REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie électrique

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Détection et Segmentation Automatique Des Tumeurs Cérébrales Par Apprentissage Profond (Deep Learning)

Présenté par :

HADJ MOUSSA SOHEIB

DAHLOUK HICHEM

Proposé et Dirigé par :

Dr. TCHOKETCH KEBIR SOFIANE

Promotion 2020

Remerciement

En premier, je remercie ALLAH de m'avoir donné santé, patience et courage de mener à terme ce modeste travail .

C'est pour moi autant de plaisir qu'un devoir d'exprimer ma gratitude et ma reconnaissance à Monsieur Sofiane TCHOKETCH KEBIR pour son effort fourni, ses conseils, sa patience et sa persévérance dans le suivi de mon travail .

Je voudrai aussi témoigner ma reconnaissance et exprimer toute ma gratitude à mes enseignants qui ont participé d'une grande part dans ma formation .
Enfin, j'adresse un grand merci à ma mère, ma famille et mes amis et à toute personne m'ayant aidé d'une manière ou d'une autre et m'ayant soutenu.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

À nos parents, Aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour Dont ils ne cessent de nous combler. Que dieu leur procure bonne santé et longue vie.

Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, à tous mes frères et mes sœurs.

Nous dédions ce travail dont le grand compliment leurs revient en premier lieu pour leurs conseils, aides, et encouragements.

Aux personnes qui nous ont toujours aidé et encouragé, qui étaient toujours à nos côtés, et qui nous ont accompagné durant notre période d'études supérieures, nos aimables amis, collègues d'études, et frères chers à notre cœur.

ملخص

في هذا المشروع ، سوف نقدم طريقة الكشف التلقائي لأورام الدماغ وتقسيمها عن طريق التعلم العميق, المنهجية المقترحة تعتمد على ثلاث مراحل رئيسية. تعتمد الخطوة الأولى على بناء شبكة تعلم عميقة للكشف عن أو تصنيف كدماغ طبيعي أو غير طبيعي باستخدام قاعدة بيانات التدريب. تعتمد الخطوة الثانية على تجزئة تشوهات المكون الدماغي باستخدام خوارزمية العتبة. الخطوة الثالثة هي تصنيف خلايا الدماغ كحالات طبيعية أو غير طبيعية وفقًا لشبكة التعلم العميقة. وفقًا للنتائج التي تم الحصول عليها من الكشف عن تشوهات الدماغ ، تم نجاح المنهجية المقترحة بدقة 96٪ .

Résume

Dans ce projet, nous allons présenter la méthode de détection et segmentation automatique des tumeurs cérébrales par l'apprentissage profond, la méthodologie proposée et basée sur trois étapes principales. La première étape est basée sur la construction d'un réseau d'apprentissage en profondeur pour la détection ou la classification des anomalies comme cerveau normal ou anormal à l'aide d'une base de données d'entraînement. La deuxième étape basée sur la segmentation du composent cérébral en utilisant l'algorithme de seuil. La troisième étape est la classification des cérébraux en tant que cas normaux ou anormaux selon le réseau d'apprentissage en profondeur. Selon les résultats obtenus de la détection des anomalies cérébrales, la méthodologie proposée réussit la détection avec une précision de 96%.

Abstract

In this project, we will present the method of automatic detection and segmentation of brain tumors by deep learning, the proposed methodology is based on three main stages. The first step is based on the construction of a deep learning network for the detection or classification of anomalies as normal or abnormal brain using a training database. The second step based on the segmentation of the cerebral component using the threshold algorithm. The third step is the classification of brain cells as normal or abnormal cases according to the deep learning network. According to the results obtained from the detection of brain abnormalities, the proposed methodology successfully detects with an accuracy of 96%.

Table des matières

Introduction générale 1
Chapitre I : Généralité sur le traitement d'images 3
1.1 Introduction 4
1.2 Système de traitement d'images 4
1.2.1 Acquisition d'une image 4
1.3 Prétraitement des images 10
1.3.1 Filtrage 11
1.3.2 Modification d'histogramme 15
1.4 Conclusion 16
Chapitre II : L'apprentissage automatique et profond 17
2.1 L'apprentissage automatique 18
2.1.1 Introduction 18
2.1.2 Définition de l'apprentissage automatique 18
2.1.3 Domaine d'application 19
2.1.4 Les types d'apprentissage automatique 19
2.1.5 Algorithmes utilisés 22
2.2 l'apprentissage profond 27
2.2.1 Introduction 27
2.2.2 Définition de l'apprentissage profond 27
2.2.3 Domaines d'application 27
2.2.4 Architectures de réseaux de neurones profonds 28
2.3 Conclusion 34
Chapitre III : Résultats de simulation 36
3.1 Introduction 37
3.2 La méthode proposée 37
3.2.1 La première étape : 37

3.2.2 La deuxième étape 38
3.2.3 La troisième étape 40
3.3 Résultats et discussions 40
3.4 Conclusion 44
Conclusion Générale 45
Références Bibliographies 46

Liste des figures

1.1 Système de traitementd'images…….....4

1.2 Image binaire……..……..……...5

1.3 Image en niveau de gris.....6

1.4 Image couleur…….....……..7

1.5 Image bruitée…….....……...8

1.6 Image avec histogramme…….....…….9

1.7 Image floue…….....……..9

1.8 Contour d'une image…….....…….....10

1.9 Différentes techniques de prétraitement…….....…….....11

1.10 Image filtrée (passe-bas)…….....….....12

1.11 Image filtrée (passe-haut)…….....12

1.12 Principe du filtre médian (3*3)…….....….....13

1.13 Éléments structurants Dilatation…….....…….....13

1.14 Filtre morphologique (Erosion +)…….....….....14

1.15 Image avec une égalisation d'histogramme…….....15

2.1 Méthode de catégorisation de véhicules de l'apprentissage automatique.....18

2.2 Les phases de l'apprensitageautomatique…….....….....19

2.3 L'apprentissagesupervisé…….....20

2.4 L'Apprentissage non-supervisé…….....21

2.5 L'apprentissage semisupervisé…….....22

2.6 L'apprentissage par renforcement…….....22

2.7 Frontière de décision linéaire d'un classifieur SVM…….....23

2.8 k plus proches voisins algorithme . . …….....24

2.9 Arbre de décision algorithme…….....25

2.10 k-means algorithme…….....26

2.11 Un réseau entièrement connecté…….....28

2.12 Les types de séquences d'entrée pour un réseau récurrent..……..……....……29

2.13 Les réseaux de neurones convolutifs……..…….....…30

2.14 Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2…….....…32

2.15 Exemple de max pooling…….....……34

3.1 Architecture du réseau neuronal convolutionnel "CNN"…….....…….....……38

3.2 Schéma fonctionnel de notre étape…….....……40

3.3 La progression de la précision lors de l'étape d'entraînement.. …….....…….....……41

3.4 La progression de la perte au cours de l'étape d'entraînement ..…….....…..……..41

3.5 Les étapes de la détection de tumeurs……..…….....……42

3.6 La précision du réseau d'apprentissage profond.....44

Liste des tableaux

3.1 Résultats de détection des anomalies cérébrales selon la base de données de test.....42

3.2 Évaluation paramétriques résultats de détection des anomalies cérébrales.....43

Symbole et abréviation

RVB: Rouge Vert Bleu.

PPP: Points Par Pouce.

DPI: Dots Per Inch.

LUT: Look Up Table.

KNN: K Nearest Neighbors.

CNN: Convolution Neural Network.

MLP: Multilayer Perceptron.

MNIST: Modified National Institute of Standards and Technology.

TDNN: Time Delay Neural Network.

IRM: Imagerie Par Résonance Magnétique.

BMRI: Brain Magnetic Resonance Imaging.

Introduction générale

Les cellules cancéreuses qui se développent de manière incontrôlable et attaquent les tissus cérébraux sont appelées tumeurs cérébrales. Il existe deux types de tumeurs cérébrales, les tumeurs bénignes et les tumeurs malignes. Habituellement, une tumeur maligne sous la forme de caillots sanguins et de graisse l'entourant. Pour détecter l'emplacement et la taille des tumeurs cérébrales, une IRM ou une tomodensitométrie de la tête du patient est nécessaire. Le résultat des images IRM peut aider à distinguer les tumeurs cérébrales, les tissus cérébraux, le liquide céphalo-rachidien et l'œdème en fonction des différences de contraste de couleur dans chaque tissu. À l'heure actuelle, le problème en radiologie est que les médecins analysent pour diagnostiquer manuellement les résultats des tumeurs cérébrales IRM, de sorte que cela prend beaucoup de temps. Pour déterminer efficacement les résultats de l'analyse de la tumeur, une détection précoce est nécessaire. Pour le diagnostic, l'IRM est meilleure que la tomodensitométrie car elle n'utilise pas de rayonnement, donc elle n'affecte pas le corps humain. Cette IRM fonctionne sur la base des ondes radio et du champ magnétique.

Pour surmonter ce problème, il faut une solution qui est un système qui peut être intégré automatiquement, peut détecter la présence de tumeurs cérébrales et calculer la zone tumorale. Une zone de tumeur cérébrale évaluera la zone de tumeur qui sera disséquée, afin qu'elle puisse aider le chirurgien à travailler. Ce système sera développé à l'avenir pour examiner les tumeurs cérébrales de manière efficace et automatique [1].

Notre travail est basé sur une construction d'un réseau d'apprentissage en profondeur pour la détection des anomalies et fait une segmentation due composent cérébral avec une classification des cérébraux en tant que cas normaux ou anormaux selon notre réseau d'apprentissage en profondeur.

Le travail que nous proposons dans ce mémoire est composé de trois chapitres, organisés de la manière suivante :

Le premier chapitre « Généralités sur le traitement d'images » consacré à la présentation du système de traitement d'images, ainsi que les différentes méthodes de prétraitement opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes.

Le deuxième chapitre « L'apprentissage automatique et profond » est consacré aux notions fondamentales de l'apprentissage automatique et passé en revue les différents types d'apprentissage et consacré aussi à l'apprentissage profond, une description plus détaillée sur les réseaux de neurones convolutifs (CNNs) qui est la méthode choisie dans notre projet.

Le troisième chapitre « Résultats de simulation » on représente la méthode d'implémentation et les résultats obtenus de notre travail.

Enfin, une conclusion générale et des perspectives de travail viennent clôturer ce mémoire.

Chapitre I :

Généralité sur le traitement d’images

1.1 Introduction

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. On désigne par traitement d'image numérique l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations. De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes. Dans ce chapitre, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images. Ensuite, nous donner un aperçu sur les différentes techniques connues dans ce domaine.

1.2 Système de traitement d'images

Un système de traitement d'images peut contenir quatre étapes illustrées par la figure :

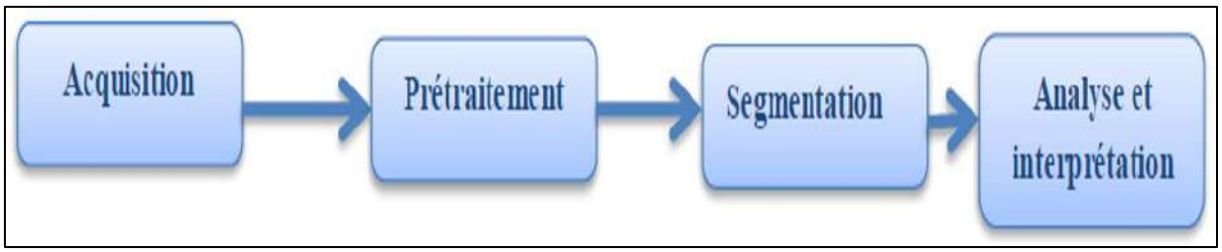


Figure 1.1. *Système de traitement d'images*

1.2.1 Acquisition d'une image

Pour toute chaine de conception et de production d'images, l'acquisition constitue l'étape préliminaire. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable sur ce système, c'est la numérisation. L'acquisition et la numérisation se font en plusieurs étapes :

- Transfert d'images: c'est le passage du signal optique au signal analogique.
- Échantillonnage du signal analogique.
- Quantification: consiste à traduire les échantillons en binaires avec utilisation de codes précis[7].

1.2.1.1 Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc, C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'oeil humain. Elle peut être décrite sous la

forme d'une fonction I(x,y) de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleurs. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

1.2.1.2 Image numérique

C'est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelées cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. [8] On distingue deux grandes catégories d'images :

Bitmap (images matricielles) : ce sont des images pixélisées, présentes sous forme d'un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.

Vectorielles : ce sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation). Dans ce qui suit nous donnerons trois exemples d'images numériques :

- **Images binaires :** les images binaires sont les plus simples. Bichromes (la plupart du temps noire et blanche) elles sont ontologiquement numériques c'est-à-dire que leur codage et leur décodage peuvent être faits directement vers la base 2.



Figure 1.2. *Image binaire*

- **Images à niveaux de gris :** le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par 1 bit, mais par 1 octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondants. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux. [2]



Figure 1.3. *Image à niveaux de gris*

- **Images en couleurs :** elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites : rouge, vert et bleu (RVB) . chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allantes de 0 à 255 . pour R=V=B=0 nous auront un noir pur, et pour R=V=B=255 nous auront un blanc pur. La représentation des images couleur se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur. [7]



Figure 1.4. *Images en couleur*

1.2.1.3 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants ;

Pixel : est l'abréviation de (Pictures element) ; element d'image. C'est la primitive de bas niveau la plus pauvre en information car ses seuls attributs sont la position dans la matrice image (n°de ligne, n°de colonne) et la valeur numérique indiquant sa couleur ou son niveau de gris. Il peut être en mémoire sur :

- Un bit (0 ou 1) pour les images monochromes : 0 pour le noir et 1 pour le blanc.
- Un octet, soit 256 niveaux de gris pour une image à niveaux de gris : 0 pour le noir et 255 pour le blanc.

Trois octets pour une image couleur (RVB) :

- octet pour la couleur rouge (256 nuances de rouge).
- octet pour la couleur verte (256 nuances de vert).
- octet pour la couleur blue (256 nuances de bleu). La couleur du pixel est la combinaison des trois nuances de chaque couleur. [5]

Dimension : c'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice sont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels), le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

Résolution : la résolution, terme souvent confondu avec la "définition" le nombre de points par unité de surface, exprimé en points par pouce « PPP », Un pouce représente 2.54 cm. La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre le nombre de pixels d'une image et la taille réelle de sa représentation sur un support physique. Une résolution de 300 dpi signifie donc 300

colonnes et 300 rangées de pixels sur un pouce carré ce qui donne donc 90000 pixels sur un pouce carré[3], plus le nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser est élevé, plus la quantité d'informations qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée. La résolution d'une image numérique définit le degré de détails de l'image. Ainsi, plus la résolution est élevée, meilleure est la restitution. [4]

Bruit : le bruit caractérise les parasites ou interférences d'un signal, c'est-à-dire les parties du signal déformées localement. Ainsi le bruit d'une image, désigne les pixels de l'image dont l'intensité est très différente de celles des pixels voisins. Le bruit peut provenir de différentes causes :

- environnement lors de l'acquisition.
- qualité des capteurs ou une mauvaise utilisation de ces derniers.
- qualité de l'échantillonnage.



Figure 1.5. *Image bruitée*

Histogramme : l'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est repartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'images) en

introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. [2]

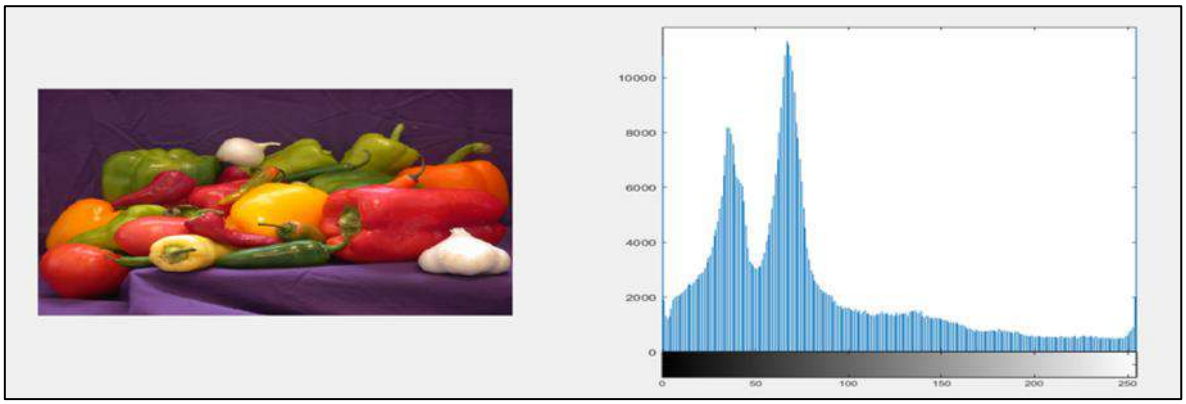


Figure 1.6. *Image avec histogramme*

Luminance : c'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes).
- Un bon contraste : il faut éviter les images ou la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, des images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

Flou : C'est la perte de netteté d'une image numérique. Ce flou numérique peut venir d'un mouvement soudain du photographe ou bien du capteur de l'appareil numérique.



Figure 1.7. *Image floue*

Contraste : c'est l'opposition marquee entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images si Ll et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines Al et A2 d'une image, le contraste C'est défini par le rapport .

$$C = L1 - L2/L1 + L2 \quad \textbf{(I.1)}$$

La similarité : la similarité est à la base de tout système de comparaison des pixels d'images, il s'agit de définir une fonction de similarité entre les intensités lumineuses des pixels.

La région : c'est un ensemble de pixels connexes et homogènes. On dit qu'un pixel appartient à une région donnée s'il vérifie les caractéristiques de celle-ci (intensité, centre de gravité…). Les régions voisines sont séparées par des limites ou contours.

Le contour : un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, ou la limite entre deux pixels dont le niveau de gris représente une différence significative. Le contour peut être défini dans la théorie des graphes par un chemin fermé, tel que, les sommets sont les pixels et la variation d'intensité entre les pixels représente les arêtes.[7]

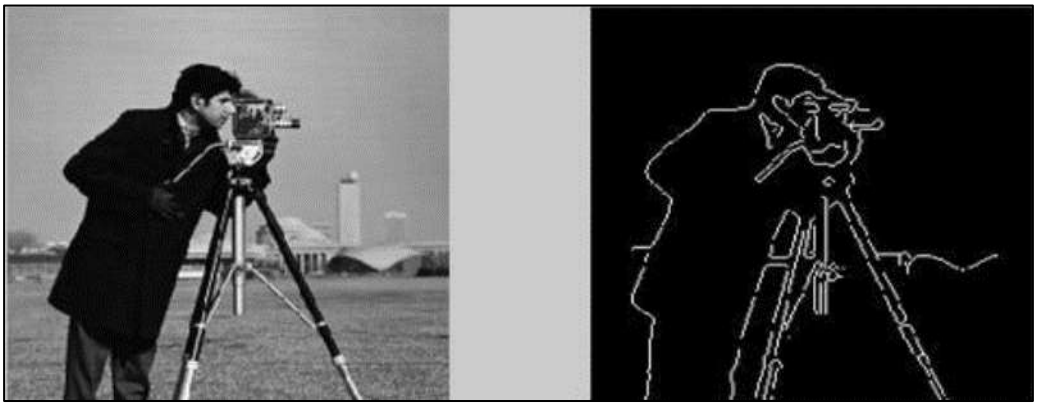


Figure 1.8. *Contour d'une image*

1.3 Prétraitement des images

Le prétraitement est la deuxième étape de notre système de traitement d'images, il a pour but la réduction des bruits induits par les capteurs afin d'amé- liorer la perception de certains détails. Cette étape renforce aussi la ressemblance entre pixels de même région et la dissemblance des

pixels de régions différentes surtouts dans les cas ou le contraste et la luminosité sont faibles. On se propose de présenter quelques-uns de ces prétraitements.

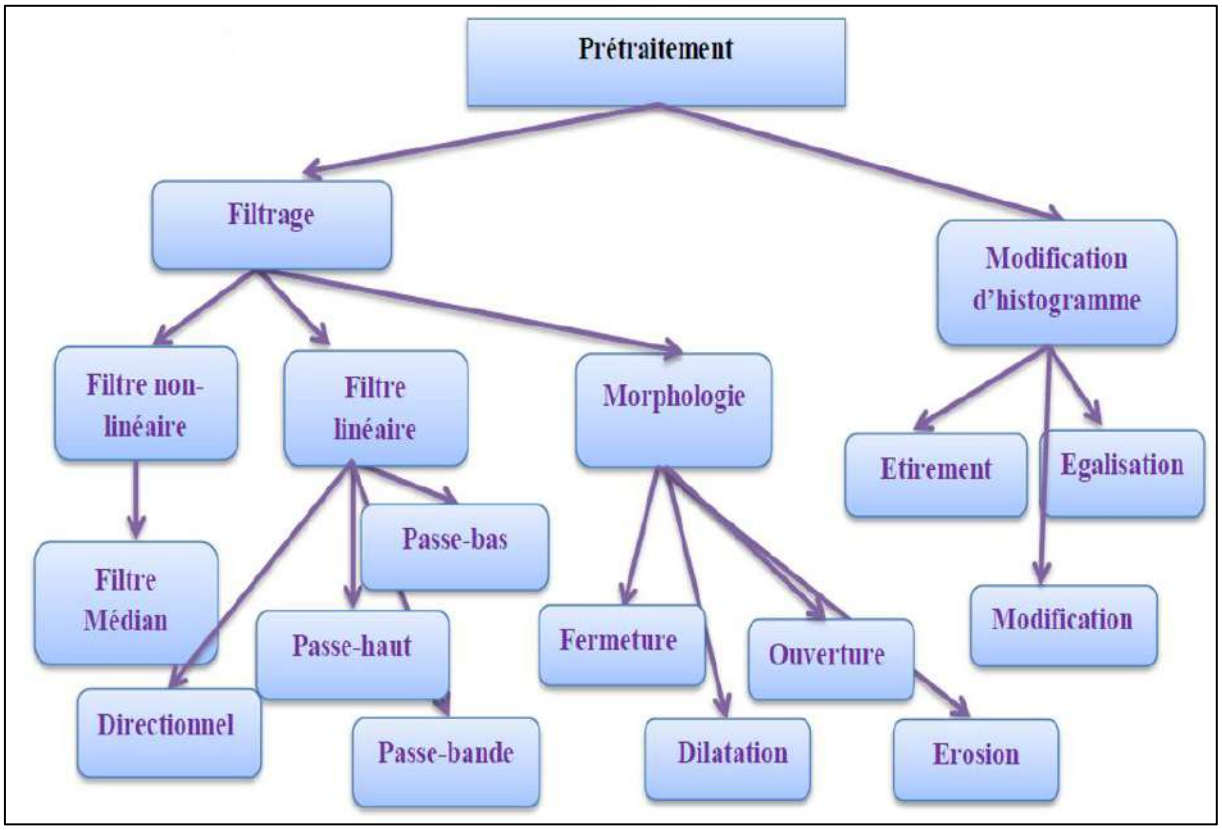


Figure 1.9. *Différentes techniques de prétraitement*

1.3.1 Filtrage

Le filtrage consiste à appliquer une transformation (appelée filtre) à tout ou partie d'une image numérique en appliquant un opérateur. Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine [10] On définit trois types de filtres :

- Filtres linéaires.
- Filtres non linéaires.
- Filtres morphologiques.

1.3.1.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de

supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille (N x N) avec N impair[6]. Parmi les filtres linéaires les plus utilisés on trouve :

Filtres passe-bas : Les filtres passe-bas permettent d'atténuer les composantes de

l'image ayant de hautes fréquences (pixels clairs). Ils lissent le signal, adoucissest les variations brutales de l'intensité, ils éliminent simplement le bruit, ils modifient assez peu l'image et gardent généralement intacte l'intensité moyenne de l'image.

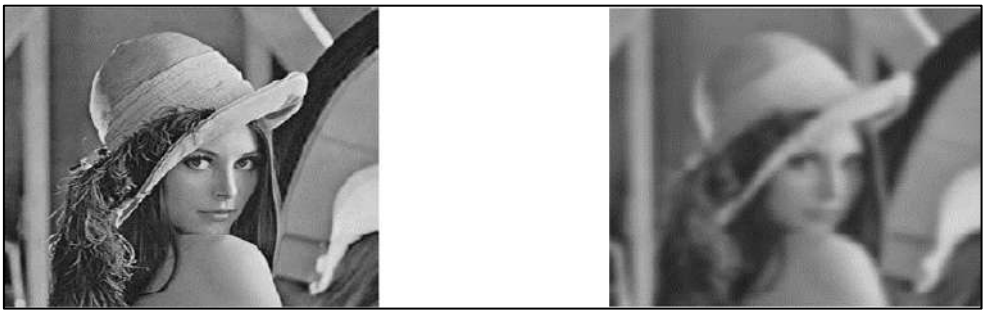


Figure 1.10. *Image filtrée (passe-bas)*

Filtres passe-haut : Les filtres passe-haut permettent d'atténuer les composantes de l'image ayant de basses fréquences. Ce type de filtrage permet d'accentuer les détails et le contraste d'une image numérique. Ils ont pour but de rehausser les frontières. Ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (en noir).



Figure 1.11. *Image filtrée (passe-haut)*

Filtres passe-bande : Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas, Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtre passe-bas.

Filtres directionnels : Ils sont utilisés pour faire apparaitre les détails de l'image dans une direction déterminée (horizontale, verticale et diagonale).

1.3.1.2 Filtres non linéaires

Ils sont utilisés pour éviter le flou introduit par les filtres passe-bas classiques. Ce sont des filtres dans lesquels la nouvelle valeur du pixel est calculée par une combinaison non de la fenêtre des pixels avoisinants [7]. Le plus utilisé est le filtre médian.

Filtre médian : II supprime le bruit dans l'image. Son algorithme est simple, le filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane de pixel et de ses voisins. Le nombre de voisins peut être déterminé à l'aide d'un paramètre "N". Ce paramètre indique la taille du carré dans lequel seront effectués les calculs. Dans cet exemple, la valeur de niveau de gris de pixel central (le pixel qui a un niveau de gris égal à 40) est remplacée par 30.

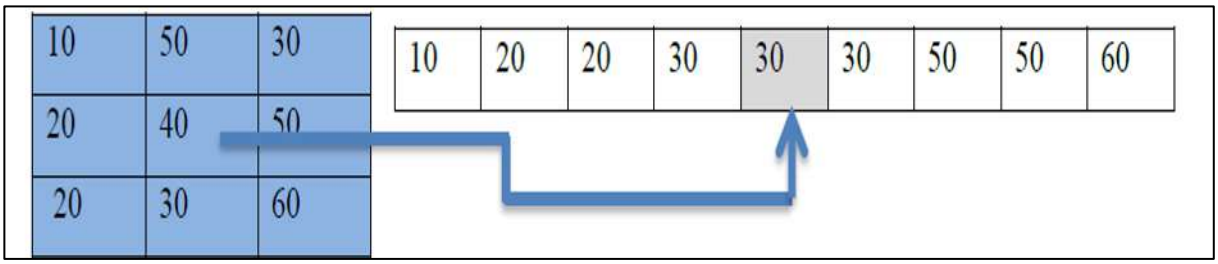


Figure 1.12. *Principe du filtre médian (3*3)*

1.3.1.3 Filtres morphologiques

Les informations morphologiques sont définies à l'aide d'un élément structurant et un opérateur. L'élément structurant est un ensemble de pixels qui possède les caractéristiques suivantes :

- Une forme géométrique.
- Un pixel central noir.
- Un ensemble de pixels voisins au pixel central en blanc.

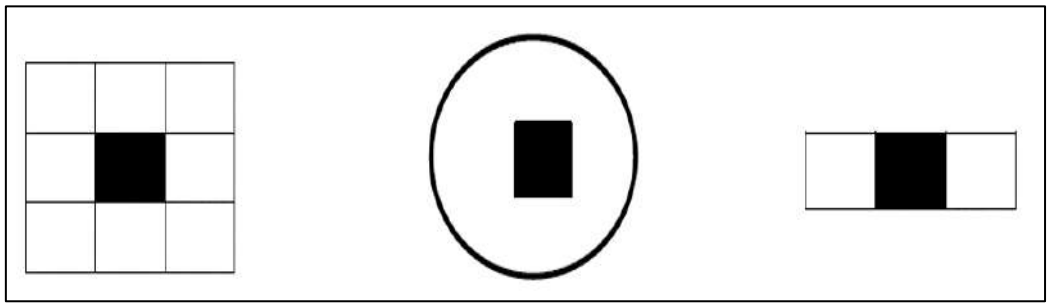


Figure 1.13. *Éléments structurants*

Les opérateurs morphologiques les plus usuels sont :

Dilatation : elle permet d'éliminer les points noirs isolés de l'image. élargit les « pics »,

Et comble les « vallées ». Elle peut être répétée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur maximale). Pour chaque pixel u (i, j) de l'image :

- Centrer l'élément structurant sur ce pixel.
- Considérer les voisins du pixel dans l'élément (centre + ses voisins).
- Si l'un de ces pixels est en blanc, mettre u (i, j) en blanc ; Cependant pour une image en niveau de gris, la valeur du pixel est remplacée par la valeur maximale de ses voisins.

Erosion : Elle permet d'éliminer les points blancs isolés de l'image, Elle abrisse les « pics » et élargit les « vallées ». L'érosion peut être réitérée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur minimale. Pour une image en noir et blanc l'érosion est faite selon la procédure suivante : pour chaque pixel u (i. j) de l'image :

- Centrer l'élément structurant sur ce pixel.
- Considérez les voisins du pixel dans l'élément structurant (centre + ses voisins).
- Si l'un de ces pixels est en noir, mettre u (i, j) en noir. Cependant pour une image en niveau de gris la valeur du pixel est remplacée par la valeur minimale de ses voisins.



Figure 1.14. *Filtre morphologique (Erosion + Dilatation)*

Ouverture : L'ouverture est une érosion suivie d'une dilatation. Elle rase les « pics » de l'histogramme sans modifier les « vallées ».

Fermeture : La fermeture est une dilatation suivie d'une érosion. Elle comble les « vallées » sans modifier les « pics ».

1.3.2 Modification d'histogramme

1.3.2.1 Modification d'histogramme

L'histogramme est un outil très utile pour étudier la répartition des composantes d'une image mais il permet également de corriger le contraste et l'échelle des couleurs pour des images sur-exposées ou sous-exposées. En outre sa modification n'altère pas les informations contenues dans l'image mais les rend plus ou moins visibles. La modification d'un généralement représentée sur une courbe (appelée courbe tonale) indiquant la modification globale des composantes de l'image avec en abscisse les valeurs initiales et en ordonnée les valeurs après modification. La courbe tonale correspond à une fonction de transfert définie par une table de transcodage appelé look up table, notée LUT[9].

1.3.2.2 Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme est un outil qui est parfois utile pour améliorer certaines images de mauvaise qualité (mauvaise contraste, image trop sombre ou trop claire, Il s'agit de déterminer une transformation f des niveaux d'inten-cité qui rend I histogramme aussi plat que possible. Si un pixel a une intensité i dans l'image originale, son intensité dans l'image égalisée est f(i). En général, on choisir pour fune fonction en escalier, et on détermine la largeur et la hauteur des différentes marches de manière à aplatir l'histogramme de l'image égalisée.



Figure 1.15. *Image avec une égalisation d'histogramme*

1.3.2.3 Etirement d'histogramme

L'étirement d'histogramme consiste à répartir des fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme. Ainsi, il s'agit d'une opération consistant à modifier l'histogramme de telle manière à répartir au mieux les intensités sur l'échelle des valeurs disponible. Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus haute soit à la valeur maximale. De cette façon, si les valeurs de l'histogramme sont tres proches

les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proches du noir. [7]

1.4 Conclusion

Le traitement de l'image est souvent précédé d'un prétraitement pour une bonne compréhension et connaissance des différentes caractéristiques de l'image, pour pouvoir ainsi augmenter la qualité de celle-ci en appliquant les méthodes de prétraitement appropriées (suppression des bruits par différents filtres…etc.), sans pour autant altérer ou perdre les informations utiles de l'image.

Chapitre II :
L’apprentissage automatique et profond

2.1 L'apprentissage automatique

2.1.1 Introduction

Cette section comprend des généralités relatives à l'apprentissage automatique ou machine learning en anglais. Nous y retrouvons notamment des notions de base, dans un premier temps, nous présentons les notions de base sur l'apprentissage automatique.

2.1.2 Définition de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (Machine Learning en anglais) est un domaine de l'intelligence artificielle qui s'intéresse aux modèles qui peuvent apprendre à partir des données et sans être explicitement programmés. Il fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques [11].

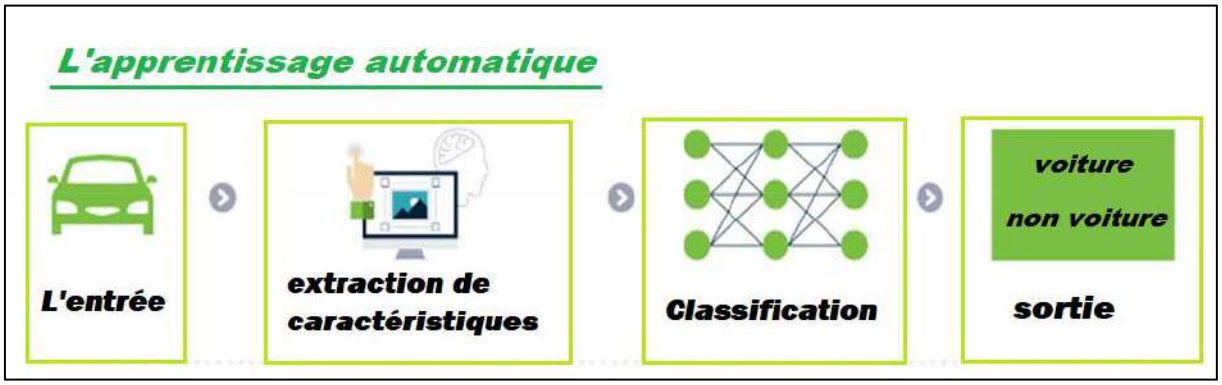


Figure 2.1. *Méthode de catégorisation de voitures de l'apprentissage automatique*

Une solution d'apprentissage automatique repose donc sur deux phases principales :

L'apprentissage dans un premier temps : Les données d'apprentissage sont souvent, réparties en 3 catégories :

- **L'ensemble d'apprentissage ou l'ensemble d'entrainement :** constitue l'ensemble des candidats ou exemples (images, attributs, …) utilisés pour générer le modèle d'apprentissage.
- **L'ensemble de Tests :** est constitué des candidats sur lesquels sera appliqué le modèle d'apprentissage (pour tester et corriger le model).
- **L'ensemble de validation :** peut être utilisé lors de l'apprentissage (comme sous population de l'ensemble d'apprentissages) afin de valider (intégrer) le modèle et d'éviter le sur-apprentissage.

La prédiction dans un deuxième temps : elle utiles le modèle généré lors de l'apprentissage, et une ou plusieurs instances de données, pour prédire la classe d'appartenance des instances de données. Nous ne connaissons pas les classes de résultats pour les nouvelles données. C'est pourquoi nous avons besoin du modèle en premier lieu.

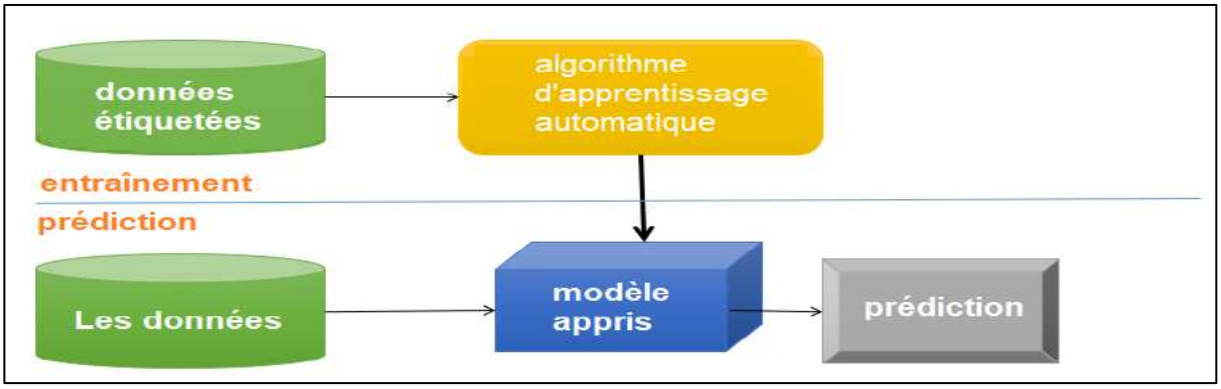


Figure 2.2. *Les phases de l'apprentissage automatique*

2.1.3 Domaine d'application

L'apprentissage automatique s'applique à un grand nombre d'activités humaines et convient en particulier au problème de la prise de décision automatisée. Il s'agira, par exemple :

- D'établir un diagnostic médical à partir de la description clinique d'un patient.
- De donner une réponse à la demande de prêt bancaire de la part d'un client sur la base de sa situation personnelle.
- De déclencher un processus d'alerte en fonction de signaux reçus par des capteurs.
- De la reconnaissance des formes.
- De la reconnaissance de la parole et du texte écrit.
- De contrôler un processus et de diagnostiquer des pannes [12].

2.1.4 Les types d'apprentissage automatique

Il existe plusieurs manières de faire apprendre un algorithme à une machine. Chaque approche est différente des autres, On a :

2.1.4.1 L'apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, l'ordinateur est fourni avec des exemples d'entrées qui sont étiquetés avec les sorties souhaitées. Le but de cette méthode est que l'algorithme puisse « apprendre » en comparant sa sortie réelle avec les sorties « enseignées » pour trouver des erreurs et modifier le modèle en conséquence. L'apprentissage supervisé utilise donc des modèles pour prédire les valeurs d'étiquettes sur des données non étiquetées supplémentaires. Par exemple,

avec un apprentissage supervisé, un algorithme peut être alimenté avec des images de requins étiquetés Poisson des images d'océans étiquetés comme Océan. En étant formé sur ces données, l'algorithme d'apprentissage supervisé devrait être capable d'identifier plus tard des images de requin non marquées comme Poisson des images océaniques non étiquetées Océan. Un cas d'utilisation de l'apprentissage supervisé consiste à utiliser des données historiques pour prédire des événements futurs statistiquement probables. Il peut utiliser les informations historiques sur les marchés boursiers pour anticiper les fluctuations à venir ou être utilisé pour filtrer les courriers indésirables. Dans l'apprentissage supervisé, des figures étiquetées de chiens peuvent être utilisées comme données d'entrée pour classer les photos non marquées de chiens [13].

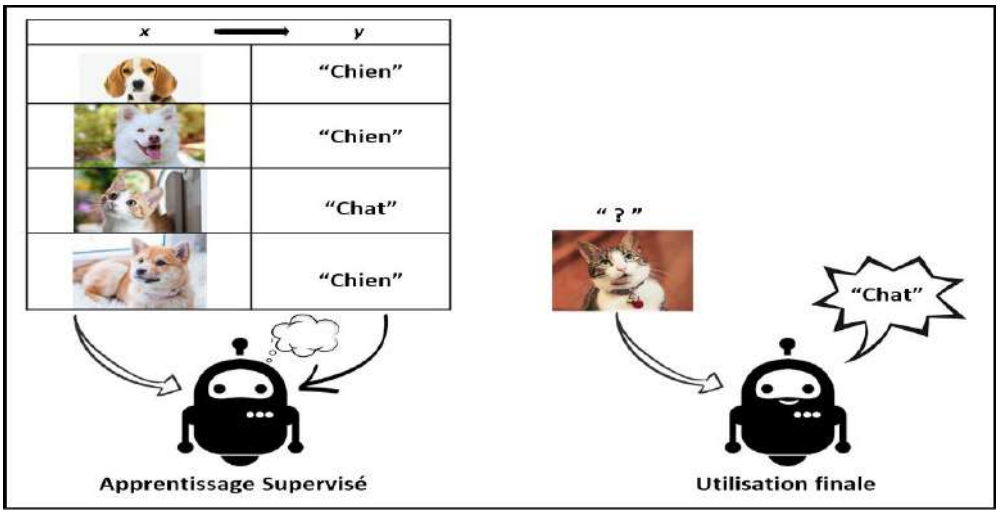


Figure 2.3. *L'apprentissage supervisé*

2.1.4.2 L'Apprentissage non-supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, les données sont non étiquetées, de sorte que l'algorithme d'apprentissage trouve tout seul des points communs parmi ses données d'entrée. Les données non étiquetées étant plus abondantes que les données étiquetées, les méthodes d'apprentissage automatique qui facilitent l'apprentissage non supervisé sont particulièrement utiles. L'objectif de l'apprentissage non supervisé peut-être aussi simple que de découvrir des modèles cachés dans un ensemble de données, mais il peut aussi avoir un objectif d'apprentissage des caractéristiques, qui permet à la machine intelligente de découvrir automatiquement les représentations nécessaires pour classer les données brutes. L'apprentissage non supervisé est couramment utilisé pour les données transactionnelles. Vous pouvez avoir un grand ensemble de données sur les clients et leurs achats, mais en tant qu'être humain, vous ne serez probablement pas en mesure de comprendre quels attributs similaires peuvent être tirés des profils de clients et de leurs types d'achats. Avec ces données introduites dans un algorithme

d'apprentissage non supervisé, on peut ne déterminer que les femmes d'une certaine tranche d'âge qui achètent des savons non parfumés sont susceptibles d'être enceintes, et donc une campagne de marketing liée à la grossesse et aux produits pour introduites dans un algorithme d'apprentissage non supervisé, on peut ne déterminer que les femmes d'une certaine tranche d'âge qui achètent des savons non parfumés sont susceptibles d'être enceintes, et donc une campagne de marketing liée à la grossesse et aux produits pour bébés pour augmenter leur nombre d'achats. Sans une réponse « correcte », les méthodes d'apprentissage non supervisées peuvent examiner des données complexes, plus expansives et apparemment sans point commun, afin de les organiser de manière potentiellement significative. L'apprentissage non supervisé est souvent utilisé pour la détection d'anomalies, y compris pour les achats frauduleux de cartes de crédit et les systèmes de recommandation qui conseille sur les produits à acheter ensuite. Dans l'apprentissage non supervisé, les photos non marquées des chiens peuvent être utilisées comme données d'entrée pour l'algorithme afin de trouver des similitudes et de classer les photos de chiens ensemble [14].

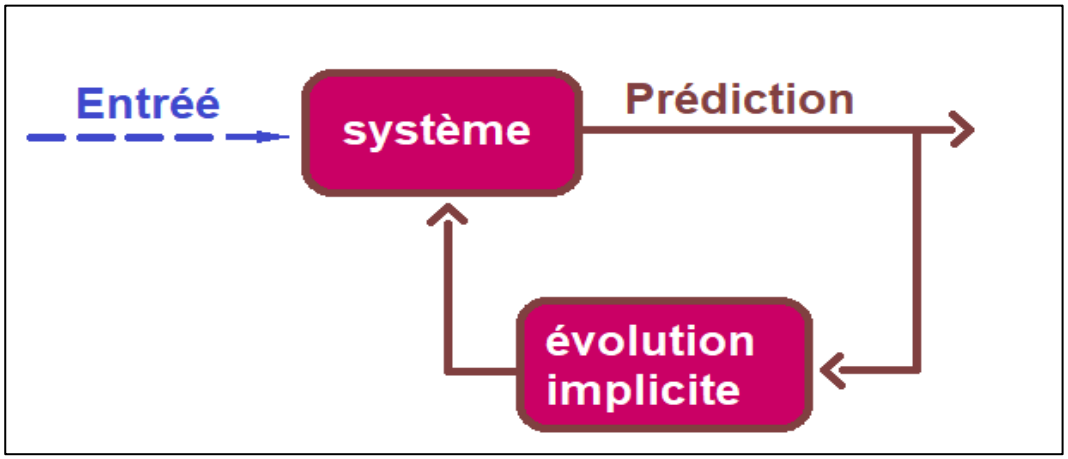


Figure 2.4. *Apprentissage non-supervisé*

2.1.4.3 L'apprentissage semi-supervisé

Effectué de manière probabiliste ou non, il vise à faire apparaitre la distribution sous-jacente des « exemples » dans leur espace de description. Il est mis en œuvre quand des données (ou « étiquettes ») manquent. Le modèle doit utiliser des exemples non étiquetés pouvant néanmoins renseigner. Exemple : en médecine, il peut constituer une aide au diagnostic ou au choix des moyens les moins onéreux de tests de diagnostic [12].

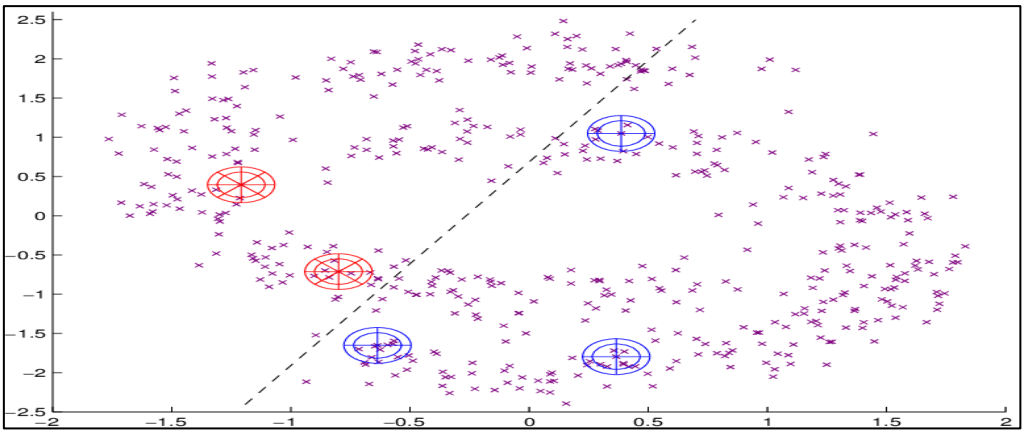


Figure 2.5. *Apprentissage semi-supervisé*

2.1.4.4 L'apprentissage partiellement supervisé

Quand l'étiquetage des données est partiel. C'est le cas quand un modèle énonce qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut-être à une classe B ou C (A, B et C étant 3 maladies par exemple évoquées dans le cadre d'un diagnostic différentiel) [12].

2.1.4.5 L'apprentissage par renforcement

L'algorithme apprend un comportement étant donné une observation. L'action de l'algorithme sur l'environnement produit une valeur de retour qui guide l'algorithme [12].

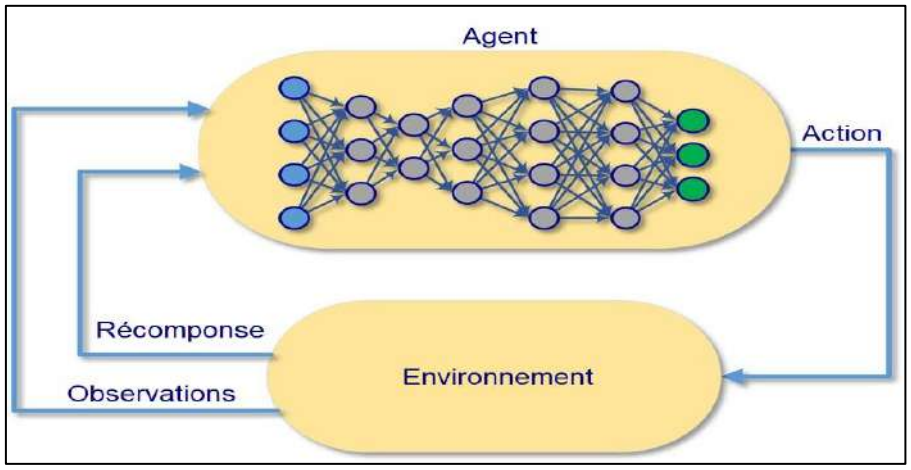


Figure 2.6. *Apprentissage par renforcement*

2.1.5 Algorithmes utilisés

2.1.5.1 Les machines à vecteur de support

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais SVM : Support Vector Machines) font partie des techniques d'apprentissage supervisé, destinées à résoudre des problèmes de classification. Si les données d'entrainement sont linéairement séparables, il

existe généralement plusieurs hyperplans qui peuvent les séparer. Ce type de classifieur tente de trouver une frontière de décision permettant de séparer linéairement les exemples de la première classe des exemples de la deuxième classe dans l'ensemble d'apprentissages. L'objectif du SVM est de choisir l'hyperplan qui donnera le modèle de classification qui se généralisera le mieux à d'autres données que celles de l'ensemble d'entrainement. Afin d'arriver à cela, SVM utilise la notion de la marge. Une marge d'un hyperplan est la distance entre ce dernier et la donnée la plus proche [15].

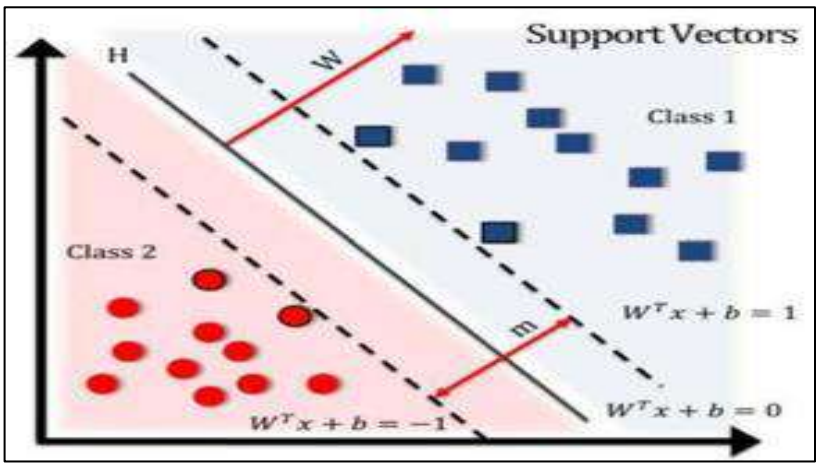


Figure 2.7. *Frontière de décision linéaire d'un classifieur SVM*

2.1.5.2 Les k plus proches voisins (KNN)

L'algorithme KNN (en anglais k - NN : k Nearest Neighbors) est un algorithme de classification supervisé. Chaque observation de l'ensemble d'apprentissages est représentée par un point dans un espace à n dimensions ou n est le nombre de variables prédictives. Pour prédire la classe d'une observation, on cherche les k points les plus proches. La classe de la variable cible, est celle qui est la plus représentée parmi les k plus proches voisins. Il existe des variantes de l'algorithme ou on pondère les k observations en fonction de leur distance à l'exemple dont on veut classer [16], les observations les plus éloignées de notre exemple seront considérées comme moins importantes.

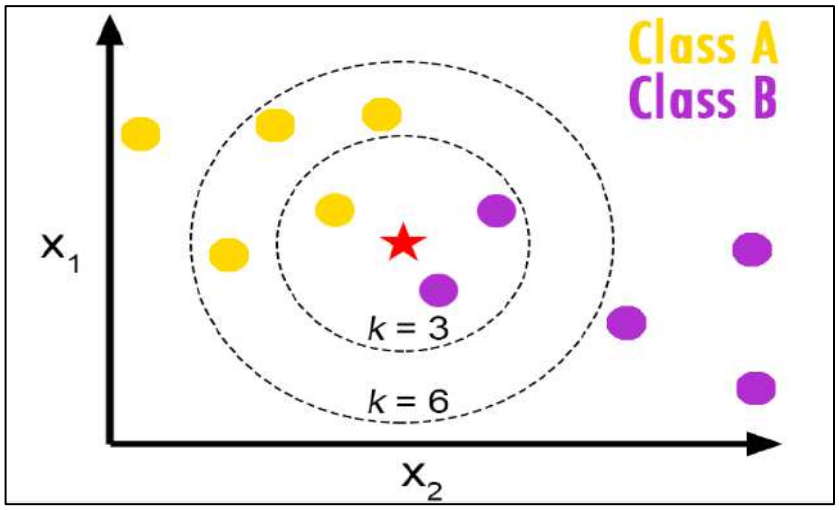


Figure 2.8. *K plus proches voisins algorithme*

Pour k = 3 la classe majoritaire du point central est la classe B, mais si on change la valeur du voisinage k = 6 la classe majoritaire devient la classe A.

2.1.5.3 Les Arbres de Décision

Les Arbres de Décision sont des modèles de ML supervisés, pouvant être utilisés pour la classification que pour la régression. Un arbre de décision représente une fonction qui prend comme entrée un vecteur d'attributs et retourne une décision qui est une valeur unique. Les entrées et les sorties peuvent être discrètes ou continues. Un arbre de décision prend ses décisions en exécutant une séquence de test, chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test de la valeur d'un attribut et les branches qui sortent du nœud sont les valeurs possibles de l'attribut. La classe de la variable cible est alors déterminée par la feuille dans laquelle parvient l'observation à l'issue de la séquence de test. La phase d'apprentissage consiste à trouver la bonne séquence de test. Pour cela, on doit décider des bons attributs à garder. Un bon attribut divise les exemples en ensembles homogènes c'est à dire qu'ils ne contiennent que des observations appartenant à la même classe, alors qu'un attribut inutile laissera les exemples avec presque la même proportion de valeur pour la variable cible [17].

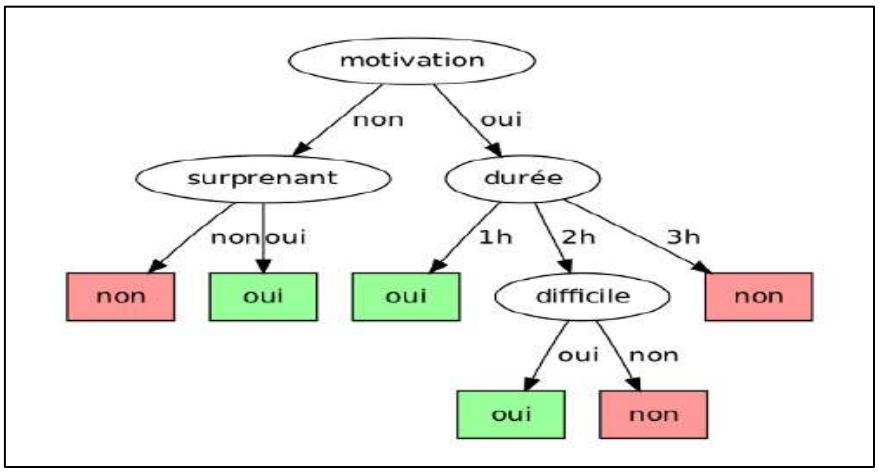


Figure 2.9. *Arbre de décision algorithme*

2.1.5.4 Fuzzy c-means

Est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances interclasse et de maximisation des distances interclasse, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont [18] :

- La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
- Le calcul des centroïdes des classes.
- Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
- Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

2.1.5.5 k-means

L'algorithme k-means est l'algorithme de regroupement le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters. L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque

cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde. Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K-means change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters. Les principales étapes de l'algorithme k-means sont [18] :

- Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
- Réaffecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
- Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
- Réitérer les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite.

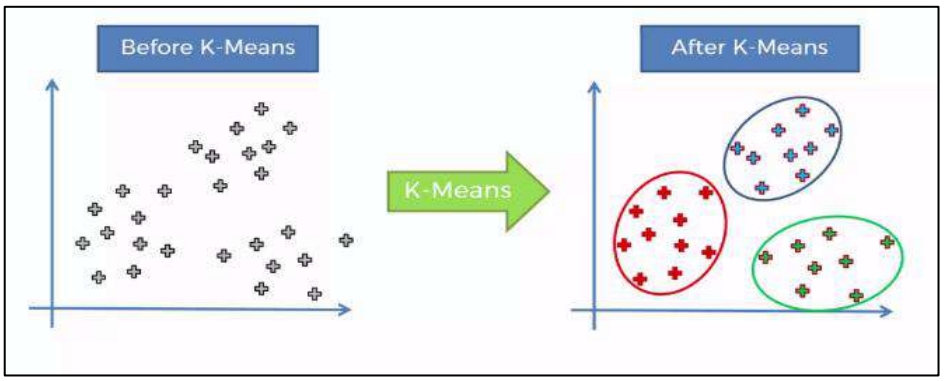


Figure 2.10. *K-means algorithme*

2.1.5.6 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. Grâce à leur capacité d'apprentissage, les réseaux neuronaux permettent de découvrir des relations complexes non-linéaires entre un grand nombre de variables, sans intervention externe. De ce fait, ils sont largement utilisés dans de nombreux problèmes de classification (ciblage marketing, reconnaissance de formes, traitement de signal, …) d'estimation (modélisation de phénomènes complexes, …) et prévision (bourse, ventes, …). Il

existe un compromis entre clarté du modèle et pouvoir prédictif. Plus un modèle est simple, plus il sera facile à comprendre, mais moins il sera capable de prendre en compte des dépendances trop variées [19].

2.2 l'apprentissage profond

2.2.1 Introduction

L'intelligence artificielle est une discipline scientifique recherchant des méthodes de solution de problèmes à forte complexité logique ou algorithmique. L'apprentissage profond (en anglais deep learning, deep structured learning, hierarchical learning) est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaires. Dans ce chapitre nous allons présenter les notions en relation avec l'apprentissage automatique et profond.

2.2.2 Définition de l'apprentissage profond

L'apprentissage profond (Deep Learning) est un ensemble de techniques d'apprentissage automatique qui a permis des avancées importantes en intelligence artificielle dans les dernières années. L'apprentissage profond est basé sur ce qui a été appelé, par analogie, des « réseaux de neurones artificiels », composés de milliers d'unités (les « neurones ») qui effectuent chacune de petites opérations simples. Les résultats d'une première couche de « neurones » servent d'entrée aux calculs d'une deuxième couche et ainsi de suite. 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 [19].

2.2.3 Domaines d'application

Ces techniques se développent dans le domaine de l'informatique appliquée à la bio-informatique, la reconnaissance ou comparaison de formes, la sécurité, la santé, etc…, la pédagogie assistée par l'informatique, et plus généralement à l'intelligence artificielle. L'apprentissage profond peut par exemple permettre à un ordinateur de mieux reconnaitre des objets hautement déformables et/ou analyser par exemple les émotions révélées par un visage photographié ou filmé, ou analyser les mouvements et position des doigts d'une main, ce qui peut être utile pour traduire le langage des signes, améliorer le positionnement automatique d'une caméra, etc… Elles sont utilisées pour certaines formes d'aide au diagnostic médical (ex : reconnaissance automatique d'un cancer en imagerie médicale), ou de prospective ou de prédiction (ex. : prédiction des propriétés d'un sol filmé par un robot) [19].

2.2.4 Architectures de réseaux de neurones profonds

Il existe un grand nombre de variables d'architectures profondes. La plupart d'entre eux sont dérivés de certaines architectures originales. Dans cette section, nous présenterons un bref aperçu des structures communes que l'on retrouve dans de nombreux réseaux profonds.

2.2.4.1 Les réseaux entièrement connectés

Un réseau entièrement connecté (Fully-Connected en Anglais) permet de transformer une liste d'entrées en une liste de sorties. La transformation est appelée totalement connectée car toute valeur d'entrée peut affecter toute valeur de sortie. Ces couches auront de nombreux paramètres apprenables, même pour des entrées relativement petites, mais elles ont le grand avantage de n'assumer aucune structure dans les entrées. Les calculs sont une série de transformations qui changer les similarités entre les cas. Dans ce type de réseaux, les activités des neurones de chaque couche sont une fonction non-linéaire des activités de la couche inférieure [20].

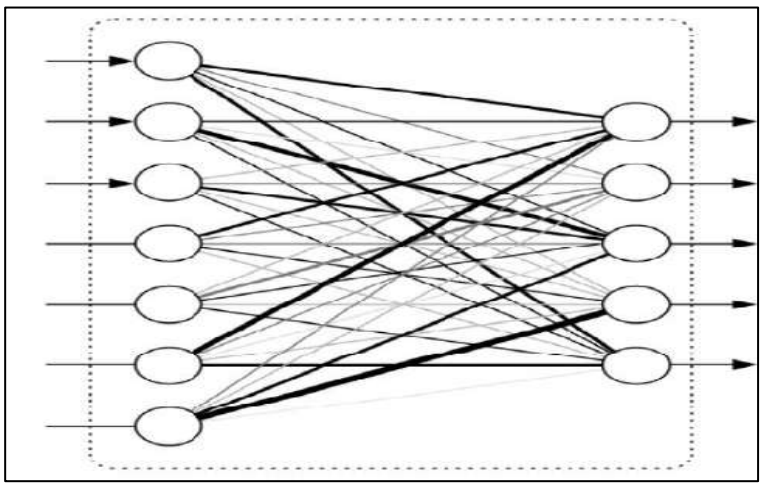


Figure 2.11. *Un réseau entièrement connecté*

2.2.4.2 Les réseaux neuronaux récurrents

Est un réseau de neurones artificiels présentant des connexions récurrentes. Il est constitué d'unités (neurones) interconnectées interagissant non-linéairement et pour lequel il existe au moins un cycle dans la structure. Les unités sont reliées par des arcs (synapses) qui possèdent un poids. La sortie d'un neurone est une combinaison non linéaire de ses entrées. Les réseaux de neurones récurrents sont adaptés pour des données d'entrée de taille variable. Ils conviennent en particulier pour l'analyse de séries temporelles [21].

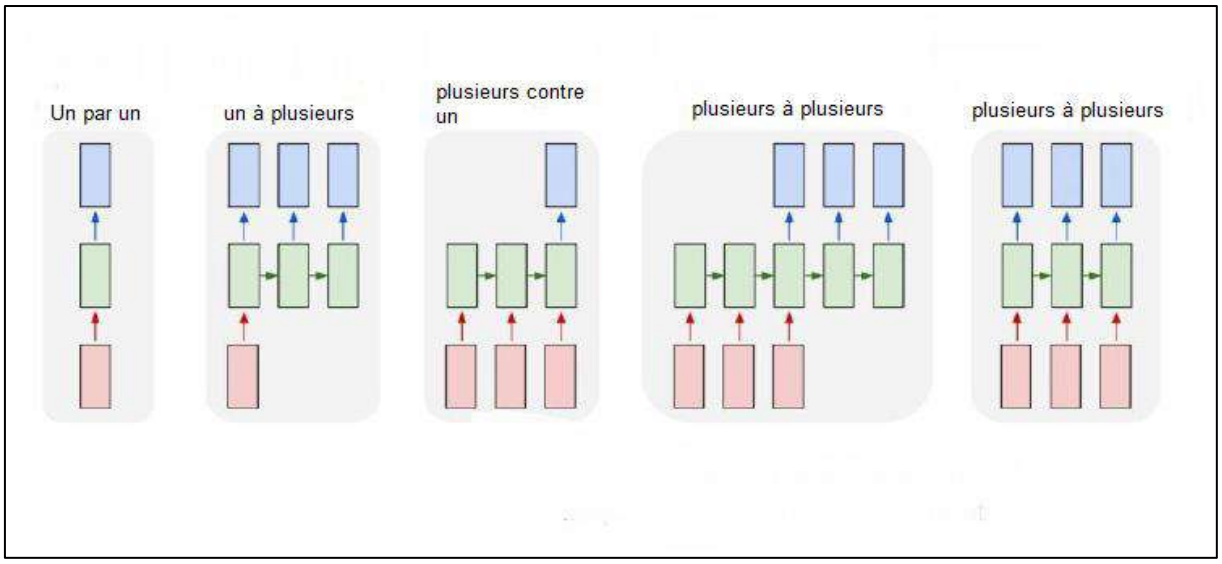


Figure 2.12. *Les types de séquences d'entrée pour un réseau récurrent*

2.2.4.3 Les réseaux convolutionnels

Principe d'architecture : Les réseaux de neurones convolutifs sont à ce jour les modèles les plus performants pour classer des images. Désignés par l'acronyme CNN, de l'anglais Convolution Neural Network, ils comportent deux parties bien distinctes. En entrée, une image est fournie sous la forme d'une matrice de pixels. Elle a deux dimensions pour une image aux niveaux de gris. La couleur est représentée par une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales [Rouge, Vert, Bleu]. La première partie d'un CNN est la partie convolutive à proprement parler. Elle fonctionne comme un extracteur de caractéristiques des images. Une image est passée à travers d'une succession de filtres, ou noyaux de convolution, créant de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image par une opération de maximum local. En fin, les cartes de convolutions sont mises à plat et concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN, Ce code en sortie de la partie convolutive est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées. Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image. La sortie est une dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories [19].

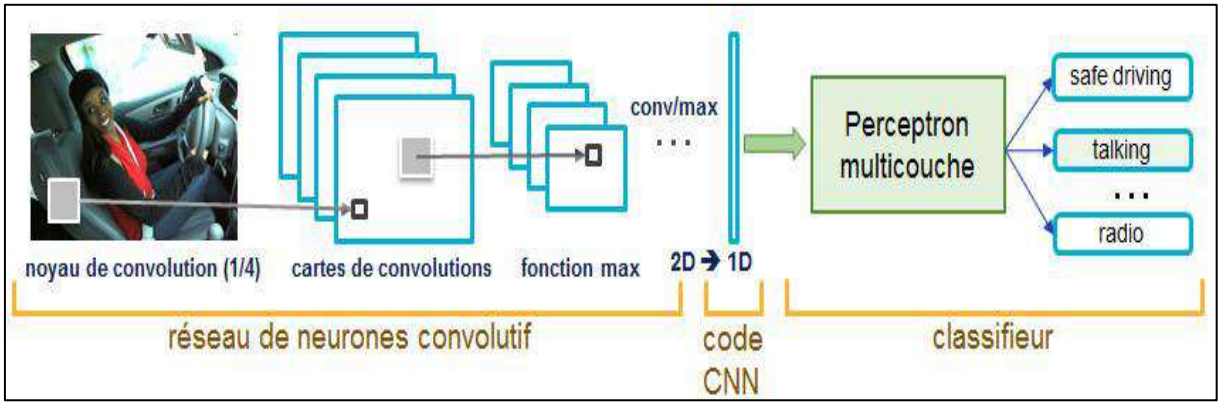


Figure 2.13. *Les réseaux de neurones convolutifs*

L'entraînement d'un nouveau CNN : Créer un nouveau réseau de neurones convolutif est coûteux en termes d'expertise, de matériel et de quantité de données annotées nécessaires. Il s'agit d'abord de fixer l'architecture du réseau, c'est-à-dire le nombre de couches, leurs tailles et les opérations matricielles qui les connectent. L'entraînement consiste alors à optimiser les coefficients du réseau pour minimiser l'erreur de classification en sortie. Cet entraînement peut prendre plusieurs semaines pour les meilleurs CNN, avec de nombreux GPU travaillant sur des centaines de milliers d'images annotées. Des équipes de recherche se spécialisent dans l'amélioration des CNN. Elles publient leurs innovations techniques, ainsi que le détail des réseaux entraînés sur des bases de données de références [19].

Les blocs de construction : Une architecture CNN est formée par un empilement de couches de traitement indépendantes :

- **La couche de convolution (CONV) :** Trois hyper paramètres permettent de dimensionner le volume de la couche de convolution (aussi appelé volume de sortie) : la profondeur, le pas et la marge.
    1. Profondeur de la couche : nombre de noyaux de convolution (ou nombre de neurones associés à un même champ récepteur).
    2. Le pas contrôle le chevauchement des champs récepteurs. Plus le pas est petit, plus les champs récepteurs se chevauchent et plus le volume de sortie sera grand.
    3. La marge à (0) ou 'zero padding' : parfois, il est commode de mettre des zéros à la frontière du volume d'entrée. La taille de ce 'zero-padding' est le troisième hyperparamètre. Il 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 [19].

- **Couche de pooling (POOL) :** Un autre concept important des CNN est le pooling (« mise en commun »), ce qui est une forme de sous-échantillonnage de l'image. L'image d'entrée est découpée en une série de rectangles de n pixels de côté ne se chevauchant pas (pooling). Chaque rectangle peut être vu comme une tuile. Le signal en sortie de tuile est défini en fonction des valeurs prises par les différents pixels de la tuile. Le pooling réduit la taille spatiale d'une image intermédiaire, réduisant ainsi la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau. Il est donc fréquent d'insérer périodiquement une couche de pooling entre deux couches convolutives successives d'une architecture CNN pour contrôler l'overfitting (sur-apprentissage). L'opération de pooling créait aussi une forme d'invariance par translation. La couche de pooling fonctionne indépendamment sur chaque tranche de profondeur de l'entrée et la redimensionne uniquement au niveau de la surface. La forme la plus courante est une couche de mise en commun avec des tuiles de taille 2x2 (largeur/hauteur) et comme valeur de sortie la valeur maximale en entrée (cf. schéma). On parle dans ce cas de « Max-Pool 2x2 » (compression d'un facteur 4) Il est possible d'utiliser d'autres fonctions de pooling que le maximum. On peut utiliser un « average pooling » (la sortie est la moyenne des valeurs du patch d'entrée), du « L2-norm pooling ». Dans les faits, même si initialement l'average pooling était souvent utilisé il s'est avéré que le max-pooling était plus efficace car celui-ci augmente plus significativement l'importance des activations fortes. En d'autres circonstances, on pourra utiliser un pooling stochastique. Le pooling permet de gros gains en puissance de calcul. Cependant, en raison de la réduction agressive de la taille de la représentation (et donc de la perte d'information associée), la tendance actuelle est d'utiliser de petits filtres (type 2x2). Il est aussi possible d'éviter la couche de pooling mais cela implique un risque sur-apprentissage plus important [19].

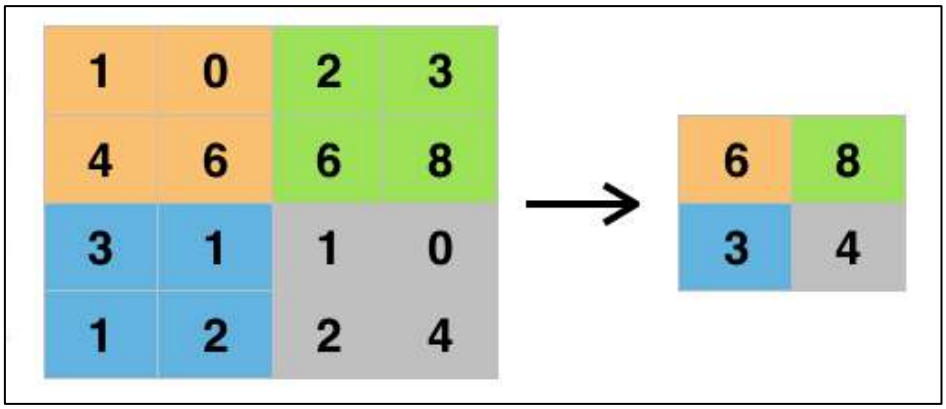


Figure 2.14. *Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2*

- **Couche de correction (ReLU) :** Souvent, 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. On a notamment :

  1. La correction ReLU (abréviation de Unités Rectifié linéaires) :

  $$f(x) = max(0, x) \quad \textbf{(II,1)}$$

  Cette fonction, appelée aussi « fonction d'activation non saturante », augmente les propriétés non linéaires de la fonction de décision et de l'ensemble du réseau sans affecter les champs récepteurs de la couche de convolution.

  2. La correction par tangente hyperbolique :

  $$f(x) = tanh\,(x) \quad \textbf{(II,2)}$$

  3. La correction par la tangente hyperbolique saturante :

  $$f(x) = |tanh\,(x)| \quad \textbf{(II,3)}$$

  4. La correction par la fonction sigmoïde.

  Souvent, la correction Relu est préférable, car il en résulte la formation de réseau neuronal plusieurs fois plus rapide, sans faire une différence significative à la généralisation précision [19].

- **Couche entièrement connectée (FC) :** Après plusieurs couches de convolution et de max-pooling, le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche

précédente (comme on le voit régulièrement dans les réseaux réguliers de neurones). Leurs fonctions d'activations peuvent donc être calculées avec une multiplication matricielle suivie d'un décalage de polarisation [19].

- **Couche de perte (LOSS) :** La couche de perte spécifie comment l'entrainement 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 « Soft max » est utilisée pour prédire une seule classe parmi K classes mutuellement exclusives. La perte par entropie croisée sigmoïde est utilisée pour prédire K valeurs de probabilité indépendante dans [0,1]. La perte euclidienne est utilisée pour régresser vers des valeurs réelles [19].

2.2.4.4 Choix des hyperparamètres

Les CNN utilisent plus d'hyperparamètres qu'un MLP standard. Même si les règles habituelles pour les taux d'apprentissage et des constantes de régularisation s'appliquent toujours, il faut prendre en considération les notions de nombre de filtres, leur forme et la du max pooling.

Nombre de filtres : Comme la taille des images intermédiaires diminue avec la profondeur du traitement, les couches proches de l'entrée ont tendance à avoir moins de filtres tandis que les couches plus proches de la sortie peuvent en avoir davantage. Pour égaliser le calcul à chaque couche, le produit du nombre de caractéristiques et le nombre de pixels traités est généralement choisi pour être à peu près constant à travers les couches. Pour préserver l'information en entrée, il faudrait maintenir le nombre de sorties intermédiaires (nombre d'images intermédiaire multiplié par le nombre de positions de pixel) pour être croissante (au sens large) d'une couche à l'autre. Le nombre d'images intermédiaires contrôle directement la puissance du système, dépend du nombre d'exemples disponibles et la complexité du traitement [19].

Forme de filtres : Les formes de filtre varient grandement dans la littérature. Ils sont généralement choisis en fonction de l'ensemble de données. Les meilleurs résultats sur les images de MNIST (28x28) sont habituellement dans la gamme de 5x5 sur la première couche, tandis que les ensembles de données d'images naturelles (souvent avec des centaines de pixels dans chaque dimension) ont tendance à utiliser de plus grands filtres de première couche de 12x12, voire 15x15. Le défi est donc de trouver le bon niveau de granularité de manière à créer des abstractions à l'échelle appropriée et adaptée à chaque cas [19].

Forme de Max pooling : Les valeurs typiques sont 2x2(figure). De très grands volumes d'entrée peuvent justifier un pooling 4x4 dans les premières couches. Cependant, le choix de formes plus grandes va considérablement réduire la dimension du signal, et peut entraîner la perte de trop d'information [19].

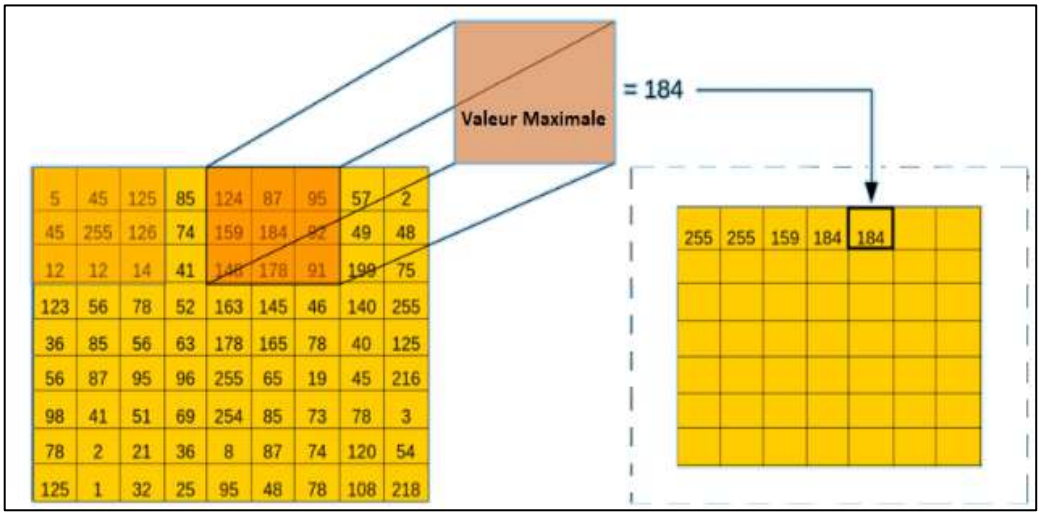


Figure 2.15. *Exemple de max pooling*

2.2.4.5 Avantages

Un avantage majeur des réseaux convolutifs est l'utilisation d'un poids unique associé aux signaux entrant dans tous les neurones d'un même noyau de convolution. Cette méthode réduit l'empreinte mémoire, améliore les performances et permet une invariance du traitement par translation. C'est le principal avantage du CNN par rapport au MLP, qui lui considère chaque neurone indépendant et donc affecte un poids différent à chaque signal entrant. Lorsque le volume d'entrée varie dans le temps (vidéo ou son), il devient intéressant de rajouter un paramètre de temporisation (delay) dans le paramétrage des neurones. On parlera dans ce cas de réseau neuronal à retard temporel (TDNN). Comparés à d'autres algorithmes de classification de l'image, les réseaux de neurones convolutifs utilisent relativement peu de pré-traitement. Cela signifie que le réseau est responsable de faire évoluer tout seul ses propres filtres (apprentissage sans supervision), ce qui n'est pas le cas d'autres algorithmes plus traditionnels. L'absence de paramétrage initial et d'intervention humaine est un atout majeur des CNN [19].

2.3 Conclusion

Cette section a passé en revue certains des cas d'utilisation de l'apprentissage automatique d'un côté, des méthodes courantes et des approches utilisées, Parce que l'apprentissage automatique est un domaine en constante innovation, il est important de garder à l'esprit que les algorithmes.

Et d’un autre côté on a présenté les notions importantes qui sont en relation avec l'apprentissage profond (définition, Architectures, …). Aussi qu’une vision générale sur l'apprentissage profond.

Chapitre III :

Résultats de simulation

3.1 Introduction

La tumeur est définie comme la croissance anormale des tissus. La tumeur cérébrale est une masse anormale de tissus dans laquelle les cellules se développent et se multiplient de manière incontrôlable, apparemment non contrôlées par les mécanismes qui contrôlent les cellules normales. Les tumeurs cérébrales peuvent être primitives ou métastatiques, malignes ou bénignes. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale avancée utilisée pour produire des images de haute qualité des parties contenues dans le corps humain. L'imagerie par IRM est souvent utilisée lors du traitement des tumeurs cérébrales, de la cheville et du pied. À partir de ces images haute résolution, nous pouvons dériver des informations anatomiques détaillées pour examiner le développement du cerveau humain et découvrir des anomalies. De nos jours, il existe plusieurs méthodes pour classer les IRM. Le prétraitement des images IRM est la principale étape de l'analyse d'image qui effectue des techniques d'amélioration d'image et de réduction du bruit qui sont utilisées pour améliorer la qualité de l'image, puis certaines opérations morphologiques sont appliquées pour détecter la tumeur dans l'image. L'algorithme a été essayé sur un certain nombre de données IRM d'images de tumeurs cérébrales.

3.2 La méthode proposée

Dans cette section, nous introduisons une description de toutes les étapes nécessaires pour la réalisation de la détection et la segmentation des tumeurs cérébrales sur la base d'images BMRI. La méthodologie proposée est composée de trois étapes principales.

3.2.1 La première étape :

La construction d'un réseau d'apprentissage en profondeur pour la détection ou la classification des anomalies BMRI : Pour des résultats plus précis de détection des anomalies cérébrales, nous avons proposé de générer notre réseau d’apprentissage profond basé sur une base de données précise. Cette base de données contient des images cérébrales BMRI, ce dernier est divisé en deux collections, la première collection contient des images pour un homme en bonne santé (non malade) et la deuxième collection contient des images pour un homme malade. Nombreuses architectures de réseaux d'apprentissage profond sont proposées dans le domaine du traitement d'images médicale et prouvent leur efficacité, nous avons effectué plusieurs tests afin de retenir la meilleure architecture du CNN, pour cela nous avons varié le nombre de couche, le nombre et la taille des filtres de convolution. Finalement, nous avons retenu le modèle d'architecture CNN, cette dernière et développé et composé de cinq couches de convolution, trois couches de maxpooling et deux couches de fully-connected. L'image en

entrée est de taille [240*180*1], l'image passe d'abord à la première couche de convolution. Cette couche est composée d'un filtre de taille [2*2], la fonction d'activation ReLU est utilisée pour forcer les neurones à retourner des valeurs positives. Ensuite, nous avons entrons à la deuxième couche de convolution qui composées de deux filtres de taille [4*4]. La fonction d'activation ReLU est appliquée sur les couches de convolutions. Le Maxpooling est appliqué après pour réduire la taille de l'image et des paramètres. On répète les mêmes opérations sur les couches de convolution trois, quatre et cinq. La couche trois est composée de quatre filtres de taille [3*3], et les couches quatre et cinq sont composées de huit filtres de tailles [3*3]. La fonction d'activation ReLU et la fonction maxpooling sont appliquées sur chaque convolution sauf la dernière convolution. Nous avons utilisé un réseau de neurones composé de deux couches fully-connected. Les sorties des neurones de la dernière couche entièrement connectée, sont converties en probabilités par l'intermédiaire d'une fonction d'activation 'softmax'.

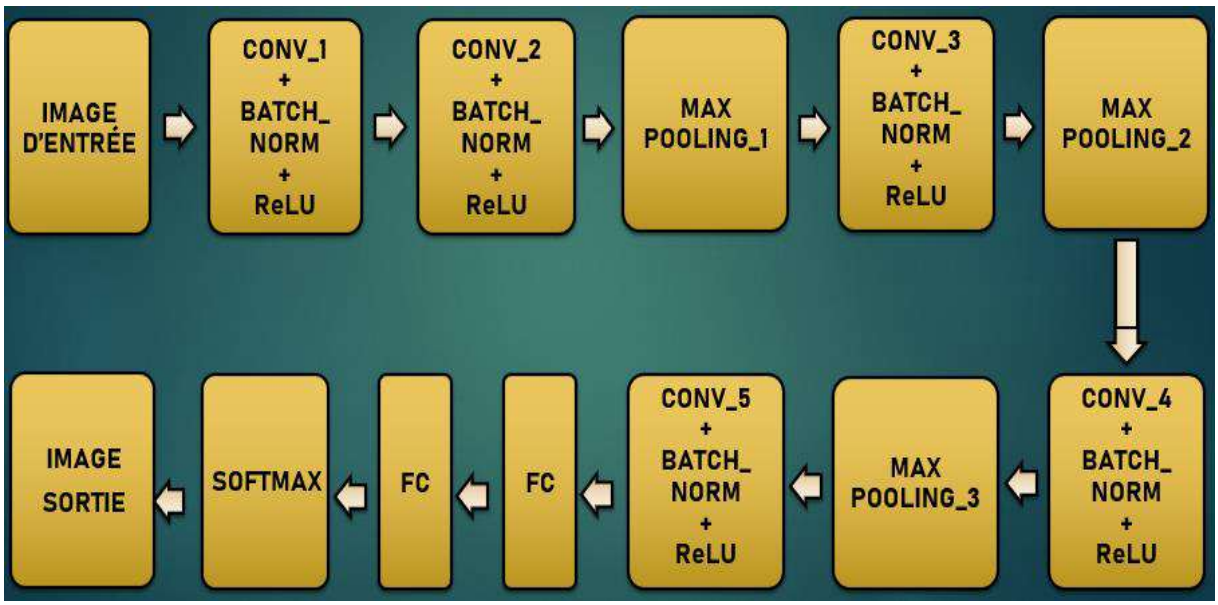


Figure 3.1. *Architecture du réseau neuronal convolutionnel "CNN"*

3.2.2 La deuxième étape

L'algorithme a deux étapes, d'abord le prétraitement de l'image donnée et ensuite la segmentation, puis les opérations morphologiques. Les étapes de l'algorithme sont les suivantes:

- Donner l'image du cerveau comme entrée.
- Appliquer un filtre passe-haut pour éliminer le bruit.
- Appliquez un filtre médian pour améliorer la qualité de l'image.
- Appliquer la segmentation du seuil (threshold segmentation).

- Appliquer l'opération morphologique.
- Enfin, la sortie sera une région tumorale.

Prétraitement des images : Le processus de prétraitement est une tâche importante dans le traitement d'images. Ce processus entraîne une amélioration des données d'image qui supprime les bruits ou améliore certaines caractéristiques importantes de l'image pour un traitement plus précis. Nombreux d'algorithmes et techniques sont proposés et prouvent leur efficacité. Cependant, cette étape reste un grand défi dans de nombreux domaines de recherche comme le traitement d'images médical. Le système d'imagerie par résonance magnétique du cerveau produit des images cérébrales brutes et détaillées.

Segmentation de l'image du cerveau :

Filtre passe-haut : Un filtre passe-haut est une méthode pour affiner les méthodes. Une image est plus nette lorsque le contraste est amélioré entre les zones adjacentes avec des variations de luminosité ou d'obscurité. Le réseau de noyaux du filtre passe-haut est conçu pour augmenter la luminosité du pixel central par rapport aux pixels voisins. Le tableau du noyau contient une valeur positive entourée de valeurs négatives [22].

Filtre médian : Le filtre médian est très largement utilisé dans le traitement d'image numérique car, dans certaines conditions, il préserve les contours tout en supprimant le bruit. La tâche de filtrage est effectuée par le filtre médian en utilisant une fenêtre qui est un modèle de voisins. Le motif de la fenêtre glisse, entrée par entrée, sur l'ensemble des signaux. La valeur médiane de la fenêtre est déterminée par la valeur médiane de toutes les entrées à la fois [22].

Segmentation de seuil (Threshold segmentation) : Cette méthode est basée sur le niveau du clip (ou la valeur de seuil) pour transformer une image d'échelle de gris en une image binaire en sélectionnant une valeur de seuil. La segmentation est le processus de partitionnement d'une image numérique en plusieurs segments, appelés super-pixels. La segmentation d'image est généralement utilisée pour localiser des objets et des limites dans des images. En seuillant, nous attribuons un niveau spécifique à chaque pixel de l'image en fonction de la similitude des caractéristiques visuelles [22].

Opération morphologique : L'opération morphologique est définie comme l'ordre relatif de toutes les valeurs de pixels, pas sur leurs valeurs numériques, et est donc particulièrement adaptée au traitement d'images binaires. Les techniques morphologiques sondent une image avec une petite forme ou un modèle appelé élément structurant. L'élément structurant est

positionné à tous les emplacements possibles de l'image et il est comparé au voisinage correspondant de pixels. Certaines opérations testent si l'élément "s'inscrit" dans le quartier, tandis que d'autres testent s'il "frappe" ou intersecte le quartier. Une opération morphologique sur une image binaire crée une nouvelle image binaire dans laquelle le pixel a une valeur non nulle uniquement si le test réussit à cet endroit dans l'image d'entrée [22].

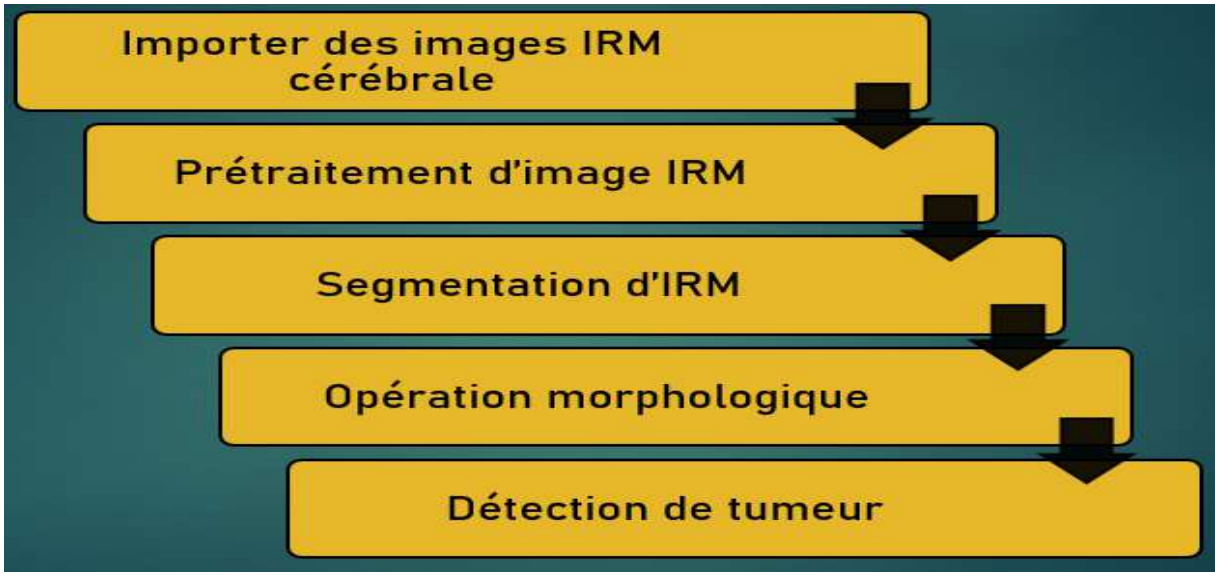


Figure 3.2. *Schéma fonctionnel de notre étape*

3.2.3 La troisième étape

Détection des anomalies cérébrales : Tous les composants cérébraux segmentés sont classés comme des cas normaux ou anormaux selon le réseau d'apprentissage en profondeur. Les résultats sont présentés dans la section suivante.

3.3 Résultats et discussions

Résultats de l'entrainement sur le réseau d'apprentissage en profondeur : La précision et la perte du réseau d'apprentissage en profondeur proposées pour la détection des anomalies au cours d'entraînement. Pendant 10 époques a atteint une précision de 99% avec un niveau de perte très faible basé sur la base de données d'entraînement. La figure 3.3 et figure 3.4 illustrent les progrès de l'apprentissage pendant l'entraînement.

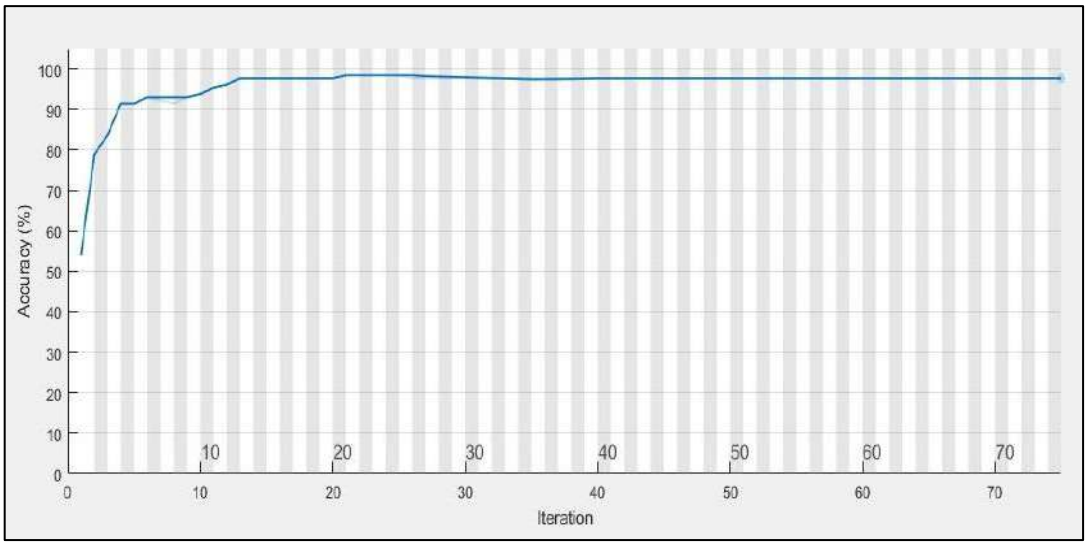


Figure 3.3. *La progression de la précision lors de l'étape d'entraînement.*

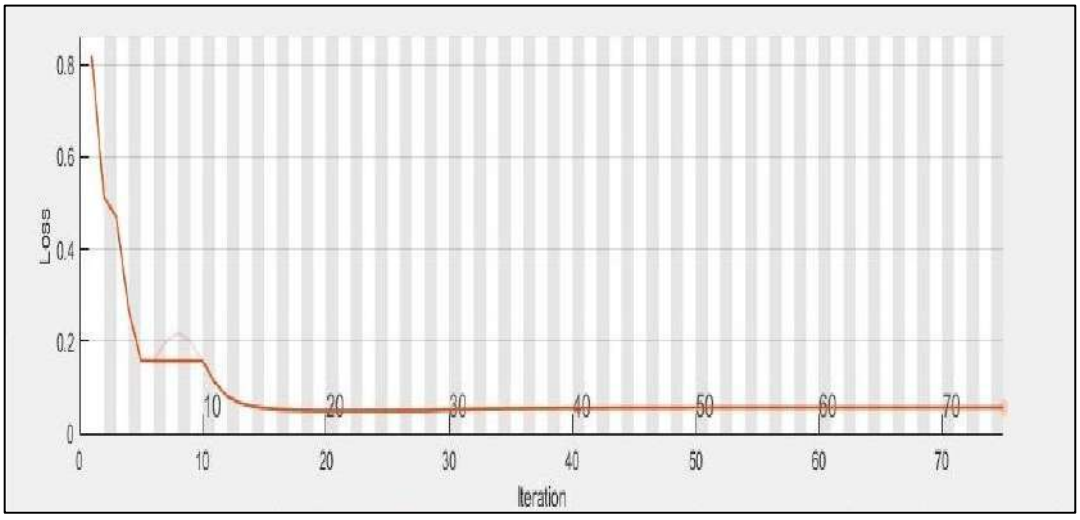


Figure 3.4. *La progression de la perte au cours de l'étape d'entraînement.*

BMRI segmentation : La figure suivante montre les images en sortie. Par exemple. Image d'entrée, image filtrée passe-haut, image de seuil (threshold), opération morphologique, enfin image la tumeur extraite de l'image IRM. À cette fin, les données des patients en temps réel sont prises pour analyse. Comme la tumeur dans l'image IRM a une intensité supérieure à celle de son arrière-plan, il devient très facile de la localiser et de l'extraire d'une image IRM.

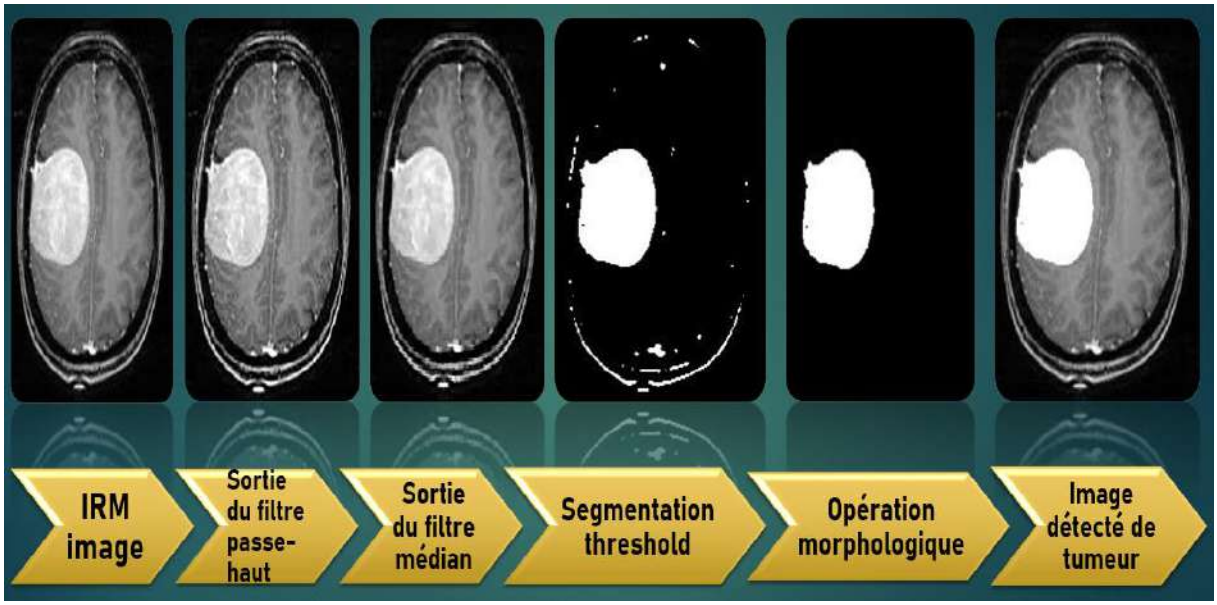


Figure 3.5. *Les étapes de la détection de tumeurs*

Détection d'anomalies : Tous les résultats de segmentation cérébrale sont classés à l'aide du réseau d'apprentissage profond construit comme des composants cérébraux normaux ou anormaux. Les résultats de cette dernière étape sont présentés dans les tableaux suivants :

Tableau 3.1 - Résultats de détection des anomalies cérébrales selon la base de données de test.

	Détection des cas malades	**Détection des cas non malades**
Cas malade (50 images)	**47**	**3**
Cas non malade (25 images)	**0**	**25**

En analysant les résultats obtenus présentés dans le Tableau 3.1. Les évaluations de la méthode proposée pour la détection des anomalies cérébrales sont basées sur des paramètres de :

Sensibilité : le rapport entre les valeurs positives correctement étiquetées par notre programme et tous ceux qui sont atteintes de la maladie.

$$Sensibilité = \frac{VP}{VP + FN} \% \qquad (\mathbf{III}, \mathbf{1})$$

Spécificité : la valeur négative correcte attribuée par tous ceux qui sont en bonne santé en réalité.

$$Spécificité = \frac{VN}{VN + FP} \% \qquad (\mathbf{III, 2})$$

Précision : C'est le rapport entre les sujets correctement étiquetés et l'ensemble des sujets. La précision est la plus intuitive.

$$Précision = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \% \qquad (\mathbf{III, 3})$$

Vrai Positifs (VP) : nombre de cas de tumeurs correctement détectés.
Vrai Négatif (VN) : nombre de cas non malade correctement détectés.
Faux positifs (FP) : nombre de cas non malade détectés comme cas de tumeur.
Faux négatifs (FN) : nombre de cas de tumeur détectés comme non cas malade.

Tableau 3.2 - *Évaluation paramétriques résultats de détection des anomalies cérébrales*

	VP	**VN**	**FP**	**FN**	**Sensibilité**	**Spécificité**	**Précision**
Des cas de détection	**47**	**25**	**0**	**3**	**94%**	**100%**	**96%**

Selon les résultats présentés dans le tableau 3.2, toutes les évaluations paramétriques telles que la sensibilité, la spécificité et la précision montrent la robustesse et l'efficacité de la méthode proposée utilisant un réseau d'apprentissage en profondeur pour réaliser une classification des composants du cerveau comme cas cérébraux normaux ou anormaux avec 94 % de sensibilité, 100% de spécificité et 96% de précision de détection des anomalies cérébrales.

La figure 3.6 illustrée ci-dessous montre la précision de notre réseau d'apprentissage profond, on a fait une comparaison entre notre précision d'entrainement et la précision de test, on a obtenu dans notre étude une précision de 99% d'entrainement et de 96% de test, et ça montre que nous avons obtenu un bon résultat du réseau d'apprentissage profond qui a permet de notre étude a réussi.

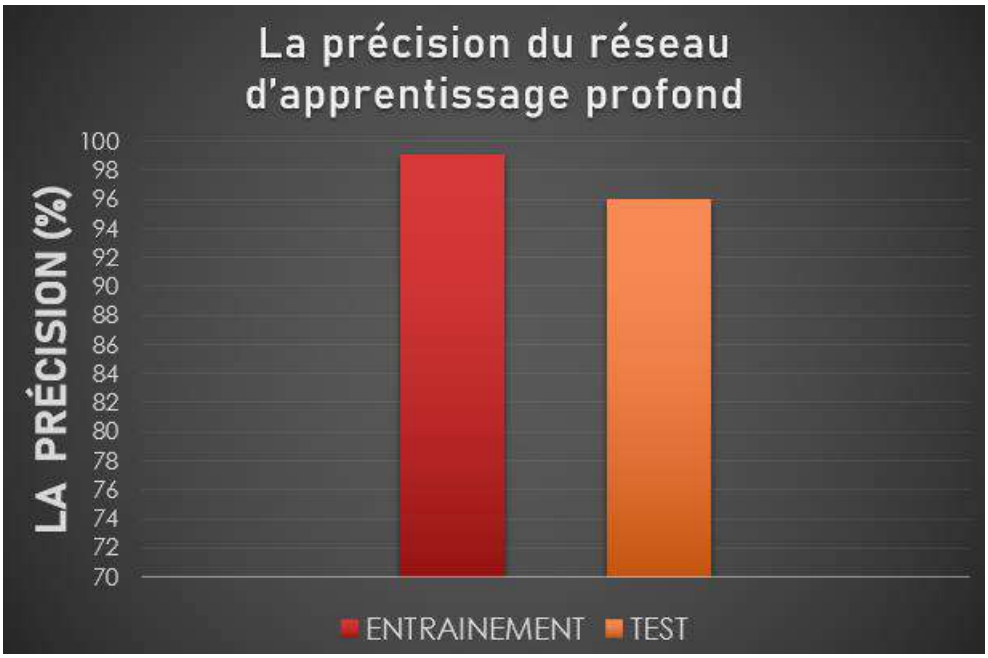


Figure 3.6. *La précision du réseau d'apprentissage profond*

3.4 Conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une méthodologie supervisée d'images IRM basée sur la détection des anomalies cérébrales en utilisant la segmentation. Pour effectuer la détection de ces anomalies, une méthode d'apprentissage profond basé sur CNN a été utilisée pour construire un réseau d'apprentissage profond pour la classification des anomalies cérébrales basé sur la base de données d'entrainement utilisées. Selon les résultats obtenus de la détection des anomalies en utilisant l'algorithme de seuil (threshold) et le réseau d'apprentissage en profondeur. La méthodologie proposée réussit à atteindre la détection des anomalies cérébrales avec une précision d'environ 96%.

Conclusion Générale

Nous nous sommes intéressés dans ce travail a l'etude de la détection automatique et segmentation des tumeur cérébrale par l'apprentissage profond.

Le but de ce travail est de développer une méthode de détection automatique de la tumeur cérébrale, avec l'utilisation de l'apprentissage en profondeur avec la technologie d'imagerie avancée pour analyser et prédire la tumeur cérébrale, et construire un système atteindre un niveau de décision précis et ainsi augmenter les chances de survie des patients.

La detection et classification automatique des tumeurs cérébrales pour le diagnostic du cancer est une tâche difficile. Récemment, la disponibilité d'ensembles de données publics bien accepté ont fourni aux chercheurs un moyen commun de développer et d'évaluer objectivement leurs méthodes avec les techniques existantes.

La recherche en imagerie médicale est une des disciplines les plus actives en traitement d'images. Ses recentes decouvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses pathologies. Dans cette étude , nous utilisons pour apprendre les différents concepts liés à l'apprentissage en profondeur et exactement au réseau de neurones convolutifs (CNN).

Le domaine de l'apprentissage en profondeur est en très forte croissance cette dernière année et suscite beaucoup d'intérêt pour la recherche et l'industrie et comme nous le savons cette année. On à proposer une méthode pour la réalisation de ce travail, cette méthode basée de construire un réseau d'apprentissage en profondeur pour la détection des anomalies et de prétraitement de l'image donnée avec segmentation, et la détection des anomalies cérébrales selon le réseau d'apprentissage en profondeur.

Le résultat obtenu lors de la phase de l'entraînement et test confirme l`efficacité de notre méthode proposée qui est réussi à atteindre la détection des anomalies cérébrales avec une précision d'environ 96%. Notre travail n`est que dans sa version initiale, on peut dire que ce travail reste ouvert pour des travaux de comparaison et/ou d'hybridation avec d'autres méthodes de détections et classification et segmentation.

Références Bibliographies

[1] Riyanto Sigit, Annisa Wulandari, Noor Rofiqah, Heny Yuniarti, Automatic Detection Brain Segmentation to Detect Brain Tumor Using MRI, Department of Informatics and Computer Egineering, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Jl. Raya ITS, Surabaya, 60111, Indonesia.

[2] Mohamed Sandeli, Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images, université Constantine 2, 2014.

[3] Lakhdari Rachida, La détection des micros calcifications dans l'image mammographie, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, 2011.

[4] https://fr.wikipedia.org/wiki/Image_numérique ,Image numérique

[5] Guerroudji Mohamed Amine, Segmentation des clichés mammographiques en vue de la détection des foyers de micro-calcifications mammaires :application à la base de données CHU de Tizi-Ouzou, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, 2017.

[6] Houassine Charif, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride, Université M'Hamed Bougara, Boumerdes, 2012.

[7] Fekrache Dalila, Segmentation d'images par colonies de fourmis artificielles hybrides, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, 2011/2012.

[8] Akrour Nawal, Chaibi Lilia, Bioseg : une plateforme évolutive pour le développement d'approches biomimétiques en segmentation d'images, E.S.I, Algérie, 2009.

[9] https://www.commentcamarche.net/contents/1216-traitement-d-images#modification-de-l-histogramme

[10] Yazid Zineb, Yahi Ouafaa, Contours actifs Paramétriques pour la Segmentation d'images, Université Akli Mohand Oulhadj, Bouira, 2016/2017.

[11] Merabet Rabiya, Une approche automate cellulaire pourL'apprentissage d'un agent, Université Mohamed Khider Biskra,2012.

[12] Marref Nadia, Apprentissage Incrémental & Machines à Vecteurs Supports, Université Hadj Lakhdar, Batna, 2013.

[13] Metomo Joseph Bertrand Raphael, Machine Learning : Introduction à l'apprentissage automatique, SUPINFO International University, 10 Octobre 2017.

[14] Moussa Ikram, Anine Safaa, Application de L'apprentissage machine pour la reconnaissance des activités humaines, Université Saad Dahlab, Blida, 2019.

[15] M.A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osman, J. Platt, and B. Scholkopf, Support vector machines, IEEE Intelligent Systems and their Applications, vol. 13, no. 4, pp. 18 – 28, 1998.

[16] K. Hechenbichler and K. Schliep, Weighted k-nearest-neighbor techniques and ordinal classification, 2004.

[17] Moualek Djaloul Youcef, Deep Learning pour la classification des Images, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, 2016-2017.

[18] Belarouci Sara, Benmokhtar Sara, Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, 2011-2012.

[19] Boughaba Mohammed, Boukhris Brahim, L`apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu, Université Kasdi Merbah, Ouargla, 2016/2017.

[20] Medjdoubi Abdelkader, L'analyse de du sentiment utilisant le deep learning, UniversitéTahar Moulay, SAIDA, 2019

[21] https://fr.wikipedia.org/wiki/Réseau_de_neurones_récurrents ,Réseau de neurones récurrents.

[22] O. N. Pandey, Sandeep Panwar Jogi, Sarika Yadav, Veer Arjun, Vivek Kumar N Review on Brain Tumor Detection Using Digital Image Processing. International Journal of Scientific & Engineering Research, Volume 5, Issue 5, May-2014.