



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

**UNIVERSITE IBN KHALDOUN - TIARET**

# MEMOIRE

Présenté à :

LA FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE  
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

**MASTER**

Spécialité : **Réseaux et Télécommunication**

Par :

**Boumehdi Nassira**

**Chekari Djamil**

Sur le thème

---

Réalisation d'un système d'aide au diagnostic des  
images mammographiques basé sur le Cloud

---

Soutenu publiquement le 08 / 07 / 2019 à Tiaret devant le jury composé de :

Mr Belarbi Mostefa

MCA Université de Tiaret

Président

Mr Merati Mdjeded

MCB Université de Tiaret

Encadreur

Mr Baghdadi Mohamed

MAA Université de Tiaret

Examineur

## DEDICACE

Nous remercions Allah qui nous a donné la volonté, la santé et le courage pour achever ce modeste travail.

Nous dédions notre travail à :

Les deux êtres les plus chères au monde, nos parents pour leur confiance, leur patience, leur amour, leur soutien et leur encouragement.

A nos sœurs, frères pour leur aide et courage.

À nos familles et mes amis, avec qui nous avons vécu les plus belles expériences de nos vies.

À tous ceux qui ont toujours cru en nous et poussé à réussir, nous vous dédions ce travail.

## REMERCIEMENTS

Au premier temps, Louange Seigneur "Allah" qui nous a aidé à réaliser ce travail, et qui a été avec nous en tout moment

Nos remerciements les plus chaleureux sont

Adressés à notre encadreur :

**Mr. MERATI Medjeded**

qui nous a guidé avec grande patience tout au long de ce mémoire et pour son aides précieuses. Merci pour ces conseils, et ça grande gentillesse.

Nous remercions également les membres de jury

**Mr. BELARBI Mostapha** et **Mr. BAGHDADI Mohamed** d`avoir accepté de juger notre travail.

Nous remercions également tous ceux qui nous ont aimés, aidés et autant soutenus de loin ou de près.

## Table des matières

Résumé.....	1
ABSTRACT .....	1

### CHAPITRE I: Introduction Générale

I.1. Introduction .....	3
I.2. Problématique.....	3
I.3 Objectif.....	3
I.4. Contributions .....	3
I.5 Plan de lecture .....	4

### CHAPITRE II : Le Cancer Du Sein

II.1. Introduction .....	5
II.2. Le cancer.....	5
II.3. Anatomie du sein .....	6
II.4. Le cancer du sein .....	6
II.5. des statistiques sur le cancer du sein .....	6
II.6. Les Types de cancer du sein .....	7
II.7. Le dépistage .....	8
II.8. Le diagnostic.....	8
II.8.1. Quels sont les autres examens ?.....	8
II.9. La mammographie .....	9
II.9.1. définition .....	9
II.9.2. Types de mammographie .....	9
II.10. Caractéristiques des différents types de cancer .....	10
II.11. Conclusion .....	12

### CHAPITRE III : La Classification Des Images

III.1 Introduction .....	13
III.2. La classification des images .....	13
III.2.1 définition.....	13
III.2.2 Objectif .....	13
III.2.3 domaines d'application.....	13
III.3 L'apprentissage automatique.....	14

III.4 Les différentes méthodes de classification et d'apprentissage.....	14
III.4.1 Méthodes supervisées .....	14
III.4.2 Méthodes non supervisées .....	14
III.5 Les réseaux de neurones.....	15
III.6 Conclusion.....	15

#### CHAPITRE IV: L'apprentissage Profond

IV.1. Introduction.....	16
IV.2. Définition d'apprentissage profond "Deep Learning" .....	16
IV.3. Domaines d'application de l'apprentissage profond.....	18
IV.4 Les différents types de modèles .....	18
IV.4.1 Les réseaux de neurones convolutifs.....	19
IV.4.1.1 La couche de convolution.....	20
IV.4.1.2 Couche Pooling.....	22
IV.4.1.3 Couche de correction ReLU .....	23
IV.4.1.4 Couche entièrement connectée(FC) :.....	24
IV.4.1.5 Couche de perte (LOSS) :.....	24
IV.4.1.6 Quelques réseaux convolutifs célèbres .....	25
IV.4.2 Réseau de neurones récurrents .....	25
IV.4.2.1 Domaine d'application.....	26
IV.6. Conclusion .....	27

#### CHAPITRE V: Cloud Computing

V.1. Introduction .....	28
V.2. Définition du Cloud Computing.....	28
V.3. Caractéristiques .....	28
V.4. Les différents services de Cloud Computing .....	29
V.4.1 Le IaaS .....	29
V.4.2 Le PaaS .....	29
V.4.3 Le SaaS .....	29
V.5. Les avantages et les inconvénients des services .....	29
V.6. Types de Cloud Computing.....	30
V.7. Architecture du Cloud Computing .....	31
V.8. Modèle d'application de Cloud Computing.....	31
V.8.1. La phase stratégique .....	32

V.8.2. la phase de planification .....	32
V.8.3. La Phase de déploiement .....	33
V.9. Avantages et inconvénients de Cloud Computing .....	33
V.9.1 Les avantages .....	33
V.9.2 Les inconvénients .....	34
V.10. Conclusion.....	34

## CHAPITRE VI: Implémentation

VI.1 Introduction.....	36
VI.2 Système CAD.....	36
VI.3. Notre approche proposée .....	38
VI.3.1. Architecture du CADe.....	40
VI.4 Implémentation .....	44
VI.4.1 L'environnement Cloud .....	44
VI.4.1.1 Keras .....	44
VI.4.1.2. Google Colaboratory.....	44
VI.4.1.3 Python .....	45
VI.4.1.4 Google Drive .....	45
VI.4.2 Base d'images mammographiques .....	45
VI.4.2.1 Base d'images originale.....	46
VI.4.2.2Base d'images augmentées .....	46
VI.4.3 Expérimentation et résultats .....	46
VI.4.3.1 CADe .....	46
VI.4.3.2 CADx.....	47
VI.5 Conclusion .....	49

## Conclusion Générale

Conclusion Générale .....	50
Références .....	51

## Liste des figures

Figure 1 : Evolution de l'incidence du cancer du sein à Alger .....	7
Figure 2 : Morphologie des calcifications .....	10
Figure 3 : Formes d'une opacité.....	11
Figure 4 : Bords d'une opacité .....	11
Figure 6 : La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond .....	16
Figure 7 : La différence entre l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique .....	17
Figure 8 : La différence de performance entre le DL et la plupart des algorithmes de ML en fonction de la quantité de données .....	18
Figure 9 : Exemple d'architecture CNN .....	19
Figure 10 : Illustration de la convolution .....	20
Figure 11 : Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2.....	23
Figure 12 : Trois fonctions d'activation. (a) La sigmoïde, (b) La tangente hyperbolique, (c) La fonction ReLU.....	24
Figure 13 : RNN Looping .....	26
Figure 14 : Modèle d'application de Cloud Computing .....	31
Figure 15 : Schéma général d'un CAD .....	36
Figure 16 : La démarche suivie dans la réalisation de notre CAD proposé .....	37
Figure 17 : Exemple de A) une région pathologique. B) un cas normal.....	38
Figure 18: Application de filtre Canny sur A) la région pathologique. B) une région centrale d'un cas normal.....	38
Figure 19 : Approche du CADe proposé.....	39
Figure 20 : Approche du CADx proposé .....	40
Figure 21 : Architecture du CADe proposé .....	42
Figure 22 : Architecture du CADx proposé .....	43

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1</b> : Les avantages et les inconvénients des services .....	30
<b>Tableau 2</b> : Les précisions des différentes architectures d'algorithme CNN pour le module CADe.....	47
<b>Tableau 3</b> ; Les précisions des différentes architectures d'algorithme CNN pour le module CADx .....	48



## Liste des abréviations

<b>CAD</b>	Computer Aided Diagnosis
<b>CADe</b>	Computer Aided Detection
<b>CADx</b>	Computer Aided Identification
<b>CNN</b>	Convolutional Neural Network
<b>DDSM</b>	Digital Data base for Screening Mammography
<b>FC</b>	Fully Connected
<b>IaaS</b>	Infrastructure as a Service
<b>LSTM</b>	Long Short-Term Memory
<b>NIST</b>	National Institute of Standards and Technology
<b>NTIC</b>	Nouvelles technologies de l'information et de la communication
<b>ONEIROS</b>	Open-ended-Neuro-Electronic Intelligent Robot Operating System
<b>PaaS</b>	Platform as a Service
<b>RNN</b>	Recurrent neural network
<b>SaaS</b>	Software as a Service



## Résumé

Le cancer du sein représente l'un des enjeux majeur de la santé publique en raison du fait qu'il est le cancer le plus fréquent et la première cause de mortalité chez la femme dans le monde. Beaucoup d'efforts ont été déployés sous forme de programmes de dépistages pour la prévention. Vu la croissance exponentielle du nombre de mammographies effectuées chaque année et recueillies par ces programmes, le diagnostic assisté par ordinateur du cancer du sein devient de plus en plus une nécessité pour aider les radiologues à analyser les mammographies de dépistage.

Depuis 2012, les réseaux de neurones à convolution (CNN) basés sur la technique d'apprentissage profond (Deep learning) connaissent un succès considérable dans divers domaines et plus particulièrement, dans l'imagerie médicale. A cet effet, nous proposons dans ce travail, la réalisation d'un système du CAD (Computer-Aided Diagnosis) en utilisant les réseaux de neurones convolutifs. Le système proposé est composé de deux modules à savoir : un premier module (CADe) pour la détection des anomalies dans les mammographies qui classifie les images en cas normale ou anormale. Ce dernier est conçu avec un modèle CNN à deux entrées (image mammographique et cette même image filtrée par le filtre de canny). Le deuxième module (CADx) pour l'identification qui classifie le cas anormal (cancéreux) en maligne ou bénigne. Ce module, est conçu avec un modèle CNN à trois entrées (images mammographique entière, la Région d'intérêt ROI couvrant les anomalies de la mammographie ainsi que cette même ROI filtrée par le filtre de canny).

Le système proposé a été testé dans un environnement Cloud sur une base d'images augmentées d'un échantillon d'images extraites à partir de la base d'images mammographiques DDSM « Digital Database for Screening Mammography ».

**Mots clés :** Cancer des seins, Diagnostic, Images mammographiques, ROI, CAD, CADe, CADx, CNN, Deep learning, Cloud, DDSM.

## ABSTRACT

Breast cancer is one of the major public health issues because it is the most common cancer and the leading cause of death for women worldwide. Many efforts have been made in the form of screening programs for prevention. Given the exponential growth in the number of mammograms performed each year and collected by these programs, computer-aided

diagnosis of breast cancer is becoming increasingly necessary to assist radiologists to analyze screening mammography.

Since 2012, convolutional neuron networks (CNN) based on the Deep Learning technique have had considerable success in various fields and more particularly in medical imaging. For this purpose, in this work we propose the realization of a CAD (Computer-Aided Diagnosis) system using convolutional neural networks. The proposed system consists of two modules namely: a first module (CADe) for the detection of anomalies in mammogram that classifies images in normal or abnormal cases. This module is designed with a CNN model with two inputs (whole mammographic image and this same image filtered by the canny filter). The second module (CADx) is for the identification that classifies the abnormal (cancerous) case as malignant or as benign. This module is designed with a CNN model with three inputs (whole mammographic images, the Region of interest ROI covering abnormalities of mammography and this same ROI filtered by the filter canny).

The proposed system was tested in a Cloud environment. The system was applied on the augmented images of a sample extracted from the DDSM “Digital Database for Screening Mammography” database.

**Keywords:** Breast cancer, Diagnosis, Mammographic images, ROI, CAD, CADe, CADx, CNN, Deep learning, Cloud, DDSM

# CHAPITRE I

## Introduction Générale

## **I.1. Introduction**

Les systèmes du domaine médical produisent des masses de données de plus en plus importantes et sous des formes et des modalités différentes. Un centre hospitalier peut donc produire chaque année des volumes importants de données images qui peuvent être chiffrés en téraoctets. Il est donc indispensable de mettre en œuvre des systèmes d'analyse de ces données dans un but d'aide au diagnostic et de prise de décision.

## **I.2. Problématique**

La profusion des images mammographiques constitue un bon exemple de problèmes rencontrés par les experts du domaine dans le sens où ils trouvent d'énormes difficultés à faire la lecture médicale appropriée à cette quantité phénoménale des mammographies et par conséquent ils se trouvent à chaque fois devant le défi de prendre la décision adéquate par rapport la maladie du cancer du sein.

## **I.3 Objectif**

Dans ce contexte, nous proposons un système d'aide au diagnostic (CAD) complet des images mammographiques pour la maladie du cancer. Notre système est constitué de deux modules, à savoir :

- Un CADe pour détecter les anomalies dans une mammographie et décider en sortie si l'image représente un cas normal ou anormal.
- Un CADx pour identifier l'anomalie détectée et décider en sortie si l'anomalie représente un cas bénigne ou maligne.

## **I.4. Contributions**

Nous avons réalisé un système d'aide au diagnostic CAD (Computer Aided-diagnostic) spécifique aux images mammographiques en utilisant les techniques de l'apprentissage profond (Deep learning) dans un environnement de Cloud Computing. Nous avons testé notre système sur une grande base d'images augmentées à partir d'un échantillon d'images de la base d'images mammographiques connue dans le domaine, à savoir la base DDSM (Digital Database for Screening Mammography). Les résultats obtenus sont très encourageants par rapport à ce qui se passe dans la littérature.

## **I.5 Plan de lecture**

En plus de ce chapitre introductif, ce mémoire s'articule autour de cinq autres chapitres. Les chapitres 2, 3, 4 et 5 dressent un état de l'art des différents axes sur lesquels est basé notre mémoire. Dans le chapitre 6 nous présenterons notre approche proposée dans la conception du système CAD.

Dans le deuxième chapitre nous présentons un aperçu général sur le cancer, anatomie du sein, un aperçu détaillé sur le cancer du sein et la définition des concepts tels que la mammographie et le dépistage.

Le chapitre trois sert à donner la définition de la classification et ses différents types, les réseaux de neurones et l'apprentissage automatique.

Le chapitre quatre est consacré à la description de l'apprentissage profond et ses différentes techniques.

Le cinquième chapitre, sera consacré à l'explication des notions relatives au Cloud Computing.

Dans le sixième chapitre, nous détaillons la partie expérimentale de notre travail dans laquelle nous décrivons notre modèle proposé du CAD.

Enfin, nous concluons ce mémoire et proposons des perspectives à notre travail dans la conclusion générale.

# CHAPITRE II

## Le Cancer Du Sein



## II.1. Introduction

Le cancer du sein est le mal le plus courant chez la femme dans le monde. Il est une des principales causes de mortalité féminine. La mammographie est la technique d'imagerie la plus sensible pour détecter des tumeurs à un stade précoce et elle est actuellement la principale technique utilisée dans le dépistage du cancer du sein.

Le cancer du sein est le premier néoplasie chez la femme dans le monde et dans notre pays chaque année, environ 7500 cas de cancer du sein sont enregistrés, tout en sachant que ce type de néoplasie en Algérie vient en tête des tumeurs malignes chez la femme et constitue la première cause de mortalité chez la femme, avec environ de 3500 décès enregistrés chaque année [1].

Le cancer du sein concerne une femme sur 11 dont l'âge se situe le plus souvent entre 50 et 60 ans. Uniquement 5 % des femmes présentant un cancer du sein ont moins de 35 ans. Il s'agit du cancer le plus fréquent de la femme et le nombre de cancer du sein croît régulièrement [2]. Ces chiffres montrent l'importance d'une détection précoce de cette maladie. La mammographie par rayon X reste la technique la plus fiable pour le diagnostic précoce du cancer du sein. Les masses et les micro-calcifications sont les premiers signes d'alerte de cette maladie.

Dans ce chapitre, nous donnerons un aperçu général sur le cancer, anatomie du sein et un aperçu détaillé sur le cancer du sein et la définition de la mammographie.

## II.2. Le cancer

Un cancer est une maladie cellulaire qui se présente dans le corps humain sous forme de plus de deux cents types différents. Cette maladie est caractérisée par la prolifération incontrôlée de cellules liée à un échappement aux mécanismes de régulation qui assure le développement harmonieux de notre organisme. Toutes les cellules ont un rôle spécifique : cellules musculaires, nerveuses, osseuses, etc. Une cellule cancéreuse est une cellule qui s'est modifiée. Habituellement, ces modifications sont réparées par l'organisme.

Lorsque la cellule devient cancéreuse, elle ne peut plus se réformer et perd ses capacités de réparation. Elle se met alors à se multiplier et finit par former une masse qu'on appelle la tumeur maligne [3].

### **II.3. Anatomie du sein**

Le sein est une masse de tissu adipeux, glandulaire et conjonctif qui fait une couverture sur les muscles importants de la cage thoracique, comme le muscle pectoral qui est fixé à la clavicule, le sternum et la plupart des cartilages des cous.

Le sein est composé d'une glande mammaire, de fibres de soutien (ligaments de Cooper) et de graisse (tissu adipeux) ; le tout est recouvert par la peau. Chaque glande mammaire contient de quinze à vingt lobes séparés par du tissu graisseux qui donne au sein la forme qu'on lui connaît. Ces lobes sont, eux-mêmes, constitués de lobules capables de sécréter du lait en période d'allaitement. Un lait est transporté par les canaux galactophores jusqu'au mamelon, situé au centre d'une zone pigmentée [4].

### **II.4. Le cancer du sein**

Un cancer du sein est une tumeur maligne qui se développe au niveau du sein. Elle est associée à la prolifération anarchique et infinie de cellules modifiées génétiquement. Cette prolifération est à l'origine de la destruction du tissu de base et à l'extension de la tumeur. Dans ce cas, l'organisme n'est pas dans la mesure de la mettre sous contrôle. La multiplication des cellules tumorales dans un seul endroit constitue une tumeur maligne ou cancer. La propagation des cellules cancéreuses à partir de la tumeur locale vers d'autres parties du corps constitue une métastase.

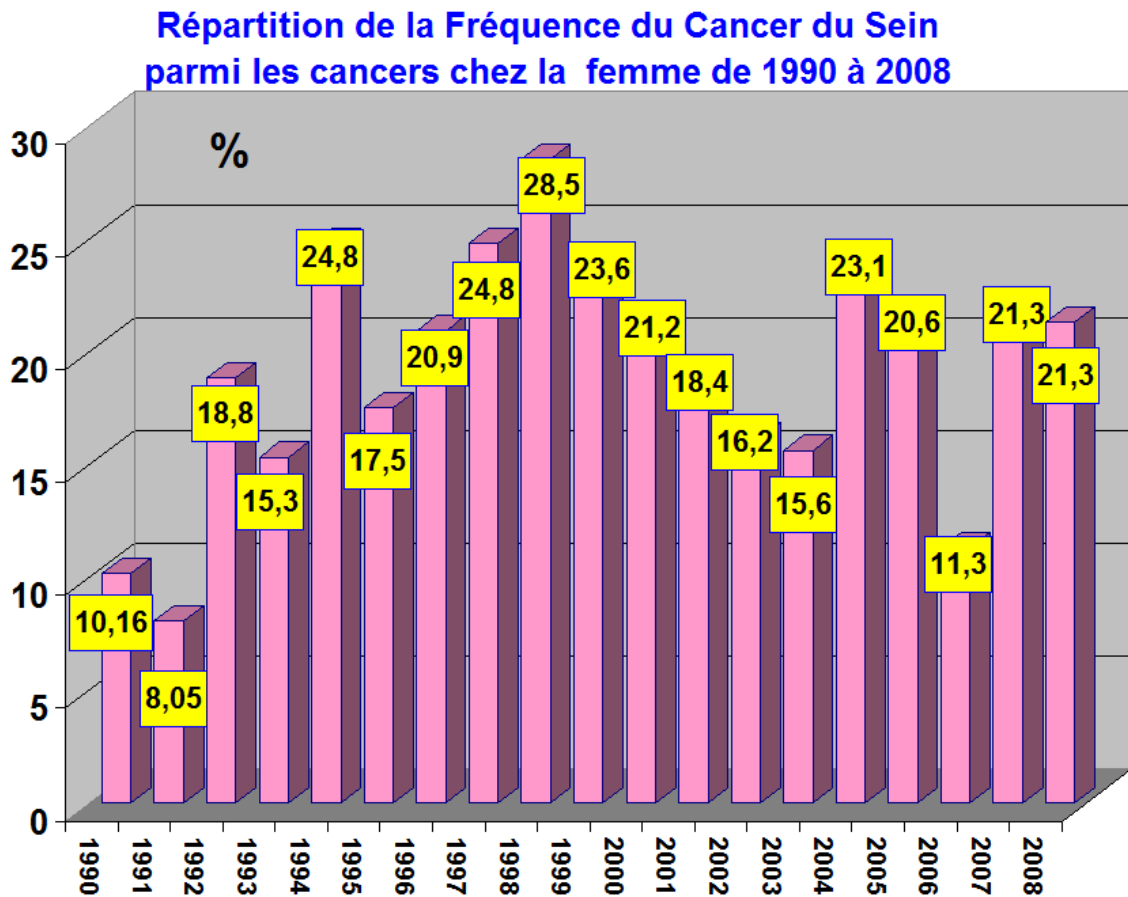
Le cancer du sein touche les femmes de tous les âges, mais il se développe le plus souvent autour de 60 ans. Près de la moitié des cancers du sein sont diagnostiqués entre 50 et 69 ans. Ce cancer peut aussi apparaître chez l'homme, mais c'est extrêmement rare (moins de 1 % des cancers du sein) [5].

### **II.5. des statistiques sur le cancer du sein**

Le cancer du sein est devenu un problème de santé publique majeur avec une réelle urgence d'intervention et de prise en charge. Cette maladie est le plus fréquent chez les femmes avec 450000 cas chaque année dans le monde [6].

En 2012, près de 6625 nouveaux cas de cancer du sein ont été diagnostiqués en Algérie. Le nombre de nouveaux cas ne cesse d'augmenter ces dernières années pour atteindre les 11000 nouveaux cas/an. Il représente environ 40 % de l'ensemble des cancers et devient ainsi le cancer le plus fréquent chez la femme. On estime à 3500 décès par an liés à la maladie

et selon les résultats de l'étude Concord (registre de cancer de Sétif), le taux de survie à 5 ans est de 39% alors que dans les pays développés ce taux atteint les 90%. Le cancer du sein peut toucher la femme à tout âge. Le nombre de personnes atteintes de cette maladie est en évolution [6].



**Figure 1 :** Evolution de l'incidence du cancer du sein à Alger

Les spécialistes continuent à sonner l'alarme. Selon leurs prévisions, le nombre de patientes atteintes de cancer du sein pourrait doubler d'ici 2020, en raison d'un diagnostic tardif. «Le dépistage précoce est une nécessité pour réduire, à court et à moyen terme, l'incidence du cancer du sein», insiste le Pr Mahfouf, chef du service oncologie à l'hôpital de Rouiba [7].

## II.6. Les Types de cancer du sein

Le cancer du sein est une prolifération anormale de cellules de l'organisme au niveau de la glande mammaire. Ces cellules peuvent rester au niveau du sein ou migrer dans l'organisme via les vaisseaux sanguins et lymphatiques. La majorité des cancers prennent

naissance dans les canaux par lesquels coule le lait. Si la prolifération des cellules cancéreuses reste dans les canaux on parle de « cancer in situ » (ou intra canalaire). En revanche si les cellules sortent de la paroi des canaux, on parle de « cancer infiltrant» [8].

## **II.7. Le dépistage**

Le dépistage du cancer consiste à effectuer des tests de contrôle sur une personne présumée en bonne santé dans le but d'arriver à détecter des anomalies pouvant être des signes avant-coureur d'un cancer, longtemps avant l'apparition des premiers symptômes. Cette approche est très efficace dans le sens qu'elle permet de réduire de façon significative le taux de mortalité lié au cancer du sein en améliorant les chances de guérison.

En effet, s'il est détecté tôt, le cancer du sein peut être guéri dans neuf cas sur dix, ce qui participe à une réduction de 15 à 21% du taux de mortalité lié à ce cancer. L'examen utilisé pour dépister un cancer du sein est une mammographie [9].

## **II.8. Le diagnostic**

Le diagnostic est un processus qui permet de déterminer la cause d'un problème de santé. Le processus diagnostic du cancer du sein débute habituellement quand on trouve une masse dans l'un des seins du patient ou quand une mammographie de dépistage semble indiquer un trouble mammaire. Le médecin doit d'abord s'assurer que le problème de santé du sein est bien un cancer et non une autre maladie. En outre, s'agissant du cancer du sein, nous devons connaître exactement le type de traitement, parmi les traitements possibles, ceux qui ont une plus grande chance de succès ainsi que la bonne dose [10].

Différents tests peuvent être utilisés pour rechercher et diagnostiquer ou éliminer le cancer du sein. De nombreux tests de diagnostic du cancer sont également utilisés pour déterminer la phase, c'est-à-dire la progression de la maladie.

### **II.8.1. Quels sont les autres examens ?**

La mammographie met en évidence des lésions suspectes mais ne permet pas de confirmer le diagnostic. Il peut s'agir de kystes, de masses solides non cancéreuses ou de tumeurs malignes. En fonction de la taille et de la localisation de l'anomalie, le médecin à sa disposition

- Echographie : Cet examen doit être systématiquement associé à toute mammographie, en particulier en cas de seins très denses. L'échographie mammaire permet de

visualiser une lésion non visible à la mammographie (car de petite taille). Cet examen peut également servir à guider les ponctions.

- Aspiration ou ponction cytologique : A l'aide d'une aiguille et d'une seringue, on aspire un peu de liquide ou de tissu de la lésion, pour savoir s'il s'agit d'un cancer. Aucune hospitalisation n'est nécessaire.
- Biopsie : Il s'agit d'un prélèvement d'une partie de la tumeur. Un examen au microscope confirmera le diagnostic. Si un cancer est détecté, d'autres analyses du tissu prélevé permettront de savoir si ce cancer est sensible aux hormones. Cette indication aura des répercussions sur le choix du traitement.

## **II.9. La mammographie**

### **II.9.1. définition**

Une mammographie (ou mastographie) est un examen radiologique des seins. Il permet d'obtenir des images de l'intérieur du sein à l'aide de rayons X et de révéler ainsi des petites tumeurs qui ne sont pas toujours détectables par la seule palpation des seins.

La mammographie étudie la glande mammaire et permet de dépister des anomalies des tissus, notamment un cancer du sein même à un stade précoce. Elle recherche des anomalies telles que des opacités, des micro-calcifications [11].

Une mammographie est pratiquée dans deux circonstances : dans le cadre d'un dépistage ou d'un diagnostic.

### **II.9.2. Types de mammographie**

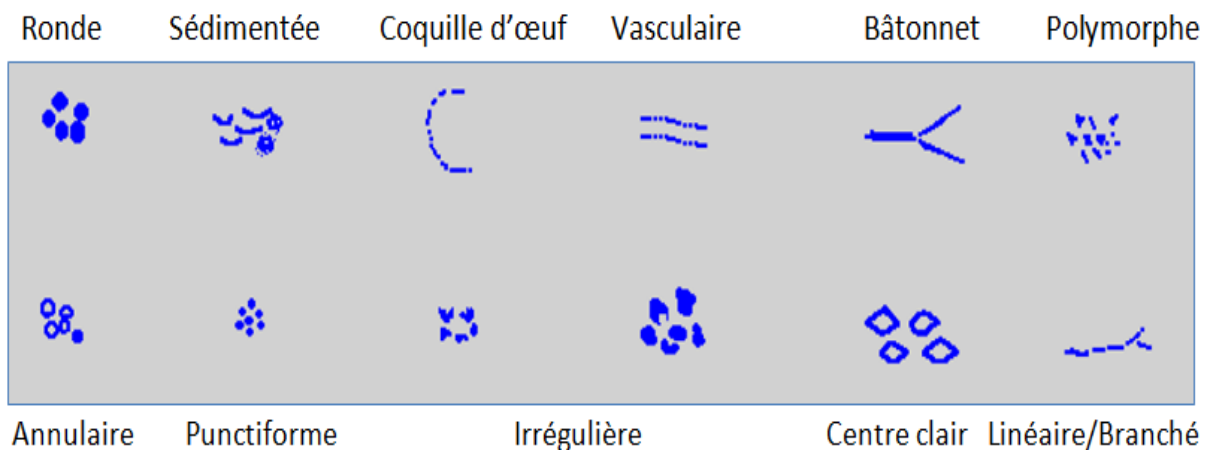
Il existe deux genres de mammographie [12] :

- a. La mammographie diagnostique : Est généralement réalisée chez les femmes de tous âges qui présentent des problèmes aux seins décelés soit par la femme elle-même, soit par le médecin lors de l'examen clinique des seins, ou lors d'une mammographie de dépistage. Elle vise à déterminer la nature d'une lésion déjà existante.
- b. La mammographie de dépistage adressée aux femmes n'ayant aucun problème aux seins et a pour but de détecter une lésion de petite taille, bénigne ou maligne, et de la localiser. Certaines des lésions détectées par la mammographie de dépistage ne sont même pas palpables.

## II.10. Caractéristiques des différents types de cancer

Etant donné qu'il existe un important chevauchement dans l'apparence mammographique des différentes lésions histologiques, une description des anomalies mammographiques s'impose. Il existe plusieurs signes radiologiques associés à des cancers [13] :

- a. Les calcifications : Correspondent à de petits amas de calcium aussi connus sous le nom de micro-calcifications. Elles ne sont pas forcément signe de malignité. Ces différentes formes sont illustrées de manière schématique à la figure suivante.

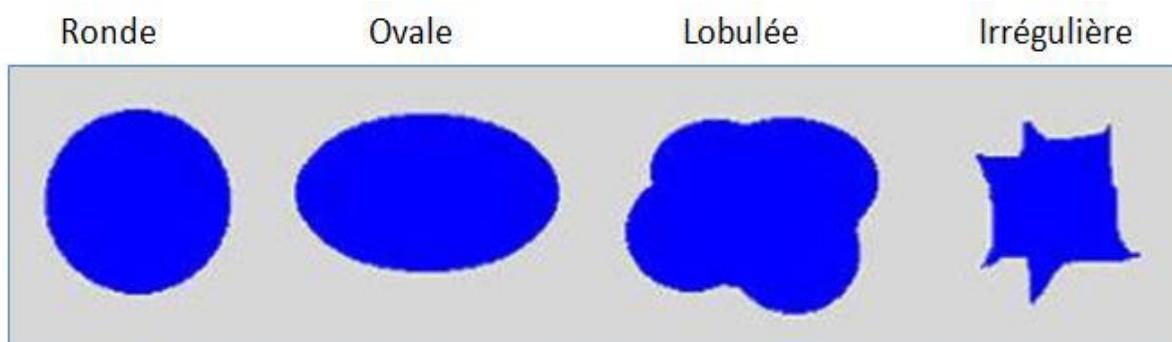


**Figure 2 : Morphologie des calcifications**

- b. Les masses ou les opacités : Une seconde famille de signes radiologiques se traduit par des surdensités ou opacités dans les images. Ces dernières présentent une variabilité importante du point de vue de leur forme, de leur taille et de leur contour. Cette dernière caractéristique aide le radiologue dans son diagnostic différentiel. Ces opacités sont caractérisées par : forme, bord et densité.

1. La forme : On distingue généralement quatre classes de formes pour les opacités : les opacités rondes, ovales, lobulaires ou irrégulières. Ces différentes formes sont illustrées de manière schématique à la figure: 3 :

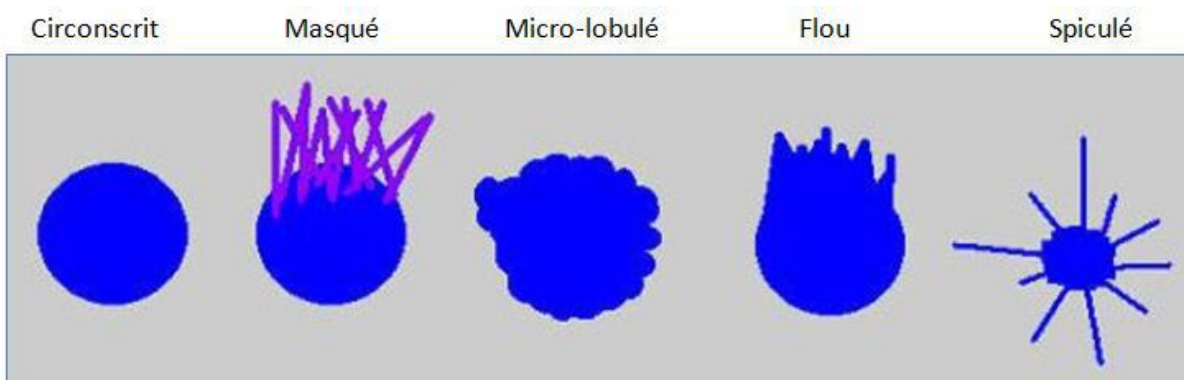
- Ronde : sphérique, circulaire ou globuleuse
- Ovale : elliptique ou en forme d'œuf
- Lobulée : légère ondulation
- Irrégulière : ce terme est réservé aux masses



**Figure 3 :** Formes d'une opacité

Les bords, illustrés sur la figure II 4 :

- Circonscrits : bord net ;
- Bords masqués : bords à priori masqués par une superposition ;
- Micro-lobulés : multiples (> 3) ondulations des contours ;
- Mal définis/flous : bords mal définis pouvant correspondre à une infiltration ;
- Spiculés : lignes radiaires prenant naissance sur le contour de la masse.



**Figure 4 :** Bords d'une opacité

2. La densité : La plupart des cancers du sein présentent une densité mammaire.
- c. Distorsion architecturale : Il s'agit d'une distorsion de l'architecture mammaire sans masse visible. Ces images peuvent être caractérisées par de fins spicules radiaires, ainsi que des rétractions ou des distorsions du bord du parenchyme. Elle peut être associée à une masse, à des calcifications ou à une asymétrie de densité.

## **II.11. Conclusion**

Dans ce chapitre, ont été abordées des notions de généralité en rapport avec le cancer du sein, les systèmes d'acquisition en imagerie du sein ainsi que les outils de l'imagerie médicale qui permettant le diagnostic de ce type de cancer. Dans le chapitre suivant, nous allons aborderons les principaux concepts de la classification des images.



# CHAPITRE III

## La Classification Des Images



### **III.1 Introduction**

La classification des images consiste à répartir systématiquement des images selon des classes établies au préalable. Classer une image c'est le fait de lui correspondre une classe marquant sa parenté avec d'autres images. La classification joue un rôle important dans toutes les sciences et techniques qui font appel à la statistique multidimensionnelle. Dans ce chapitre nous allons présenter tout d'abord les notions en relation avec la classification d'images, méthodes de classification, l'apprentissage machine et les réseaux de neurones.

### **III.2. La classification des images**

#### **III.2.1 définition**

La classification automatique des images consiste à attribuer automatiquement une classe à une image à l'aide d'un système de classification sans intervention humaine. On retrouve ainsi la classification d'objets, de scènes, de textures, la reconnaissance de visages, d'empreintes digitale et de caractères [14].

#### **III.2.2 Objectif**

L'objectif de la classification d'images est d'élaborer un système capable d'affecter une classe automatiquement à une image comme par exemple (classe animaux, classe humaine, classe transport,...etc.). Ainsi, ce système permet d'effectuer une tâche d'expertise qui peut s'avérer coûteuse à acquérir pour un être humain en raison notamment de contraintes physiques comme la concentration, la fatigue ou le temps nécessaire à un volume important de données images.

#### **III.2.3 domaines d'application**

Les applications de la classification automatique d'images sont nombreuses et vont de l'analyse de documents à la médecine en passant par le domaine militaire. Ainsi on retrouve des applications dans le domaine médical comme la reconnaissance de cellules et de tumeurs, la reconnaissance d'écriture manuscrite pour les chèques et les codes postaux. Dans le domaine urbain on cite la reconnaissance de panneaux de signalisation, la reconnaissance de piétons, la détection de véhicules, la reconnaissance de bâtiments pour aider à la localisation. Dans le domaine de la biométrie on peut citer entre autres, la reconnaissance de visage, d'empreintes et d'iris.

### **III.3 L'apprentissage automatique**

Le vaste domaine d'apprentissage automatique (en anglais, machine Learning) vise notamment à reconnaître des objets et à faire des prévisions à partir de données existantes. Il sert aussi à gérer des tâches de classification et de segmentation qui servent à détecter des corrélations entre paramètres et événements. Machine Learning a pour objectif de construire des modèles mathématiques permettant de prédire une sortie étant donné un signal d'entrée. Les réseaux de neurones sont des outils permettant d'apprendre ces modèles. Nous pouvons distinguer différentes familles d'apprentissage (supervisé, semi-supervisé, non-supervisé, par renforcement...) [15].

### **III.4 Les différentes méthodes de classification et d'apprentissage**

Il existe deux principaux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé. Dans l'approche supervisée, chaque image est associée à une étiquette qui décrit sa classe d'appartenance. Dans l'approche non supervisée les données disponibles ne possèdent pas d'étiquettes [16].

#### **III.4.1 Méthodes supervisées**

L'apprentissage supervisé permet aux utilisateurs de préciser les classes voulues selon les besoins spécifiques de l'application. Il utilise une base de données d'apprentissage dans laquelle chaque donnée est étiquetée manuellement avec sa classe correspondante. L'obtention d'un classifieur performant nécessite l'étiquetage manuel d'un nombre suffisamment grand de données pour chacune des classes, ce qui s'avère être coûteux.

Les méthodes d'apprentissage supervisé se donnent alors comme objectif général de construire un modèle à partir de la base d'apprentissage, ou fonctions de classement. Une telle fonction permet, à partir de la description d'un objet, de reconnaître un attribut particulier caractérisant la classe [16].

#### **III.4.2 Méthodes non supervisées**

L'apprentissage non supervisé ne nécessite pas l'étiquetage des données de la base d'apprentissage. Ce type d'apprentissage peut être utilisé pour découvrir des clusters formés par l'ensemble des données. Il s'agit de partitionner les instances en différents ensembles homogènes (clusters) tels que (i) les instances d'un même cluster partagent des caractéristiques communes qui correspondent à des critères de proximité que l'on définit le

plus souvent grâce à des mesures de distance entre les paires d'instances, et (ii) les instances appartenant à des clusters différents soient différenciées (éloignées).

### **III.5 Les réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones proposent une simulation du fonctionnement de la cellule nerveuse à l'aide d'un automate : le neurone formel. Les réseaux neuronaux sont constitués d'un ensemble de neurones (nœuds) connectés entre eux par des liens qui permettent de propager les signaux de neurone à neurone [17].

C'est une technique utilisée dans l'apprentissage automatique et dans sa variante avancée du Deep Learning.

Il existe beaucoup de types de réseaux neurones, chaque type étant développé pour un objectif particulier (Neurone Formel, Neurones multicouche, Neurones récurrents, Réseaux de Hopfield, Réseaux Neurones Convolutifs...).

### **III.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons introduit la notion de la classification d'images et avons donné un aperçu général sur les réseaux de neurones, l'apprentissage automatique et les méthodes de la classification (supervisées non supervisées...etc.). Dans le chapitre suivant, nous allons voir le principe de l'apprentissage profond (Deep Learning) et en particulier les réseaux de neurones convolutifs (CNN).

# CHAPITRE IV

L'apprentissage

Profond



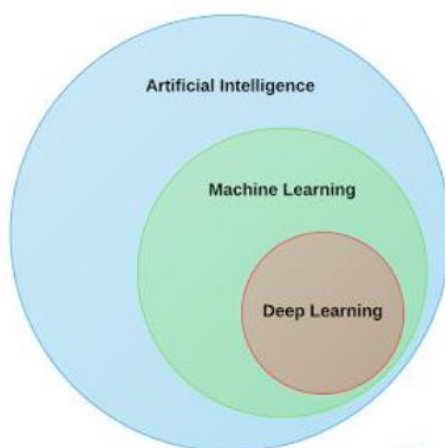
## IV.1. Introduction

On entend de plus en plus parler en ce moment d'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique (en anglais Machine Learning) désignés par l'acronyme ML, et en particulier l'un de ses domaines : L'apprentissage profond (en anglais Deep Learning). C'est grâce à cette technologie que des programmes informatiques sont désormais capables d'apprendre à effectuer des tâches complexes.

Dans ce chapitre nous allons présenter les notions en relation avec l'apprentissage profond.

## IV.2. Définition d'apprentissage profond "Deep Learning"

L'apprentissage profond (Deep Learning) est une forme d'intelligence artificielle qui est représenté par un ensemble de techniques d'apprentissage automatique. Il concerne les algorithmes inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau.



**Figure 5 :** La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

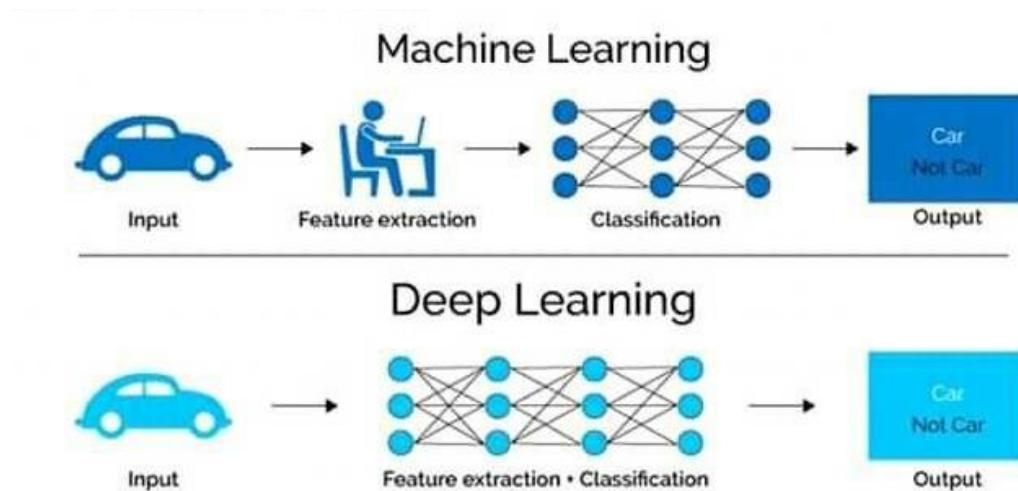
Le Deep Learning s'appuie sur un réseau de neurones artificiels s'inspirant du cerveau humain. Ce réseau est composé de « couches » de neurones. Plus le nombre de couches est élevé, plus le réseau est « profond ». Chaque couche recevant et interprétant les informations de la couche précédente.

Dans l'apprentissage automatique, un programme analyse un ensemble de données afin de tirer des règles qui permettront de faire des conclusions sur de nouvelles données. Contrairement aux algorithmes traditionnelles utilisés pour l'étape de l'extraction de



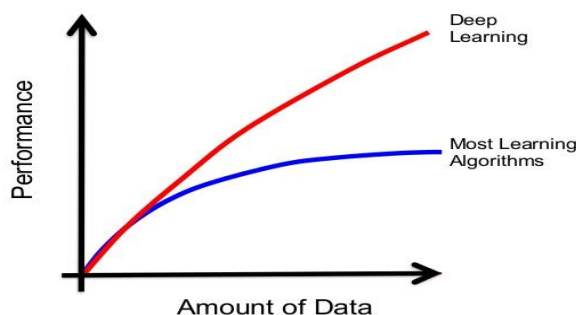
caractéristique qu'est faite manuellement, ce qui rend la tâche difficile et coûteuse en temps et requiert un spécialiste en la matière, en Deep Learning cette étape est exécutée automatiquement par l'algorithme.

Par exemple, pour la reconnaissance visuelle, des premières couches d'unités identifient des lignes, des courbes, des angles... des couches supérieures identifient des formes, des combinaisons de formes, des objets, des contextes...



**Figure 6 :** La différence entre l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique

Cette technologie utilisée notamment pour développer les systèmes de conduite autonome, elle est également responsable des améliorations spectaculaires constatées ces dernières années dans la reconnaissance de la parole, de l'image et dans la traduction des langues. Les progrès de l'apprentissage profond ont été possibles notamment grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et au développement de grandes bases de données (Big Data).

**BIG DATA & DEEP LEARNING**

**Figure 7 :** La différence de performance entre le DL et la plupart des algorithmes de ML en fonction de la quantité de données

### IV.3. Domaines d'application de l'apprentissage profond

L'apprentissage profond s'applique à divers secteurs des nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC), notamment à la robotique, à la bioinformatique, la reconnaissance de la parole et l'image, la traduction des langues, la sécurité, exploration spatiale utilisées notamment pour développer les systèmes de conduite autonome des automobiles, et plus généralement à l'intelligence artificielle. L'apprentissage profond peut permettre à un ordinateur de mieux reconnaître des objets hautement déformables et/ou analyser par exemple les émotions révélées par un visage photographié ou filmé. Elles sont utilisées pour développer les systèmes d'aide au diagnostic médical (ex : Reconnaissance automatique d'un cancer en imagerie médicale).

### IV.4 Les différents types de modèles

Il existe un grand nombre de variantes d'architectures profondes. La plupart d'entre elles sont dérivées de certaines architectures parentales originales. Il n'est pas toujours possible de comparer les performances de toutes les architectures, car elles ne sont pas toutes évaluées sur les mêmes ensembles de données. Le Deep Learning est un domaine à croissance rapide où de nouvelles architectures variantes ou algorithmes apparaissent toutes les semaines.

Nous nous focalisons dans cette étude sur deux modèles à savoir : les réseaux de neurones convolutifs et les réseaux de neurones récurrents.

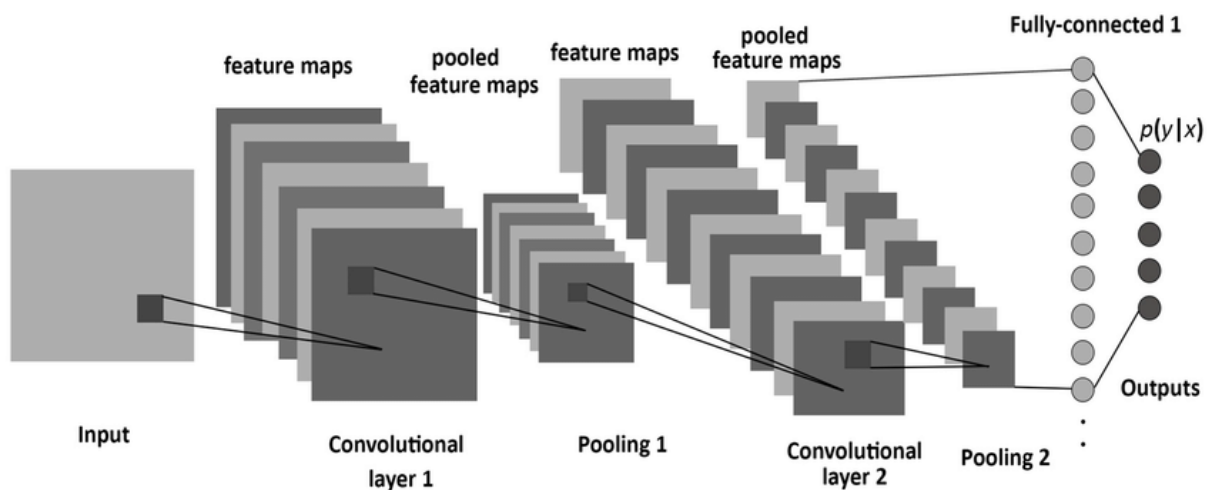
#### IV.4.1 Les réseaux de neurones convolutifs

Un réseau de neurones convolutifs ou réseau de neurones à convolution désigné par l'acronyme CNN, de l'anglais Convolutional Neural Network ou ConvNet, a été introduit pour la première fois à la fin des années 80 par Le Cun [18]. C'est le premier réseau de neurones pour la reconnaissance d'images. Ce réseau permettait la reconnaissance de chiffres manuscrits.

Les réseaux de neurones convolutifs sont à ce jour les modèles les plus performants pour le traitement des données de type image. Le nom « réseau de neurones convolutif » indique que le réseau emploie une opération mathématique appelée convolution. La convolution est une opération linéaire spéciale. Les réseaux convolutifs sont simplement des réseaux de neurones qui utilisent la convolution à la place de la multiplication matricielle dans au moins une de leurs couches [15].

Les CNN ont beaucoup de succès dans les identifications des tumeurs dans des images médicales, reconnaissances faciales, les systèmes de recommandations, la détection d'objets utilisée dans les robots et les voitures automatiques. En gros, tout ce qui concerne la vision par ordinateur et les images. On peut utiliser les ConvNet dans tous les problèmes ayant en entrée une matrice.

La structure de CNN contient des couches Convolutionnel, Pooling, ReLU et Fully Connected.



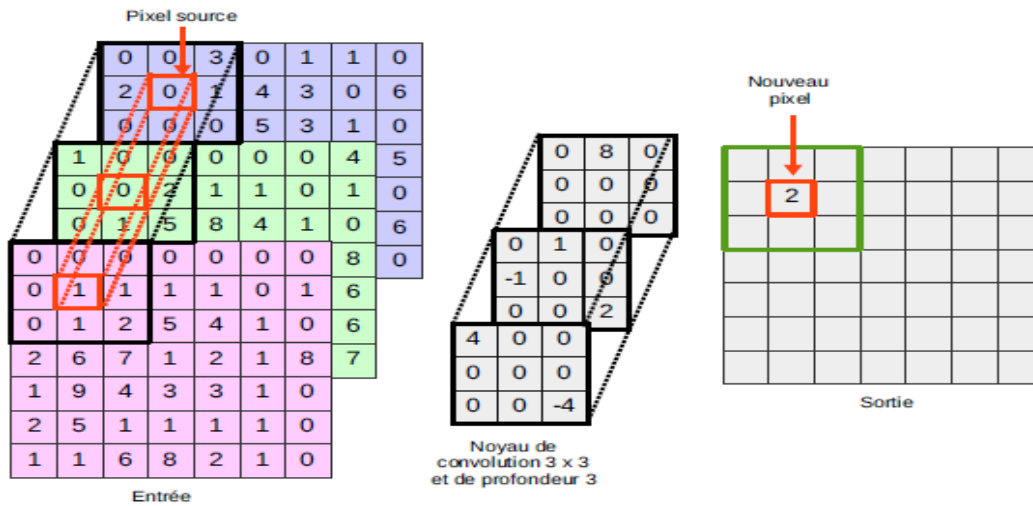
**Figure 8 :** Exemple d'architecture CNN

### IV.4.1.1 La couche de convolution

La couche de convolution est la composante clé des réseaux de neurones convolutifs, et constitue toujours au moins leur première couche.

Dans la couche de convolution, au lieu de faire un produit scalaire entre les valeurs internes et les poids de chaque neurone, on applique un produit de convolution.

Ce produit de convolution fonctionne comme un extracteur de caractéristiques des images reçues en entrée. Le principe d'un filtrage par convolution est de faire "glisser" une fenêtre représentant la caractéristique sur l'image, et de calculer le produit de convolution entre la caractéristique et chaque portion de l'image balayée. Une caractéristique est alors vue comme un filtre. La couche de convolution reçoit donc en entrée plusieurs images, et calcule la convolution de chacune d'entre elles avec chaque filtre. Les filtres correspondent exactement aux caractéristiques que l'on souhaite retrouver dans les images. On obtient pour chaque paire (image, filtre) une carte d'activation, ou carte de caractéristiques (features map), qui nous indique où se situent les caractéristiques dans l'image : plus la valeur est élevée, plus l'endroit correspondant dans l'image ressemble à la caractéristique [19].



**Figure 9 :** Illustration de la convolution

Etant donné une entrée, un filtre de convolution (ou noyau de convolution) est appliqué pour chaque position. La profondeur du noyau dépend de la profondeur de l'entrée sur laquelle est appliqué : dans cet exemple l'entrée a trois canaux donc la profondeur du noyau est de trois.

Le résultat pour une position donnée correspond à la somme de la multiplication des éléments du noyau par ceux de l'entrée : dans cet exemple  $2 \times (-4) + 5 \times 2 = 2$ .

Dans le cadre des CNN, la sortie d'une convolution est appelée carte de caractéristiques. Le nombre de cartes de caractéristiques dépend du nombre de filtres appliqués sur l'entrée.

**Paramètre de filtre :**

La couche convolutionnelle contient des filtres pour lesquels il est important de savoir comment ajuster ses paramètres.

- **Profondeur de la couche :** Nombre de noyaux de convolution (ou nombre de neurones associés à un même champ récepteur).
- **Stride ou le pas :** Dans le contexte d'une opération de convolution ou de pooling, la stride  $S$  est un paramètre qui dénote le nombre de pixels par lesquels la fenêtre se déplace après chaque opération [20].
- **Zero-padding ou La marge :** Cette technique recommande de mettre des zéros à la frontière du volume d'entrée. 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  $P$ .

La formule pour calculer le nombre de neurones du volume de sortie est :

$$W_0 = \frac{w_i - k + 2p}{s} + 1$$

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). Souvent, on considère un pas  $S=1$ , on calcule donc la marge de la manière suivante :

$$P = \frac{k - 1}{2}$$

Si on souhaite un volume de sortie de même taille que le volume d'entrée. Dans ce cas particulier la couche est dite "connectée localement" [15].

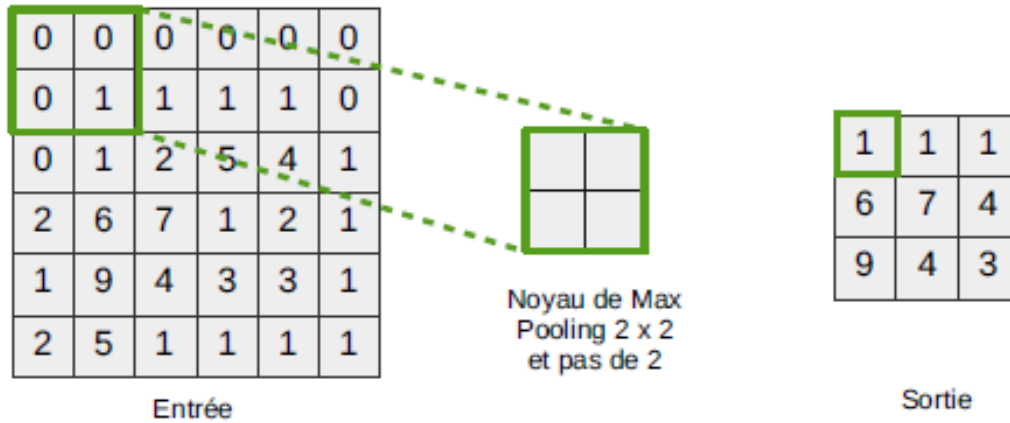
#### IV.4.1.2 Couche Pooling

Cette couche reçoit en entrée plusieurs feature maps, et applique à chacune d'entre elles l'opération de Pooling. Ce type de couche est souvent placé entre deux couches de convolution.

L'opération de Pooling consiste à réduire la taille des images, tout en préservant leurs caractéristiques importantes, réduisant ainsi la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau. Il existe plusieurs types de Pooling. On cite entre autres : MAX Pooling qui renvoie l'élément maximum sur une fenêtre de calcul, AVG Pooling qui permet de renvoyer la moyenne des éléments sur une fenêtre de calcul ...

La méthode la plus utilisée est le "Max Pooling". Elle consiste à découper l'image en cellules régulières, puis elle garde au sein de chaque cellule la valeur maximale. Pour ce faire on a une tuile qui se déplace (comme un filtre) sur la surface de l'image. À chaque position de la tuile, on retient la valeur la plus haute. Cela produit une nouvelle image avec uniquement les valeurs remarquables de l'image.

L'image ci-dessous montre un exemple de Pooling (en pratique), on a une 'feature maps' de 9 par 9 pixels de départ et on utilise souvent une tuile de 2 ou 3 pixels et une valeur de 2 pixels pour la valeur du pas. On obtient en sortie une image de 7 par 7 pixels.



**Figure 10 :** Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2

Dans cet exemple, le noyau de Pooling est de taille 2×2 et est appliqué tous les deux pixels (stride = 2). Le maximum des quatre éléments sur une fenêtre de l'entrée est gardé.

#### IV.4.1.3 Couche 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 les signaux de sortie [15]. On a notamment :

- La fonction sigmoïde :

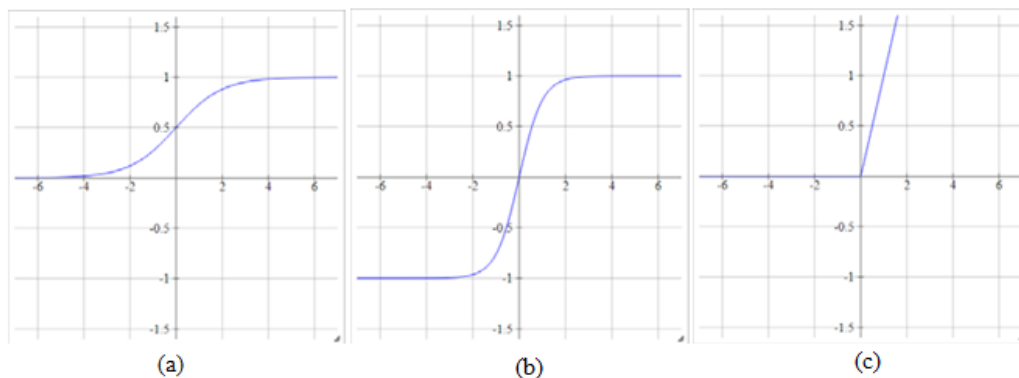
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$

- La tangente hyperbolique :

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

- La fonction ReLU :

$$f(x) = \max(0, x)$$



**Figure 11** : Trois fonctions d'activation. (a) La sigmoïde, (b) La tangente hyperbolique, (c) La fonction ReLU

#### IV.4.1.4 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 (en anglais Fully Connected) où chaque neurone de la couche précédente est connecté à chaque neurone de la couche suivante.

Les couches Fully Connected (FC) sont typiquement présentes à la fin des architectures de CNN et peuvent être utilisées pour optimiser des objectifs tels que les scores de classes.

#### IV.4.1.5 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 perte « Softmax » est utilisée pour prédire une seule classe parmi K classes mutuellement exclusives qui est généralement utilisée pour l'optimisation de réseau de classification d'images. Elle permet la maximisation de la probabilité qu'a une entrée d'appartenir à une classe plutôt qu'à une autre. La perte par entropie croisée « sigmoïde » est utilisée pour prédire K valeurs de probabilité indépendante dans l'intervalle [0,1] permettant une régression sur des probabilités. La perte euclidienne est utilisée pour régresser vers des valeurs réelles [15].



#### IV.4.1.6 Quelques réseaux convolutifs célèbres

- **LeNet** : Les premières applications réussies des réseaux convolutifs ont été développées par Yann Le Cun dans les années 1990. Parmi ceux-ci, le plus connu est l'architecture LeNet utilisée pour lire les codes postaux, les chiffres...etc [21].
- **AlexNet** : (lancé en 2012) Cette architecture est celle proposée par **Alex** Krizhevsky, Ilya Sutskever et Geoff Hinton ayant permis la recrudescence de l'étude des réseaux de neurones à partir de 2012, notamment grâce à la victoire lors de la compétition de classification d'images ImageNet. Cette architecture utilise cinq couches de convolution et trois couches de pooling. La taille des noyaux de convolution est variable ( $11 \times 11$ ,  $5 \times 5$ ,  $3 \times 3$ ) en fonction de la couche considérée. La fonction d'activation utilisée entre chaque couche est la fonction ReLU. Après le passage de l'image dans les couches de convolution, de pooling et d'activation, une carte de caractéristiques est obtenue. Celle-ci est envoyée dans un perceptron multicouche composé de deux couches cachées et d'une couche de sortie [22].
- **GoogLeNet** : (parent du célèbre Inception, un algorithme de reconnaissance d'image avec d'autres subtilités, au même titre que YOLO, MobileNet...). Ce modèle CNN a été créé par Szegedy et al [23], permet une réduction du temps de calcul par rapport au modèle VGG. Pour cela, le GoogLeNet est composé de plusieurs couches appelées couches d'Inceptions. Elles sont composées de plusieurs modules de convolution de taille  $1 \times 1$ ,  $3 \times 3$  et  $5 \times 5$ , exécutés en parallèle sur la carte de caractéristiques résultant de la couche précédente. Des filtres additionnels permettent de réduire la dimension des cartes de caractéristiques ce qui permet un gain important de temps de calcul.
- **ResNet** : Même s'il s'éloigne d'un CNN traditionnel, ce CNN a été introduit par Kaiming He et al [24]. Il permet l'apprentissage de réseaux très profonds (plus de 150 couches).
- **ZFNet** : C'était une amélioration d'AlexNet en ajustant les hyper-paramètres de l'architecture, en particulier en élargissant la taille des couches convolutives et en réduisant la taille du noyau sur la première couche [25].

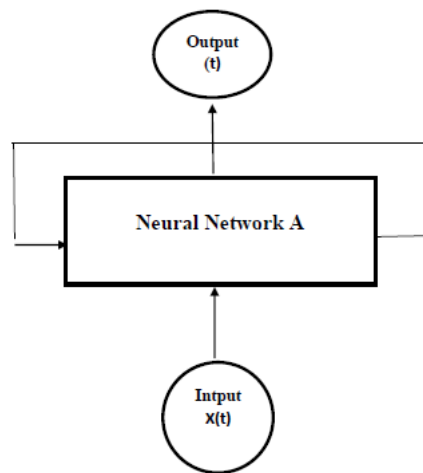
#### IV.4.2 Réseau de neurones récurrents

Un réseau de neurones récurrents (RNN) est une classe de réseaux de neurones artificiels où les connexions entre les nœuds forment un graphe dirigé le long d'une

séquence. Cela lui permet de présenter un comportement dynamique temporel pour une séquence temporelle. Contrairement aux réseaux neuronaux à anticipation, les RNN peuvent utiliser leur état interne (mémoire) pour traiter des séquences d'entrées. Cela les rend applicables aux tâches telles que la reconnaissance de l'écriture manuscrite non segmentée et connectée ou la reconnaissance de la parole.

Au cours des dernières années, un type de RNN est devenu la norme grâce à ses excellentes performances sur des tâches aussi nombreuses que variées : les réseaux de neurones à base de cellules Long Short-Term Memory (LSTM).

Tout comme les systèmes de contrôle, les réseaux neuronaux récurrents fonctionnent selon le principe du bouclage et du chaînage (Figure 12).



**Figure 12 : RNN Looping**

Considérons A de la Figure 12 est un petit morceau de réseau neuronal. Ce morceau a besoin d'une valeur d'entrée pour démarrer le calcul et le traitement et produire une valeur de sortie, qui est  $x(t)$  et  $h(t)$  dans ce cas. Neural Network A, forme également une boucle, qui est fondamentalement une copie multiple du même réseau et permet le partage des connaissances et des informations entre les prochaines étapes du réseau. Par conséquent, cette caractéristique du partage des connaissances distingue les RNN des autres techniques de réseau neuronal. De plus, l'approche en chaîne des RNN leur permet de ressembler à la séquence et la liste [26].

#### IV.4.2.1 Domaine d'application

Les RNN ont connu un grand succès dans de nombreuses tâches de traitement du langage naturel.

- **Modélisation du langage et génération de texte** : Compte tenu d'une séquence de mots, nous voulons prédire la probabilité de chaque mot sachant les mots précédents.
- **Traduction automatique** : La traduction automatique est semblable à la modélisation du langage dans le sens où l'entrée est une séquence de mots dans une langue source (par exemple, l'arabe). Nous voulons générer une séquence de mots dans une langue cible (par exemple, l'anglais). Une différence majeure est que notre sortie ne commence que lorsque nous avons vu l'entrée complète, car le premier mot de la phrases traduites nécessite des informations capturées à partir de la séquence d'entrée complète.
- **La reconnaissance vocale** : La reconnaissance vocale est une technique informatique qui permet d'analyser la voix humaine pour la transcrire sous la forme d'un texte exploitable par une machine.
- **Description des images** : Ensemble avec les réseaux de neurones convolutifs, les RNN ont été utilisés pour générer des descriptions pour des images non étiquetées. Il est tout à fait incroyable de voir à quel point cela semble fonctionner. Le modèle combiné aligne même des mots générés avec des caractéristiques trouvées dans les images.

## IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le Deep Learning et détaillé la description de deux modèles à savoir les réseaux de neurones convolutifs et récurrents..

Dans le chapitre suivant, nous allons abordé le Cloud Computing et décrire ses différents aspects.

# CHAPITRE V

## Cloud Computing



## V.1. Introduction

L'informatique dans le nuage est plus connue sous sa forme anglo-saxonne : « Cloud Computing ».

Dans ce chapitre nous allons commencer par quelques définitions de tout ce qui concerne le Cloud Computing. D'où est-on parti pour arriver à cette informatique dans les nuages?, De quoi le Cloud Computing est-il constitué?, Quelles sont ses différentes architectures ? Quelles sont ses avantages ainsi que ses inconvénients ? C'est à ces questions que va répondre de manière globale ce chapitre.

## V.2. Définition du Cloud Computing

Le terme Cloud Computing étant anglais, en français l'informatique en nuage ou nuagique ou encore l'infonuagique, on retrouve d'autres termes comme des synonymes : informatique virtuelle, informatique dans les Cloud et informatique dématérialisée.

La définition suivante du Cloud Computing est un extrait simplifié de la définition du National Institute of Standards and Technology (NIST, Etats-Unis) et du Groupe spécialisé de l'UIT :«Le Cloud Computing est un modèle qui offre aux utilisateurs du réseau un accès à la demande, à un ensemble de ressources informatiques partagées et configurables, et qui peuvent être rapidement mises à la disposition du client sans l'interaction direct avec le prestataire de service.»[27].

## V.3. Caractéristiques

Les services Cloud Computing ont des caractéristiques qui les distinguent des autres technologies [27] :

- Libre-service à la demande : Le client peut consommer les services Cloud automatiquement selon son besoin sans aucune nécessité d'une interaction humaine avec le fournisseur.
- Accès réseau (Ubiquité) : Les capacités sont disponibles sur le réseau et accessibles via des mécanismes standards qui favorisent l'utilisation de plates-formes.
- Mise en commun des ressources (pooling) : Les ressources et les services fournis au client sont souvent virtuels et partagés par plusieurs utilisateurs.

- Elasticité rapide : Les utilisateurs peuvent rapidement augmenter et diminuer leurs ressources en fonction des besoins, ainsi que de libérer les ressources pour d'autres utilisations quand elles ne sont plus nécessaires.
- Les services sont fournis selon le modèle pay-per-use : ou le modèle d'abonnement.

#### **V.4. Les différents services de Cloud Computing**

Les principaux services proposés en Cloud Computing sont [28] :

**V.4.1 Le IaaS (Infrastructure as a Service) :** L'Infrastructure as a Service offre une base matérielle (hardware) aux plateformes en tant que service. Ces infrastructures sont mises en place et gérées exclusivement par des architectes réseau, ce qui permet de garder un bon niveau d'expertise et d'éviter de mélanger les domaines de compétence. Elle se compose d'équipements réseau et de serveurs, la plupart du temps complètement virtualisés.

**V.4.2 Le PaaS (Platform as a Service) :** La plateforme as a Service est un ensemble de composants de base qui reposent sur l'architecture souple offerte par l'IAAS. Elle permet aux développeurs d'application d'avoir une plateforme de travail souple, distribuée et virtualisée dans laquelle ils n'ont besoin d'aucune compétence dans les domaines sous-jacents (réseau, matériel, système d'exploitation, etc.). On peut la voir comme une abstraction de la technologie utilisée pour distribuer les calculs sur plusieurs machines au sein d'un réseau.

**V.4.3 Le SaaS (Software as a Service) :** Le Software as a Service est un applicatif développé et déployé dans une plateforme en tant que service. C'est une application souple qui est accessible uniquement par le biais d'Internet et qui est le plus souvent facturée à l'utilisation au client final.

#### **V.5. Les avantages et les inconvénients des services**

Le tableau suivant illustre les services de Cloud Computing qui ont été décrites dans la section précédente tout en montrant les avantages et les inconvénients de chaque service [29] :

	Avantage	Inconvénient
SaaS	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pas d'installation</li> <li>- Plus de licence</li> <li>- Migration</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Logiciel limité</li> <li>- Sécurité</li> <li>- Dépendance des prestataires</li> </ul>
PaaS	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pas d'infrastructure nécessaire</li> <li>- Pas d'installation</li> <li>- Environnement hétérogène</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Limitation des langages</li> <li>- Pas de personnalisation dans la configuration des machines virtuelles</li> </ul>
IaaS	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Administration</li> <li>- Personnalisation</li> <li>- Flexibilité d'utilisation</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Sécurité</li> <li>- Besoin d'un administrateur système</li> </ul>

**Tableau 1** : Les avantages et les inconvénients des services

## V.6. Types de Cloud Computing

Le concept de Cloud Computing est encore en évolution. On peut citer trois types de Cloud Computing [30] :

- Le Cloud privé (ou interne) : C'est un réseau informatique propriétaire ou un centre de données qui fournit des services hébergés pour un nombre limité d'utilisateurs.
- le Cloud public (ou externe) : C'est un prestataire de services qui propose des services de stockage et d'applications Web pour le grand public. Ces services peuvent être gratuits ou payants.
- le Cloud hybride (interne et externe) : C'est un environnement composé de multiples prestataires internes et externes.



## V.7. Architecture du Cloud Computing

L'architecture globale du Cloud Computing comporte essentiellement [31] :

- Des clients : personnes, entreprises, groupes qui accèdent aux différents services offerts par le Cloud.
- Des services : Différents niveaux de services et données sont gérés par des fournisseurs afin de les offrir à la demande des clients du Cloud.
- Un réseau : Intermédiaire entre le client et le fournisseur qui permet de transiter les services (chemin que les services entreprennent), c'est le réseau Internet.
- Des fournisseurs : Ce sont des entités chez lesquelles on alloue les services Cloud.
- Des serveurs : Stockent les services Cloud, ils sont éparpillés par tout dans le monde et constituent le cœur hardware de Cloud Computing. Les entités citées ci-dessus sont connectées selon le modèle de déploiement du Cloud privé et public.

## V.8. Modèle d'application de Cloud Computing

Le Cloud Computing est un nouveau modèle pour fournir aux entreprises les services informatiques. Ce modèle est basé sur une architecture standard qui contient trois phases : La phase stratégique, la phase de planification et la phase de déploiement. La Figure 14 montre la structure générale de ce modèle [32].

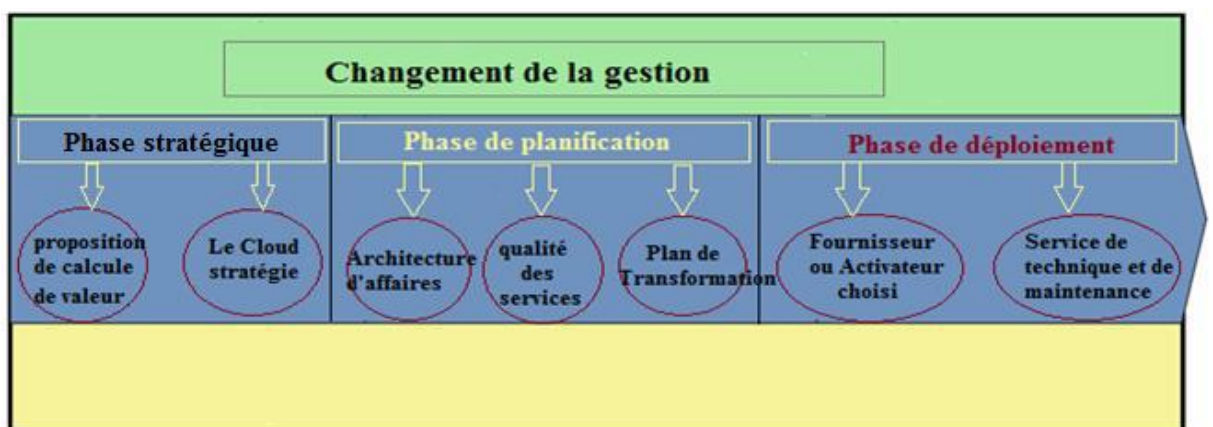


Figure 13 : Modèle d'application de Cloud Computing

### **V.8.1. La phase stratégique**

La phase stratégique de Cloud Computing contient deux étapes pour assurer une analyse complète des problèmes à savoir : la proposition de calcul de valeur et le Cloud stratégie.

- a. La proposition de calcul de valeur : L'objectif de cette étape est d'analyser la valeur spécifique de l'entreprise. Dans cette analyse, nous avons besoin d'identifier la cible principale pour le client et appliquer le mode Cloud Computing et les principaux problèmes qu'elles cherchent à résoudre. Par exemple voici quelques objectifs communs :
  - La simplification de la gestion.
  - l'exploitation et la réduction des coûts de maintenance.
  - l'innovation en mode entreprise.
  - faible coût de service d'hébergement.
  - haute qualité de service d'hébergement, etc.
- b. Le Cloud stratégie : Cette étape est la partie la plus importante de la phase stratégique. La mise en place de Cloud stratégie est basée sur le résultat d'analyse de l'étape proposition de calcul de valeur. L'analyse professionnelle faite par cette étape implique généralement une large clientèle d'affaires de modèle de recherche, de l'organisation d'analyse, de la structure et de processus d'identification d'opération. Il y'a aussi la limitation dans le plan, telles que le souci de norme de sécurité, l'exigence de fiabilité, les règles et les règlements. Basées sur le Cloud stratégie et la proposition de calcul de valeur, ces deux étapes permettent d'analyser le modèle avec une condition nécessaire d'atteindre l'objectif des clients, puis de mettre en place une stratégie visant la fonction de la ligne directrice.

### **V.8.2. la phase de planification**

Lors de la phase de planification de Cloud Computing, il est nécessaire de connaître les positions des clients et analyser les problèmes et les risques dans l'application du Cloud Computing.

Après cela, des approches concrètes et des plans peuvent être amenés à veiller à ce que les clients peuvent utiliser le Cloud Computing avec succès pour atteindre leurs objectifs d'affaires. Cette phase comprend trois étapes énumérées comme suit :

- Développement d'architecture d'affaires.
- Développement de qualité des services.
- Développement du Plan de Transformation.

### **V.8.3. La Phase de déploiement**

La phase de déploiement se concentre principalement sur la phase stratégique et la phase de planification. Deux étapes sont mises en évidence dans cette phase [3] :

- Fournisseur de Cloud Computing ou activateur choisi : Selon les deux phases précédentes, les clients peuvent avoir à choisir un fournisseur de Cloud Computing ou un activateur.
- Service de technique et de maintenance : Dans cette étape les différents niveaux de normes sont adoptés ; ces normes sont définies par l'exigence de qualité des services faits au préalable.

## **V.9. Avantages et inconvénients de Cloud Computing**

### **V.9.1 Les avantages**

L'intérêt des Cloud Computing est évident dans le sens où au lieu d'acheter cher des serveurs et des logiciels, qui ne sont pas utilisés à 100%. Les entreprises les louent et ne paient que pour l'usage qu'elles en font. Elles peuvent aussi, en quelques minutes, accéder à des capacités de stockage et de calcul supplémentaires auxquelles elles n'auraient, dans le cas de PME, jamais pu prétendre pouvoir les payer seules. En plus de cela, le Cloud offre plusieurs avantages aux utilisateurs [33] :

- Flexibilité pour choisir des fournisseurs qui offrent aux entreprises des services fiables et à grande échelle.
- La virtualisation : C'est à dire pas besoin d'investir pour concevoir une plateforme de Cloud Computing
- Réduction du cout de l'efficacité opérationnelle et déploiement plus rapide de nouveaux services aux entreprises.

- Flexibilité de la répartition des coûts pour les clients.
- Un démarrage rapide : Le Cloud Computing permet de tester le plan économique rapidement, à coûts réduits et avec facilité.
- L'agilité pour l'entreprise : Résolution des problèmes de gestion informatique simplement sans avoir à vous engager à long terme.
- Un développement plus rapide des produits : Réduisant le temps de recherche pour les développeurs sur le paramétrage des applications.
- Pas de dépenses de capital : Plus besoin de locaux pour élargir vos infrastructures informatiques.

### **V.9.2 Les inconvénients**

Cependant, le Cloud Computing possède quelques inconvénients, parmi lesquels [33] :

- La bande passante peut faire exploser le budget : La bande passante qui serait nécessaire pour mettre cela dans le Cloud est gigantesque, et les coûts seraient tellement importants qu'il est plus avantageux d'acheter le stockage soi-même plutôt que de payer quelqu'un d'autre pour s'en charger.
- Les performances des applications peuvent être amoindries : Un Cloud public n'améliorera pas définitivement les performances des applications.
- La fiabilité du Cloud : Un grand risque lorsqu'on met une application qui donne des avantages compétitifs ou qui contient des informations clients dans le Cloud.
- Taille de l'entreprise : Si votre entreprise est grande alors vos ressources sont grandes, ce qui inclut une grande consommation du Cloud. On trouvera peut-être plus d'intérêt à mettre au point leur propre Cloud plutôt que d'en utiliser un externalisé. Les gains sont bien plus importants quand on passe d'une petite consommation de ressources à une consommation plus importante.

### **V.10. Conclusion**

Le Cloud Computing est un paradis énigme qui offre un nouveau modèle de distribution et de consommation de ressources informatiques à grande échelle. Les technologies associées à cette discipline permettent aux propriétaires de grands centres de traitement de données de louer les ressources inutilisées dont ils disposent, et de ce fait d'augmenter la rentabilité de leur investissement matériel. Les clients de

l'informatique dans le nuage bénéficient également de ce modèle de distribution de ressources, car il leur permet d'assouplir leur mode d'investissement en ressources informatiques.

# CHAPITRE VI

## Implémentation

## VI.1 Introduction

Le diagnostic des images mammographiques relatif à la maladie du cancer est un domaine d'application très connu pour l'annotation automatique. En effet, les experts de ce domaine émettent le besoin d'un système d'aide au diagnostic notamment après la profusion de la maladie du cancer des seins et la nécessité d'entreprendre des campagnes de dépistage qui justement peuvent générer une énorme quantité d'images à l'aide de la technique de mammographie.

Dans ce chapitre nous proposons un système d'aide au diagnostic des images mammographiques basé sur le cloud en utilisant les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Le modèle proposé sera testé sur une base d'images mammographiques connues dans la littérature à savoir la base d'images (DDSM) (Digital Data base for Screening Mammography) [34].

## VI.2 Système CAD

Plusieurs travaux et recherches ont été menés afin de développer des systèmes d'aide au diagnostic (CAD), qui peuvent aider les professionnels de la santé à analyser ces dépistages en augmentant leur précision et leur rapidité, permettant ainsi de détecter plus de cas de la maladie à un stade précoce. Les CAD sont composés de deux modules à savoir, le CADE (Computer Aided Detection) qui sert à détecter et à localiser les lésions dans les images mammographiques, et le CADx (Computer Aided Identification) qui aide à identifier la nature de la lésion détectée sur une mammographie.

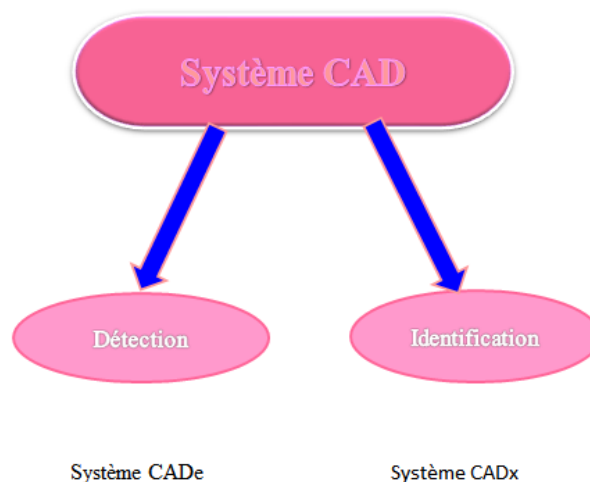
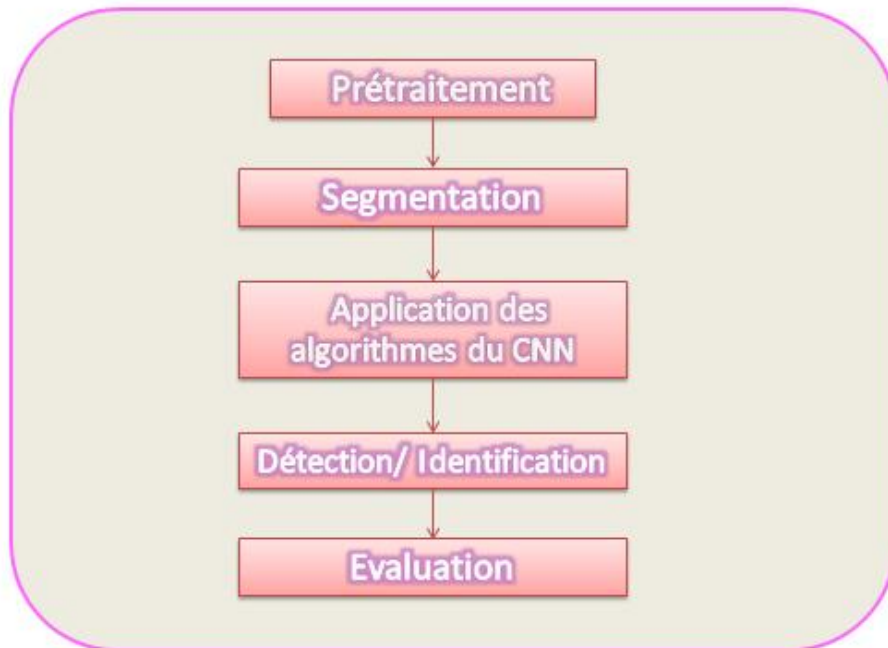


Figure 14 : Schéma général d'un CAD

Pour réaliser notre système CAD, nous allons suivre la démarche présentée dans la figure suivante :



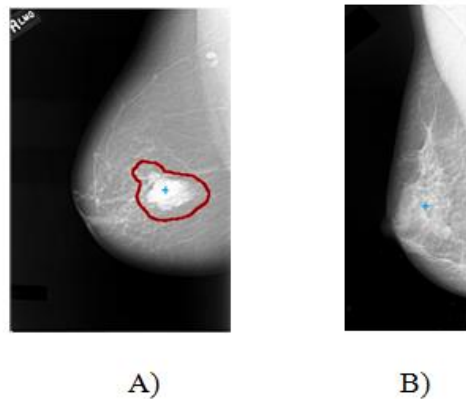
**Figure 15** : La démarche suivie dans la réalisation de notre CAD proposé

- **Prétraitement** : Les images mammographiques sont toutes redimensionnées en taille de 100x100 pixels et en taille de 5x5 pixels pour les régions d'intérêt (ROI).
- **Segmentation** : Dans le but de mettre en évidence les contours qui existent dans les images, nous avons opté pour l'application d'un filtre de Canny. Par conséquent, cela nous offre le moyen de faire la différence entre les images anormales et celles normales quand-il s'agit de détection (CADe), ainsi que la différence entre les images malignes et celles bénignes quand-il s'agit d'identification (CADx).
- **Détection/Identification** : Dans la phase de la détection (CADe) nous ferons passer les images à notre modèle CNN pour décider si l'image représente un cas normal ou anormal. Dans le cas où l'image est classée comme anormale, nous allons appliquer un autre modèle CNN pour identifier si l'anomalie détectée représente un cas maligne ou bénigne.
- **Evaluation** : Notre approche sera testée sur un échantillon d'images augmentées extrait à partir de la base d'images DDSM (mammographiques 'Digital Database for Screening Mammography').



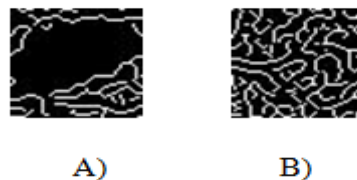
### VI.3. Notre approche proposée

Notre système proposé comprend une phase de détection des anomalies et une autre phase pour l'identification de ces derniers. L'observation des images mammographiques, en comparant celles qui représentant des cas anormaux à celles qui représentant des cas normaux, nous a conduit à conclure que les régions d'intérêt détectées dans les images de cas pathologiques sont souvent plus intenses que les autres régions choisies dans les images des cas normaux. Cette constatation est bien visible sur la Figure 16 où l'image (a) représente une image de la base de données (DDSM) qui contient une région pathologique marquée en rouge par un expert du domaine, alors que l'image (b) montre une image de la même base représentant un cas normal avec des régions moins intenses.



**Figure 16 :** Exemple de A) une région pathologique. B) un cas normal

Pour confirmer cette constatation, nous avons appliqué le filtre de Canny à une région contenant des anomalies (Figure.17.a) et à une autre région du centre de la mammographie du cas normal (Figure.17.b).



**Figure 17:** Application de filtre Canny sur A) la région pathologique. B) une région centrale d'un cas normal.

Comme illustré sur la figure 17, étant donné que la région de la figure 17.a qui représente un cas pathologique a une intensité plus élevée alors elle a moins de contours détectés par Canny. Inversement, étant donné que la région de la Figure 17.b qui représente un cas normal a moins d'intensité, alors elle a plus de contours détectés par Canny.

Par conséquent, et comme schématisé dans la Figure 18 nous avons conçu notre CADe de la manière suivante :

- i) Redimensionner l'image mammographique en taille de 100x100 pixels
- ii) Appliquer le filtre de Canny sur l'image mammographique.
- iii) Passer l'image mammographique et la même image filtrée par canny comme deux entrées parallèles aux deux sous-réseaux constituant notre modèle CNN qui décide si l'image représente un cas normal ou anormal.
- iv) Dans le cas anormal, l'expert fixe l'endroit de l'anomalie en précisant le point de milieu de la région d'intérêt.

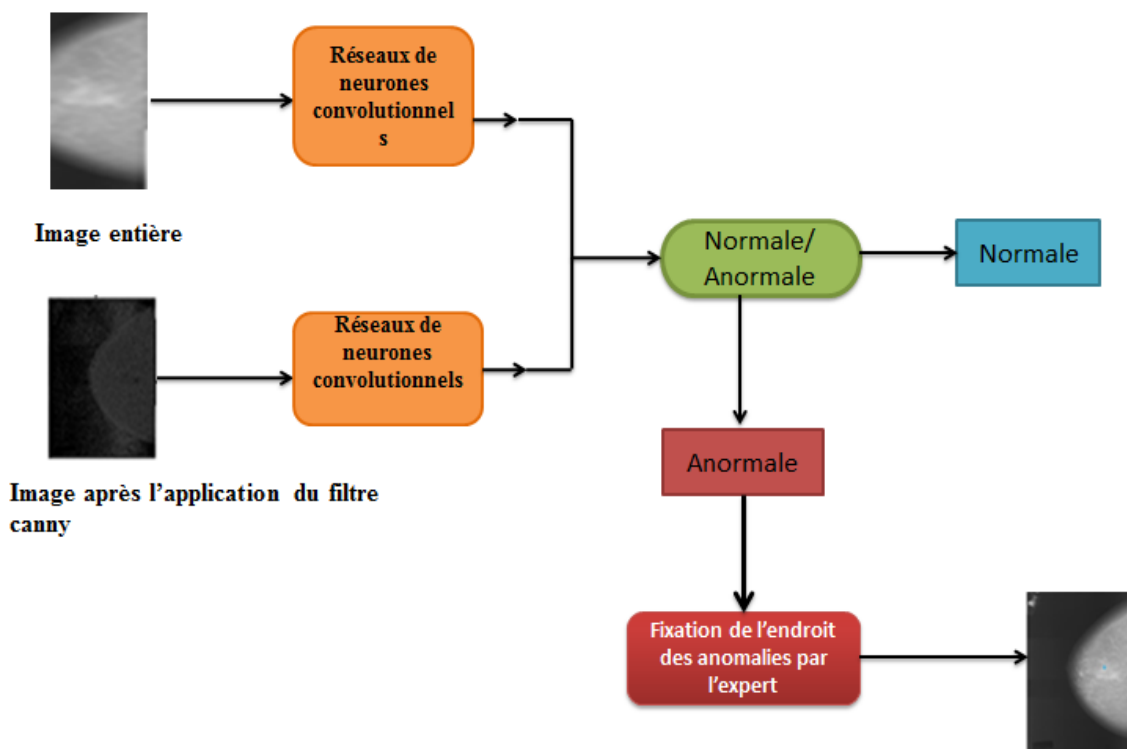
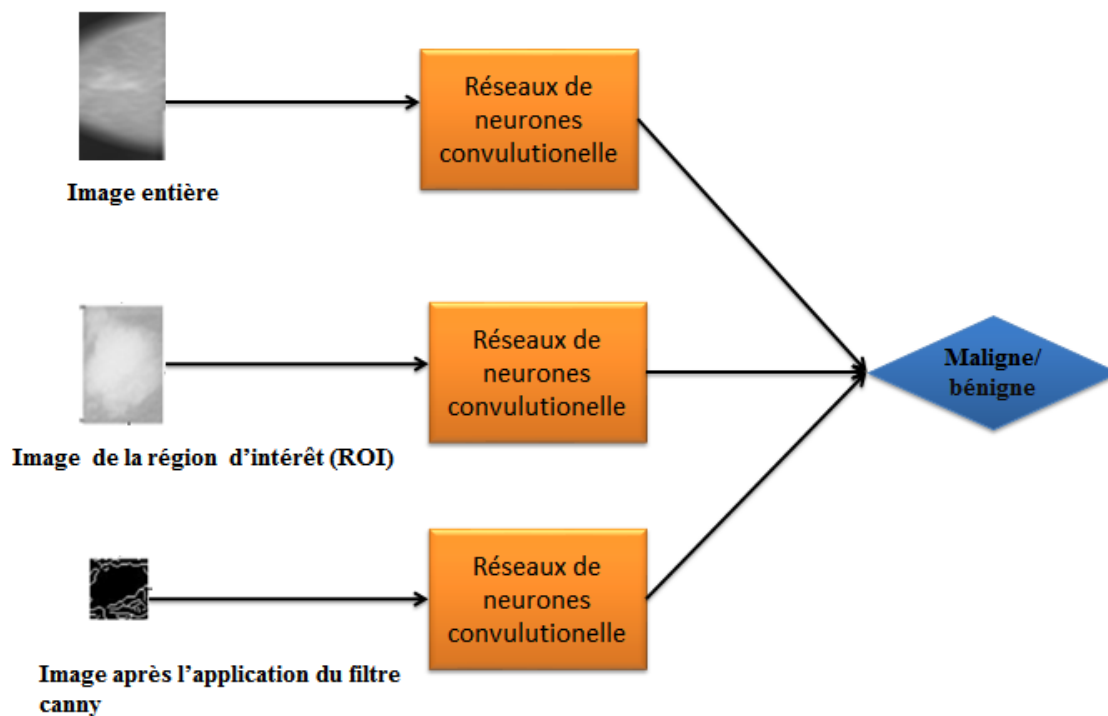


Figure 18 : Schéma du CADe proposé

Par la suite, notre CADx proposé prend le relai au CADe à partir de l'image annotée en cas anormal. Le CADx suit la démarche suivante (Figure 19) :

- i) Extraire la région d'intérêt à partir du point marqué par l'expert en sélectionnant une zone de taille 5x5 pixels.
- ii) Appliquer le filtre de Canny sur la région d'intérêt.
- iii) Passer l'image mammographique, la ROI et la même ROI filtrée par canny comme trois entrées parallèles aux trois sous-réseaux constituant notre modèle CNN qui décide si l'image représente un cas bénigne ou maligne.



**Figure 19** : Approche du CADx proposé

### VI.3.1. Architecture du CADe

Le modèle CADe que nous proposons est composé de deux sous-réseaux, le premier pour l'image entière et le deuxième pour l'image après application de filtre canny, comme illustré à la Figure 20.

La structure de chaque sous-réseau consiste en une série de blocs de couches contenant trois couches de Convolution (Conv), une couche Dropout et une couche de MaxPooling (pooling).

Par la suite, les deux sous-réseaux sont connectés et suivis par deux couches entièrement connectées (FC) « Fully Connected »

Dans ce qui suit, nous détaillons la description de ces couches :

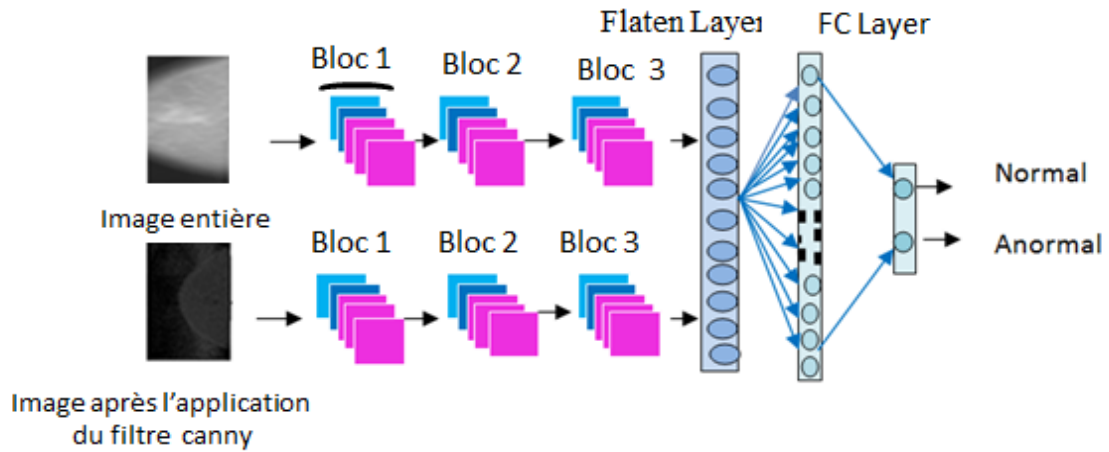
La couche de convolution extrait les caractéristiques à partir de l'entrée et donne en sortie une carte des pixels. Le nombre de ces pixels en sortie dépend de la valeur (valid ou same) affectée au paramètre de remplissage de la couche (padding). Avec le paramètre (valid), le volume d'entrée n'est pas complété par des zéros et les dimensions spatiales sont réduites. Dans notre cas, nous avons choisi de conserver les dimensions spatiales en choisissant le paramètre (same). L'impact de cette option sur les performances sera discuté plus loin dans la section (VI.4.3)

Ainsi, dans le premier sous-réseau, les caractéristiques sont générées en convoluant l'entrée, en l'occurrence l'image mammographique, avec 32 noyaux à convolution. Une carte de caractéristiques de  $100 \times 100$  pixels est préservée et produite. Pour le deuxième sous-réseau, une carte de caractéristiques de  $100 \times 100$  pixels est produite en convoluant l'image filtrée par canny avec 32 noyaux de convolution.

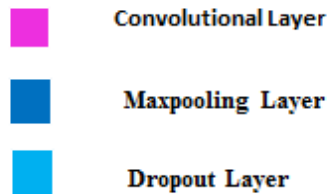
Tous les noyaux de convolution ont une taille de  $3 \times 3$  dans les deux sous-réseaux. La couche Dropout est utilisée pour aider à prévenir le sur-apprentissage en sélectionnant de manière aléatoire les nœuds à abandonner avec une probabilité de 50% à chaque cycle de mise à jour du poids.

La couche MaxPooling réalise un sous-échantillonnage non linéaire des cartes de caractéristiques en partitionnant les caractéristiques d'entrée en un ensemble de rectangles ne chevauchant pas et pour chaque sous-région (c'est-à-dire avec le pas 2) en sortie la valeur maximale. Avec 10 neurones et une fonction d'activation «Relu», la couche entièrement connectée prend en entrée toutes les caractéristiques des deux sous-réseaux concaténés.

Enfin, une seconde couche entièrement connectée de deux neurones et une fonction d'activation sigmoïde donne la probabilité si une entrée appartient à l'une des deux classes (c'est-à-dire, normale ou anormale) .



**Bloc = 3 couche convolution + Maxpooling + dropout**



**Figure 20 :** Architecture du CADe proposé

Ensuite, notre CADx proposé prend le relai au CADe à partir de l'image annotée en cas anormal.

### VI.3.2 Architecture du CADx

Le modèle CADx que nous proposons est constitué de trois sous-réseaux, le premier pour l'image entière, le second pour la ROI et le troisième est consacré à la ROI filtrée par canny comme illustré à la Figure 21.

L'architecture de chaque sous-réseau consiste en une succession de blocs de couches contenant deux couches de convolution (Conv), une couche Dropout et une couche de max-pooling (pooling).

Ensuite, les trois sous-réseaux sont concaténés et suivis par deux couches entièrement connectées (FC).

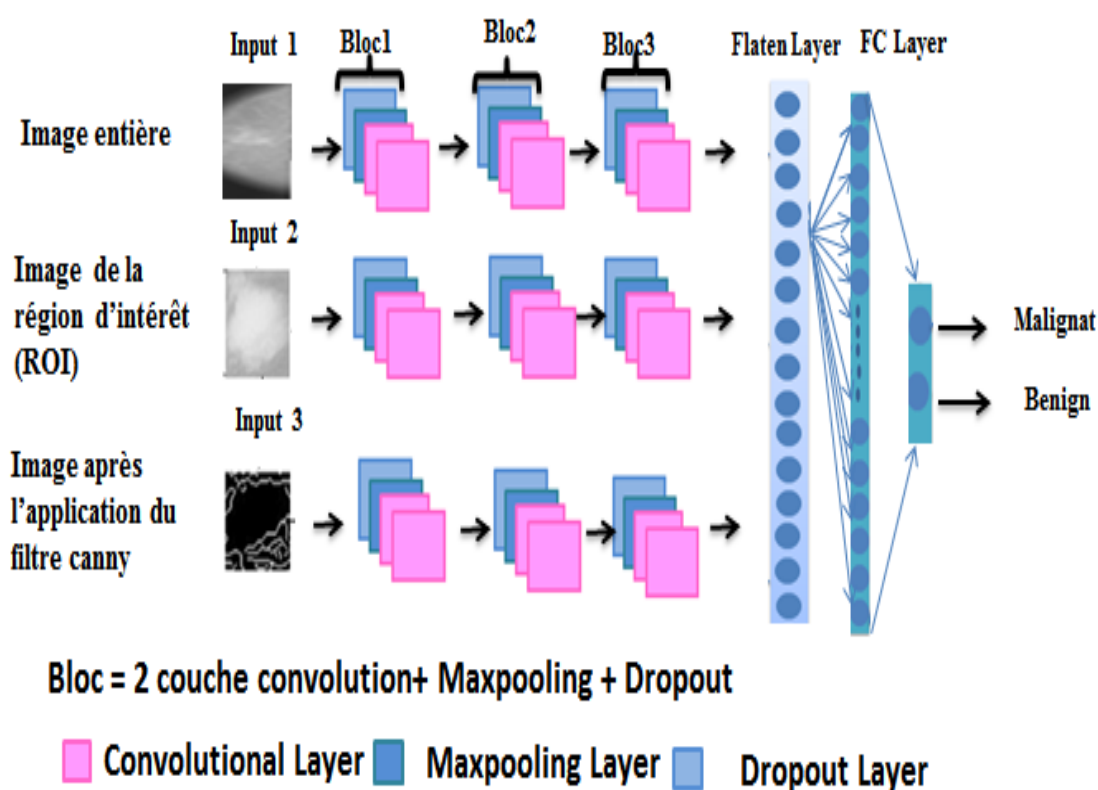
Ainsi, dans le premier sous-réseau, les caractéristiques sont générées en convoluant l'entrée, en l'occurrence l'image mammographique, avec 32 noyaux à convolution. Une carte de caractéristiques de  $100 \times 100$  pixels est préservée et produite. De la même manière, le deuxième sous-réseau applique une convolution sur son entrée, en l'occurrence la ROI, avec 32 noyaux de convolution pour produire une carte de caractéristiques de  $5 \times 5$  pixels. Pour le

troisième sous-réseau, une carte de caractéristiques de  $5 \times 5$  pixels est produite en convoluant la ROI filtrée par canny avec 32 noyaux de convolution.

Tous les noyaux de convolution ont une taille de  $3 \times 3$  dans le premier sous-réseau. Cependant, La taille du noyau de convolution est réduite de  $3 \times 3$  à  $1 \times 1$  dans le cas du deuxième et troisième sous-réseaux en raison de la petite taille de l'entrée (c'est-à-dire  $5 \times 5$  pixels).

Les couches Dropout et Maxpooling fonctionnent de la même manière que celles utilisées dans le modèle CNN du CADe.

La couche FC utilisée dans le Modèle CNN du CADe est également utilisée dans le CADx. Enfin, une seconde couche entièrement connectée de deux neurones et une fonction d'activation sigmoïde donne la probabilité si une entrée appartient à l'une des deux classes (c-à-d maligne ou bénigne).



**Figure 21** : Architecture du CADx proposé

## VI.4 Implémentation

Avant de décrire les expérimentations réalisées, les résultats expérimentaux obtenus et la base d'images mammographiques sur laquelle nous testé notre système, nous allons décrire l'environnement Cloud dans lequel nous avons développé notre application.

### VI.4.1 L'environnement Cloud

Dans la réalisation de notre système nous avons travaillé dans un environnement Cloud constitué de Google Drive pour le stockage des images et Google Colaboratory pour exploiter les capacités de calcul mis en disponibilité gratuitement par Google au profit des travaux de recherches. Nous avons choisi d'utiliser la bibliothèque Keras de Python dans l'implémentation de nos algorithmes.

#### VI.4.1.1 Keras

Keras est une API de réseaux de neurones de haut niveau, écrite en Python et capable de fonctionner sur TensorFlow ou Theano. Elle a été développée en mettant l'accent sur l'expérimentation rapide. Avec Keras on est capable d'aller de l'idée à un résultat avec le moins de délai possible. Keras a été développé dans le cadre de l'effort de recherche du projet ONEIROS (Open-ended-Neuro-Electronic Intelligent Robot Operating System), et son principal auteur et mainteneur est François Chollet, un ingénieur Google.

En 2017, l'équipe TensorFlow de Google a décidé de soutenir Keras dans la bibliothèque principale de TensorFlow. Chollet a expliqué que Keras a été conçue comme une interface plutôt que comme un cadre d'apprentissage end to end. Il présente un ensemble d'abstractions de niveau supérieur et plus intuitif qui facilitent la configuration des réseaux neuronaux indépendamment de la bibliothèque informatique de backend. Microsoft travaille également à ajouter un backend CNTK à Keras [15] [35].

#### VI.4.1.2. Google Colaboratory

Google a fait la chose la plus cool de son histoire en fournissant un service Cloud gratuit basé sur Jupyter Notebooks qui prend en charge le GPU gratuit. Google Colaboratory ou Colab est un outil simple pour améliorer les compétences de codage en langage de programmation Python. Il permet également à tout le monde de développer des applications d'apprentissage profond à l'aide de bibliothèques populaires telles que PyTorch, TensorFlow, Keras et OpenCV.

Comme son nom l'indique, Google Colaboratory s'accompagne du terme « Collaboration ». En fait, Cola exploite les mêmes fonctionnalités de collaboration des autres éléments de la G Suite : Sheet, Slide, Docs, etc. Il fonctionne sur les serveurs Google qui ne nécessite aucune installation [36].

#### **VI.4.1.3 Python**

Python est le langage de programmation le plus utilisé dans le domaine du Deep Learning, Machine Learning, Big Data et de la Data Science. Il s'agit d'un langage interprété (il n'y a pas d'étape de compilation). Ceci permet de voir rapidement les résultats d'un changement dans le code. En revanche, ceci rend ce langage plus lent qu'un langage compilé comme le C.

En tant que langage de programmation de haut niveau. Python à plusieurs avantages. Tout d'abord, il fonctionne sur tous les principaux systèmes d'exploitation et plateformes informatiques. Ainsi, il est facile à apprendre et à utiliser ses caractéristiques qui sont peu nombreuses, ce qui permet de créer rapidement des programmes avec peu d'efforts. De plus, sa syntaxe est conçue pour être lisible et directe.

#### **VI.4.1.4 Google Drive**

C'est un espace de stockage permettant de recevoir différents types de fichier. Il est accessible depuis n'importe quel système informatique : pc, téléphone intelligent, tablette, télé sur internet.

Il dispose également des différents logiciels permettant de lire ou d'éditer ces fichiers. Google Drive est également un logiciel sur pc permettant de faciliter la gestion de fichiers vers Google Drive sur internet. Google Drive permet le partage de fichiers et ainsi, la collaboration [37].

#### **VI.4.2 Base d'images mammographiques**

Afin de tester notre système CAD proposé nous avons opté pour l'utilisation de la base d'images médicale DDSM (Digital Database for Screening Mammography). Cette base est la plus grande base publique de mammographies en contenant 2620 dossiers de patientes classées en trois groupes : normaux, bénins et malins. Chaque cas contient quatre images. En plus, la base fournit un fichier contenant des informations sur les images entre autres la résolution spatiale et des informations sur la patiente comme l'âge au moment de l'étude, la densité du sein [38].



#### **VI.4.2.1 Base d'images originale**

Afin de tester le module notre système CAD, nous avons sélectionné 1000 images mammographiques de la base DDSM réparties en 500cas normal et 500 cas anormal dont 250 cas maligne et 250 cas bénigne.

#### **VI.4.2.2 Base d'images augmentées**

En général, l'apprentissage profond est gourmand en matière de données puisqu'il nécessite d'énorme quantité de données pour apprendre. A cet effet, nous avons utilisé la technique d'augmentation des données pour obtenir une base d'images plus grande. L'augmentation de données a été réalisée par l'application des fonctions de déformation élastique et de zoome d'une grandeur de 1.3 et 1.5 en plus de la fonction de rotation horizontale appliquée sur chaque image originale et chaque image obtenue par l'application des deux fonctions de déformation et de zoome.

Par conséquent, nous avons obtenu 8000 images augmentées (y compris les 1000 images originales) et qui ont été utilisé dans le test du module CADe. Quant au module CADx nous utilisé les 4000 images augmentées (y compris les 500 images originales) qui représentent les cas anormaux.

### **VI.4.3 Expérimentation et résultats**

Dans cette section, nous allons évaluer notre système proposé au niveau des deux modules à savoir le module de détection CADe et le module d'identification CADx.

#### **VI.4.3.1 CADe**

La base d'images augmentées de 8000 images est devisée en deux ensembles. Le premier ensemble contient 80% de la base (i.e. 6400 images) est consacré à l'étape d'apprentissage du modèle CNN. Le deuxième ensemble contient 20% de la base (i.e. 1600 images) qu'est à son tour consacré à l'étape de test du même modèle CNN.

Dans le tableau 1, nous résumons les résultats de test obtenus par le module CADe avec diverses structures de modèle. Chaque structure représente la combinaison de blocs de couches avec lesquels le sous-réseau1 et le sous-réseau2 ont été formés.

Architecture du modèle	Précision
11	85.86
12	85.90
13	87.51
21	88.32
22	88.98
23	90.00
31	90.31
32	90.50
33*	91.81

**Tableau 2 :** Les précisions des différentes architectures d'algorithme CNN pour le module CADe

(33\* : c-à-d 3 blocs de couches pour le sous-réseau1 et 3 blocs pour le sous-réseau 2)

Le tableau 1 montre que la structure du modèle CNN constituée de trois blocs de couches pour chaque sous-réseau a réalisé le meilleur résultat en l'occurrence 19.81% ce qui prouve que la profondeur du modèle CNN influe positivement sur les résultats obtenus.

#### VI.4.3.2 CADx

De la même façon, la base d'images augmentées de 4000 images est divisée en deux ensembles. 80% de la base (i.e. 3200 images) est consacré à l'étape d'apprentissage du modèle CNN et 20% de la base (i.e. 800 images) est à son tour consacré à l'étape de test du même modèle CNN.

Dans le tableau 2, nous résumons les résultats de test obtenus par le module CADx avec diverses structures de modèle. Chaque structure représente la combinaison de blocs de couches avec lesquels le sous-réseau1, le sous-réseau2 et le sous-réseau3 ont été formés.

Architecture du modèle	Précision
111	88.62
112	88.31
113	88.51
121	86.88
122	88.32
123	85.38
131	87.75
132	88.19
133	88.25
211	91.37
212	92.06
213	91.44
221	91.25
222	90.94
223	92.37
231	91.19
232	91.81
233	91.13
311	92.56
312	92.31
313	92.06
321	92.44
322	91.63
323	92.06
331	92.63
332	90.62
<b>333*</b>	<b>93.81%</b>

**Tableau 3** ; Les précisions des différentes architectures d'algorithme CNN pour le module CADx

(333\* : c-à-d 3 blocs de couches pour le sous-réseau1, 3 blocs pour le sous-réseau2

et 3 blocs pour le sous-réseau3)

Le tableau 2 montre que la structure du modèle CNN constituée de trois blocs de couches pour chaque sous-réseau a réalisé le meilleur résultat en l'occurrence 93.81% ce qui prouve que la profondeur du modèle CNN influe positivement sur les résultats obtenus.

## **VI.5 Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre l'implémentation de notre système d'aide au diagnostic des images mammographiques dans un environnement Cloud en utilisant les réseaux de neurones convolutifs. Pour cela nous avons proposé deux modèles CNN pour les deux modules CADe et CADx du système CAD et les testé sur une base d'images mammographiques augmentée à partir d'un échantillon de base d'images DDSM. La comparaison des résultats obtenus a montré que la taille de la base d'images et la profondeur du réseau CNN sont des facteurs importants pour l'obtention de meilleures performances.

# **Conclusion Générale**

Ce travail de fin d'étude vise l'objectif de répondre au besoin d'automatiser le diagnostic du cancer de sein à partir des images mammographiques.

A cet effet, nous avons proposé un système d'aide au diagnostic (CAD) composé de deux systèmes complémentaires : CADe et CADx.

Nous avons utilisé les réseaux de neurones convolutifs dans la conception des deux modules CADe et CADx. Pour le CADe nous avons conçu un modèle CNN à deux entrées (l'image mammographique et l'image mammographique filtrée par le filtre de canny). Quant au CADx, nous avons élaboré un modèle CNN à trois entrées (l'image mammographique, la région d'intérêt « ROI » couvrant les anomalies et la ROI filtrée par le filtre de Canny).

Nous avons testé nos deux modules CADe et CADx sur une base d'images augmentées d'un échantillon d'images choisies à partir de la base d'images mammographiques DDSM et les résultats obtenus par nos deux modules CADe et CADx sont encourageants par rapport à ce qui se réalisent dans la littérature.

Comme perspectives, il est possible de poursuivre le travail sur les pistes suivantes:

- Automatiser la localisation des anomalies dans les images mammographiques.
- Proposer un système de localisation et d'identification CADx plus complet qui aide à déterminer la nature du cancer plutôt que de se contenter sur le fait de décider si le cas représente une malignité ou une bénignité.
- Exploiter les modèles CNN pré-entraînés tels que MobileNet, AlexNet, Xception...etc

## Références

- [1] : <http://www.radioalgerie.dz/news/fr/article/20161002/89557.html> consulté le 03/02 /2019
- [2] : <https://www.vulgaris-medical.com/encyclopedie-medicale/cancer-du-sein-chez-la-femme> consulté le 10/02 /2019
- [3] : [www.chu-poitiers.fr/wp-content/uploads/ksein.pdf](http://www.chu-poitiers.fr/wp-content/uploads/ksein.pdf) consulté le 22/02 /2019
- [4] : [https://www.ligue-cancer.net/article/26094\\_cancer-du-sein](https://www.ligue-cancer.net/article/26094_cancer-du-sein) consulté le 08/03 /2019
- [5] : <http://www.chu-poitiers.fr/wp-content/uploads/ksein.pdf> consulté le 16/03 /2019
- [6] : Hamdi Cherif M et al., J Cancer Res Ther 2015, 3(9):100-104
- [7] : [http://www.santemaghreb.com/algerie/documentations\\_pdf/cancer\\_sein\\_2012/1.pf](http://www.santemaghreb.com/algerie/documentations_pdf/cancer_sein_2012/1.pf) consulté le 17/03 /2019
- [8] : [http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer\\_sein\\_m](http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer_sein_m) consulté le 20/03 /2019
- [9] : Sègbédji Goubalan. Contributions à l'analyse d'images médicales pour la reconnaissance du cancer du sein. Traitement du signal et de l'image. Université Paris-Saclay, 2016. Français.
- [10]: C. D. Lehman, R. D. Wellman, D. S. Buist, K. Kerlikowske, A. N. Toasteront, and D. L. Miglioretti, "Diagnostic accuracy of digital screening mammography with and without computer-aided detection," JAMA Internal Medicine, vol. 175, no. 11, pp. 1828–1837, 2015.
- [11]: [https://www.swisscancerscreening.ch/fileadmin/user\\_upload/Documents/SwissCancerScreening/WWW/Editors/SCS/Kantone/Vaud/DOCS/brochures\\_sein/Mammografie\\_Broschure\\_VD\\_Print\\_ao%C3%BBt\\_2014.pdf](https://www.swisscancerscreening.ch/fileadmin/user_upload/Documents/SwissCancerScreening/WWW/Editors/SCS/Kantone/Vaud/DOCS/brochures_sein/Mammografie_Broschure_VD_Print_ao%C3%BBt_2014.pdf) consulté le 22/03 /2019
- [12] : <https://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-du-sein/Diagnostic/Mammographie> consulté le 24/03 /2019
- [13] : Imen C, "Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein", Université d'EVRY- Val d'Essonne , 2013
- [14] : MESSALTI A, HEMILA A., "Conception et réalisation d'un système de suivi et d'aide à la décision basé sur une ontologie dans le domaine de la mammographie ", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2013
- [15] : Mokri M, « Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels », Université de telemcen, 2017
- [16] : Boughaba Mohammed et Boukhris Brahim, « L'apprentissage profond (Deep

Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu », université Ouargla, 2017

- [17] : M Bouguelia, « Classification et apprentissage actif à partir d'un flux de données évolutif en présence d'étiquetage incertain » , Université de Lorraine, 2015
- [18] : RANDRIANARIVONY Mamitiana, "Détection de concepts et annotation automatique d'images médicales par apprentissage profond", Université d'ANTANANARIVO, 2018
- [19] : <https://openclassrooms.com/fr/courses/4470531-classez-et-segmentez-des-donnees-visuelles/5083336-decouvrez-les-differentes-couches-dun-cnn> consulté le 29/03 /2019
- [20] : <https://stanford.edu/~shervine/l/fr/teaching/cs-230/pense-bete-reseaux-neurones-convolutionnels> consulté le 07/04 /2019
- [21] : <https://www.datasciencetoday.net/index.php/fr/deep-learning/173-les-reseaux-de-neurones-convolutifs> consulté le 10/04 /2019
- [22]: A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in Advances in neural information processing systems, pp. 1097–1105, 2012.
- [23]: C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, "Going deeper with convolutions," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1–9, 2015.
- [24]: K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770–778, 2016.
- [25]: M. D. Zeiler and R. Fergus, "Visualizing and understanding convolutional networks," in European conference on computer vision, pp. 818–833, Springer, 2014.
- [26] : BEGHDAD A, OUSERIR A., 'Une approche Deep Learning pour l'analyse des Sentiments Sur Twitter', Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2018, pp.17
- [27]: Peter Mell, et Tim Grance, «The NIST Definition of Cloud Computing, » Version 15, 2011
- [28] : N.Grevet. Le Cloud Computing : évolution ou révolution ? Pourquoi, quand, comment et surtout faut-il prendre le risque ?, Août 2009.
- [29] : Lefort A. :Cloud Computing. Projet tutoré en licence professionnelle ASRALL, 2010.
- [30] : V.Kherbache, M.Moussalih, Y.Kuhn, A. Lefort, Cloud Computing, IUT Nancy Charlemagne.2009/2010.
- [31] : L.F. Noumsl. Etude et mise en place d'une solution "Cloud Computing " privée dans



une entreprise moderne : cas de camtel, ecole nationale supérieure des postes et télécommunications. 2012.

[32]: J.Zhu.Cloud Computing Technologies and Applications. Springer Science+Business Media, LLC 2010.

[33] : Yannick Kuhn Allan Lefort Vincent Kherbache, Mohamed Moussalih. Cloud Computing. projet tutoré en licence professionnelle asrall. 2010.

[34] : Hamdouche N, Hamdaoui I, 'Le système de Diagnostic Assisté par Ordinateur appliqué à la mammographie', 2016

[35] : <https://keras.io/> consulté le 02 juillet 2019

[36] : <https://moov.ai/fr/blog/deep-learning-avec-google-colab/> consulté le 02 juillet 2019

[37] : <https://phortail.org/club-informatique/definition-web-127.html> consulté le 02 juillet 2019

[38] : Xavier Lessage, Détection des opacités et des micro-calcifications dans les images mammographiques par les réseaux de neurones convolutifs (Deep Learning), Juin 2018