Automatic 3D liver location and segmentation via convolutional neural network and graph cut, International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery February 2017, Volume 12, Issue 2, pp 171–182

[30] : Marius Danciu, Mihaela Gordan, Camelia Florea [et al], Hybrid 3D Learning-and-Interaction-based Segmentation Approach Applied on CT Liver Volumes, Radio Engineering, Vol. 22, No. 1, April 2013

[31] : Antonidoss, K.P. Kaliyamurthie, Segmentation from Images Using Adaptive Threshold, Middle-East Journal of Scientific Research 20 (4), pp: 479-484, 2014

[32] : Automatical Segmentation : Application to 3D Angiograms of the Live, DELINGETTE Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique Projet EPIDAUR E 2 004, route des Lucioles, BP 9 3 06 902 Sophia Antipolis Cedex, France, Luc SOLER, Grégoire MALANDAIN et Hervé, Traitement du Signal – Volume 15 - n°5 – Spécial 1998

[33] : Christo Ananth, D.L.Roshni Bai, K.Renuka, A.Vidhya, C.Savithra, Liver And Hepatic Tumors Segmentation in 3-D CT Images, International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET), Volume 3, Issue 2, February 2014.

[34]: <https://www.jobintree.com/dictionnaire/definition-matlab-915.html>

[35]: <https://fr.wikipedia.org/wiki/MATLAB>

[36]: [https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre\\_m%C3%A9dian](https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_m%C3%A9dian)

[37]: Everingham, M., et al. "The PASCAL visualobject classes challenge 2012 results." See <http://www.pascal-network.org/challenges/VOC/voc2012/workshop/index.html>. Vol. 5. 2012.

[38] : Siddharth Das CNN Architectures: LeNet, AlexNet, VGG, GoogLeNet, ResNet and more ...., Nov 16, 2017

[39] : Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla, SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, last revised 10 Oct 2016 (this version, v3)

[40] : Brostow, Gabriel J., Julien Fauqueur, and Roberto Cipolla. "Semanticobject classes in video: A high-definitiongroundtruthdatabase." Pattern Recognition Letters 30.2 (2009): 88-97.

## Liste des sigles et abréviations

TDM : Tomodensitométrie

SVM : Support Vector Machine

CNN : Convolutional neural network

CONV : Convolution

POOL : Pooling

ReLU : Rectified linear unit

FC : Fully Connected

TDNN : Time Deep Neural Network

JPEG : Joint Photographic Expert Group

VGG : Visual Geometry Group