

EPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la recherche scientifique
UNIVERSITE AMAR THELIDJI
LAGHOUAT



FACULTE DES SCIENCES ET D'INGENERIE
DEPARTEMENT DE GENIE INFORMATIQUE

PROJET DE FIN D'ETUDES
Pour l'obtention Du Diplôme

D'INGENIEUR D'ETAT EN INFORMATIQUE

Option : système d'information

Thème

***Etude et réalisation
d'un outil de
traitement d'images
biomédicales***

Présenté par :

- Guenane Fattoum
- Ben Fardjallah Mohamed Ali

Encadré par :

- ✓ Mr TAHARI Abd Elkarim

N° d'ordre : /2006 – PFE/DGI

REMERCIEMENTS

Remerciements

Nous tenons à remercier Dieu en premier lieu qui nous a donné la force et la volonté d'achever ce projet.

Nous exprimons nos sincères remerciements à notre promoteur Mr TAHARI Abd Elkarim, pour nous avoir proposé ce sujet, et avoir voulu nous aider.

Nous remercions également Mr BIRANNE pour son aide.

Nous remercions les membres du jury, pour l'honneur qu'ils nous font de participer à ce jury.

Nous exprimons un remerciement particulier à Mr W_YAGOUBI pour la documentation qu'il a mise à notre disposition.

Enfin, nos remerciements vont à toute personne qui nous a aidé de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Sans oublier OUM ELKHEIR

DEDICAS

***TABLE DES
FIGURES***

Table des figures

Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images	
Figure (I.1) : La chaîne de traitement d'images	3
Figure (I.2) : image scanner de bassin	6
Figure (I.3) : IRM de la tête	7
Figure (I.4) : Échographie d'un fœtus de 9 semaines	7
Chapitre II : Méthodes de traitement d'images	
Figure (II.1) : le principe d'égalisation de l'histogramme	15
Chapitre III Méthodes de segmentation	
Figure (III.2) : division d'une région inhomogène R_i en 4 quadrants	19
Figure (III.1) cas du seuillage d'un histogramme bimodal	20
Figure (III.2) cas du seuillage d'un histogramme multimodal	20
Figure (III.3) un neurone	22
Figure (III.4) schéma d'une synapse	22
Figure (III.5) schéma d'un neurone proposé par Mc culloch	23
Figure (III.6) réseau à couche	24
Figure (III.7) réseau entièrement connecter	24
Figure (III.8) Apprentissage supervisé	25
Figure (III.9) Apprentissage non supervisé	25
Chapitre IV : Conception et mise en œuvre	
Figure (IV.1) L'interface de démarrage	34
Figure (IV.2) L'interface principale	35
Figure (IV.3) Menu fichier	35
Figure (IV.4) Le menu prétraitement	36
Figure (IV.5) Le menu segmentation	36
Figure (IV.6) Le sous menu des paramètres de segmentation	37
Figure (IV.7) Affichage de résultat	37
Chapitre V : Testes et résultats	40
Figure (V.1) Filtrage minimum	41
Figure (V.2) Filtrage maximum	41
Figure (V.3) Filtrage médian	42
Figure (V.4) Filtrage moyen	42
Figure (V.5) Contour sobel	43
Figure (V.6) Contour robert	43
Figure (V.7) Contour prewit	44
Figure (V.8) Binarisation	45
Figure (V.9) Segmentation par réseau de neurone	45
Figure (V.10) Segmentation par seuillage global 46	46
Figure (V.11) Segmentation par seuillage adaptatif	46
Figure (V.12) Segmentation par seuillage automatique	47

RESUME

Résumé

Ce projet de fin d'études est consacré à la détection des contours dans une image, avec comme objectif d'application la segmentation de l'image biomédicale.

Dans ce but nous utilisons la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones pour réaliser la segmentation d'images et la comparer avec la segmentation par seuillage.

Pour réaliser cette segmentation, on utilise un réseau multicouches simple et l'algorithme de retropropagation du gradient. La base d'apprentissage est créée à partir d'une seule image sur laquelle les exemples ont été extraits de différentes manières.

La segmentation d'une image se fait en déplaçant le réseau sur l'image pixel par pixel en faisant l'extraction du pixel courant et de son voisinage. Tous ça après le passage d'une étape de prétraitement qui permet d'améliorer l'aspect visuel de l'image.

Mots clés : segmentation, image biomédicale, algorithme de retropropagation du gradient, réseaux de neurones, apprentissage, prétraitement.

SOMMAIRE

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'image	3
I.1 Généralités	4
I.1.1 Images	4
I.1.2 Histogramme	4
I.1.3 Niveau de gris	4
I.1.4 Luminance	4
I.1.5 Contraste	4
I.1.6 Contour	5
I.1.7 Régions	5
I.1.8 Visualisation	5
I.1.9 Dimension	5
I.1.10 La résolution	5
I.1.11 Le bruit	5
I.2 Acquisition des images	6
a. Scanner	6
b. IRM	6
c. Echographie	7
I.2 Prétraitement	8
I.3 Segmentation	8
Conclusion	8
Chapitre II : Méthodes de traitement d'images	9
II Les méthodes de prétraitement	10
II.1 le filtrage	10
II.1.1 le filtrage linéaire	10
a. passe-bas	10
b. passe-haut	11
c. passe bande	11
d. filtre moyen	12
II.1.2 le filtrage non linéaire	12
a. filtre médian	12
b. filtre maximum	13
c. filtre minimum	13
e. filtre morphologique	13
II.2 Modification de l'histogramme	14
II.2.1 Transformation de l'histogramme	14
II.2.2 l'égalisation de l'histogramme	14
II.3 Réduction de bruits	16

II.4 Rehaussement de contraste	16
conclusion	16
Chapitre III : Méthodes de segmentation	17
III.1 Définition formelle de segmentation	18
III.2 Les approches de segmentation	18
III.2.1 Segmentation par détection de contours	18
III.2.2 Segmentation par division	18
III.2.3 Segmentation par fusion	19
III.2.4. Segmentation par division et fusion	19
III.2.5 Segmentation par seuillage	19
III.2.5.1 Seuillage fondé sur l'analyse d'histogramme	20
III.2.5.2 Le seuillage adaptatif	21
III.6 Segmentation par réseaux de neurones	21
III.6.1 fondement biologique	21
III.6.2 modélisation d'un neurone	23
III.6.3 l'architecture des réseaux de neurones	23
a- les réseaux à couches	23
b-les réseaux entièrement connecter	24
III.6.4 les modes d'apprentissage	24
III.6.4.1 définition	24
III.6.4.2 apprentissage supervisé	25
III.6.4.3 apprentissage semi supervisé	25
III.6.4.4 apprentissage non supervisé	25
III.6.5 les règles d'apprentissage	26
III.6I.5.1 la règle Hebb	26
III.6.5.2 la règle de perceptron	26
III.6.5.3 la règle de Windrow-hoff (règle delta)	27
III.6.5.4 La règle delta généralisé (l'algorithme de retropropagation	27
III.6.5.4.1 Algorithme de retropropagation du gradient	28
III.6.5.5 paramètre de l'algorithme	29
a- Valeurs initiales des poids	29
b- Le taux d'apprentissage	29
III.6.5.6 description de l'algorithme de retropropagation du gradient	30
III.6.5.7 difficultés et limites actuelles du modèle	30
a- Convergence de l'algorithme	30
b- Temps de calcul	30
III.6.5.8 Optimisation de l'algorithme de retropropagation	31
III.6.5.9 Propriété de réseaux de neurones	31
Conclusion	31

Chapitre IV : Conception et mise en oeuvre	32
IV.1 : Introduction	32
IV.2 : Module d'acquisition	32
IV.3 : Module de prétraitement	32
IV.3.1 : Filtrage	32
IV.4 : Module de segmentation	32
IV.4.1 : Apprentissage	32
IV.4.2 : Paramètres de réseaux	32
IV.4.3 Procédure d'apprentissage	33
IV.5 : Description de l'outil	34
Chapitre V : Testes et résultats	38
Conclusion	45
Conclusion Générale	46
ANNEXE	47
Bibliographie	49

INTRODUCTION

Introduction

La vision par ordinateur et le traitement d'image sont apparus dans les années 60. Depuis, plusieurs applications ont déjà été développées dans différents domaines, comme le militaire, l'aérospatiale, le médical, l'industrie ainsi que la robotique.

Le traitement d'images est principalement séparé en deux catégories.

Une première, nommée le traitement d'images bas niveau, qui consiste à préparer une image pour les traitements de niveau supérieur. Elle consiste principalement à améliorer la qualité visuelle d'une image (amélioration du contraste, élimination du bruit, ...) qui a pu être perturbée par les capteurs d'acquisitions.

La deuxième étape, nommée traitement d'image haut niveau, permet, avec les données issues de l'étape précédente, d'avoir une analyse « intelligente » de l'image.

C'est lors de cette étape que l'on effectue la reconnaissance de formes (objets, caractères, ...) ou de scènes.

Les images biomédicales jouent également un rôle croissant, souvent central, dans beaucoup d'aspects de la recherche biomédicale, en particulier dans le domaine des biotechnologies pour la santé, mais aussi dans la recherche pharmaceutique par exemple.

Ces images biomédicales fournissent des informations anatomiques, fonctionnelles et même physiques sur les tissus et organes avec des résolutions spatiales et temporelles en continue augmentation. Une analyse quantitative de ces données fournira une source sans égal d'information pour le développement et la mise à l'épreuve de nouveaux médicaments et/ou des nouvelles approches thérapeutiques (thérapies géniques par exemple).

Enfin, une meilleure exploitation des images biomédicales requiert absolument le développement de nouvelles méthodes d'analyse de ces images. Ces méthodes devront notamment exploiter les informations anatomiques, fonctionnelles et même des modèles physiologiques ou biomécaniques de tissus ou d'organes dont la forme évolue au court du temps (par exemple sous l'effet d'une pathologie), informations qui demain seront de plus en plus rassemblées dans des banques d'images, en particulier pour quelques organes choisis comme le cerveau.

Notre objectif consiste à étudier et réaliser un outil de traitement des images biomédicales qui fait le prétraitement (élimination de bruit) ensuite faire la segmentation d'images par les réseaux de neurones avec un apprentissage supervisé.

Nous avons organisé ce travail en plusieurs chapitres que nous décrivons brièvement:

- Le premier chapitre consiste une introduction à l'imagerie biomédicale et les différents types d'acquisition des images médicales.
- Le deuxième chapitre introduit des notions sur le prétraitement des images, les types de filtrages linaires, non linaires, l'égalisation de l'histogramme, ainsi que des notions de l'extraction des primitives : les caractéristiques et les méthodes de détection de contour.
- Dans le chapitre trois, nous présentons la définition de la segmentation, quelques méthodes de segmentation ; et les réseaux de neurones formels, leur fondement biologique, les différentes règles d'apprentissage et les types des réseaux de neurones.
- Le quatrième chapitre est consacré à la conception et à l'implémentation de l'outil, on définit les différents algorithmes utilisés.
- Le chapitre cinq est consacré aux différents tests et résultats obtenus.

CHAPITRE I
Généralités sur le
traitement d'images

Généralités sur le traitement d'images

Le traitement numérique des images se résume en un ensemble de techniques permettant la transformation des images numériques. La figure I.1 résume les différentes composantes d'une chaîne de traitement d'image.

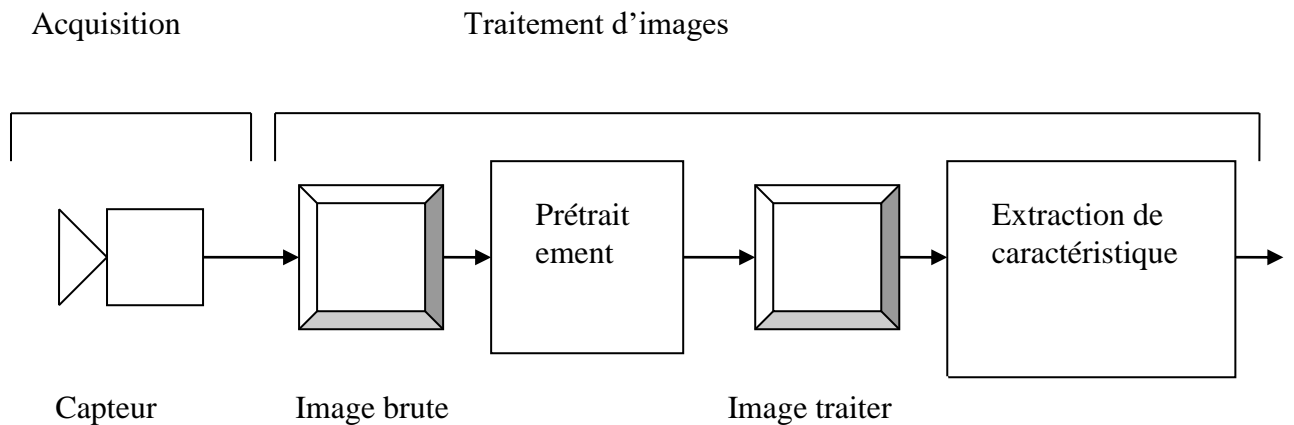


Figure I.1 : La chaîne de traitement d'images

I.1 Définitions générales

I.1.1 Image

L'image est toute traduction d'une scène ou d'un objet effectuée par un objectif quelconque et ce à base d'un dispositif photographique.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

* **DICOM** (Digital Imaging and Communications in Medicine) est le nom d'une norme utilisée pour enregistrer les images médicales sur support numérique. C'est la "National Electrical Manufacturers Association" (NEMA) associée à l'American College of Radiology (ACR) qui l'ont créée en 1985 pour faciliter les communications et transferts d'images entre les machines de différents constructeurs qui, auparavant, proposaient des formats d'image "propriétaires", difficilement lisibles sur d'autres machines que les leurs, ceci entraînant d'importants problèmes de maintenance (incompatibilités, coût, perte d'information) dans les établissements de santé.

I.1.2 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris dans l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris [HAR95].

I.1.3 Niveau de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Le 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 niveau de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondante à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise entre 0 et 255.

I.1.4 Luminance

c'est le degré de luminosité des points de l'image .elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface .souvent le mot luminance est substitué au mot brillance ,qui correspond à l'éclat d'un objet.

I.1.5 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires .si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste c 'est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1-L2}{L1+L2}$$

I.1.6 Contour

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux –ci .L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

I.1.7 Régions

Partie de l'image où les pixels possèdent une forte connexité entre eux et ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des autres régions.

I.1.8 Visualisation

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de restitution permet de transformer le signale numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : monteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier.

I.1.9 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont 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

I.1.10 La résolution

La résolution d'une image est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser (classiquement en dpi (dots par inches) ou ppp (points par pouce)). Ce paramètre est défini lors de la numérisation et dépend principalement des caractéristiques du matériel utilisé lors de processus de numérisation

I.1.11 Le bruit

Le bruit (parasite) dans une image numérique est considéré comme un phénomène de brusque variation d'un pixel isolé par rapport à ses voisins [MOK92].

I.2 Acquisition des images

Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation.

Suivant l'objet ou le document à numériser et domaine d'application dans lequel l'image va être utilisée, il existe divers dispositifs de numérisation d'images. Et pour les images médicales on trouve :

a. scanner [WIK06]

On désigne par le terme **scanner** un appareil électronique permettant de prendre une *image* d'un document ou d'un objet en le balayant par un rayonnement électromagnétique (rayon laser, lumière, rayon X...). Cette *image* est transférée à un ordinateur, pour y être ensuite sauvegardée, traitée ou analysée.

Les scanners médicaux, permettant de prendre une image à l'aide des rayons X de l'intérieur du corps humain (selon le principe de la radiographie).

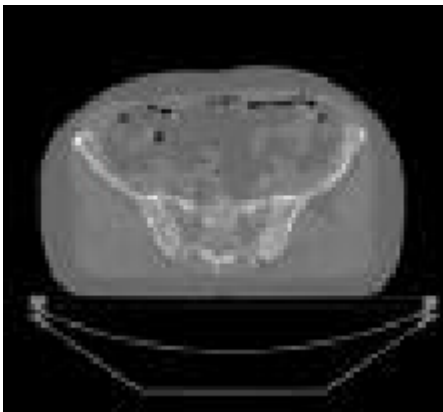


Figure I. 2 : image scanner de bassin

b. IRM (imagerie par résonance magnétique) [WIK 06]

Est une technique d'imagerie médicale permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps.

En IRM, nous utilisons trois modalités :

- Imagerie par résonance magnétique *fonctionnelle* (IRMf). Elle mesure l'activité du cerveau au travers du flux sanguin, corrélé avec l'activité neuronale.

La résolution spatiale est, dans le meilleur des cas, de l'ordre du millimètre. La résolution temporelle est de l'ordre du dixième de seconde.

- Imagerie par résonance magnétique *de diffusion* (IRMd). Elle fournit une mesure de la diffusion des molécules d'eau dans les tissus qui donne une vision des structures des fibres nerveuses reliant les différentes structures du cerveau. Cette information est probablement liée à la conductivité des tissus.
- Imagerie par résonance magnétique *anatomique* (IRMa). Elle fournit implicitement une description géométrique des structures, par exemple du cortex, qui peuvent être extraites par la segmentation.



Figure I .3 : IRM de la tête

c. échographie [WIK 06]

Est une technique d'imagerie employant des ultrasons.

Le mot échographie provient de deux racines grecques, *écho* (un écho) et *graphie* (un dessin). Il se définit donc comme étant « un dessin par l'écho ».

L'appareil permettant l'échographie est un *échographe*.



Figure I .4: Échographie d'un fœtus de 9 semaines

I.3 Prétraitement

L'image brute est une structure simple dans son organisation mais complexe dans son contenu .ceci est du à plusieurs facteurs, d'une part la grande quantité d'information qui y réside, d'autre part le nombre important de processus de l'utilisateur qui tentent à introduire des distorsions indésirables, donc à la dégrade.

On peut citer comme élément de perturbation : l'éclairage qui peut être trop faible et rend l'image trop sombre, le bruit électronique inhérent au capteur qui engendre une imprécision dans la restitution des niveaux de gris et la qualité optique de l'objectif qui peut engendre des aberrations ainsi que la mise au point .l'amélioration d'images consiste en un ensemble de méthodes destinées à améliorer l'aspect visuel d'une image. Il existe différentes approches visant à améliorer une image :

- La modification de l'histogramme.
- La réduction de bruit (filtrage).

I.4 Segmentation

La segmentation d'images est une étape importante dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur qui peut être définie ainsi [JCSP 95] : "La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés *régions* tel qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image.

Conclusion

On peut voir le traitement d'image comme un type des traitements numériques des signaux et comme un préalable à la reconnaissance des formes, à l'analyse de scènes et à l'intelligence artificielle. Ces relations riches avec des domaines variés font que la diversité des traitements que l'on peut effectuer par voie numérique sur des images est très grande. Pour illustrer cette diversité, on peut citer quelque exemple:

1. On peut chercher à améliorer sa qualité, il s'agit donc de techniques d'améliorations "rehaussement " qui font appel à des procédé variés (modification de l'histogramme, filtrage linéaire et non linéaire).
2. Améliorer une la qualité d'une image peut aussi signifier qu'on cherche à retrouver une image idéal de l'objet qui à été dégradée par divers processus : on veut corriger les distorsions géométrique d'un capteur,...etc.il s'agit donc de techniques de restauration.
3. on peut chercher à détecter la présence de certaines formes, certains contours ou certaines textures de modèle connu, sans vouloir préserver les autres informations contenues dans l'image. Il s'agit là de problème de détection.

Donc dans le chapitre suivant on doit détailler les méthodes de prétraitement et les quelques méthodes de segmentation

CHAPITRE II

Méthodes de traitement d'images

Méthodes de traitement D'images

II.1 Les méthodes de prétraitement

II.1.1 Le filtrage [TOU, 87]

Les opérations de filtrage, qui ont pour objet d'atténuer l'effet du bruit et faire disparaître les défauts et les perturbations contenus dans une image, sont indispensables pour une bonne extraction de l'information utile. On distingue deux types de filtrage : le filtrage linéaire ou la transformation d'un pixel est le fruit d'une combinaison linéaire des pixels voisins, et le filtrage non linéaire où les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire.

II.1.1.1 Le filtrage linéaire

Ce type de filtrage permet de diminuer sensiblement les effets du bruit. Une méthode simple consiste à considérer chaque pixel de l'image et d'en faire la moyenne avec les huit pixels qui lui sont voisins.

Il peut être mis en œuvre en utilisant un masque de la forme suivante :

$$H_1 = 1/9 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Ensuite, on déplace ce masque sur toute l'image.

Si on note :

$V_f(x, y)$ la valeur finale du pixel centrale (x, y) .

$V_i(x, y)$ la valeur initiale de celui-ci.

Nous aurons alors pour chaque pixel (x, y) :

$$V_f(x, y) = 1/9 \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 H_i(i+1, j+1) V_i(x+i, y+j)$$

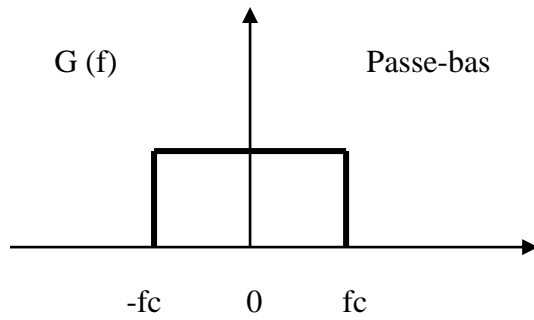
D'une manière générale, pour un filtre de taille $n \times n$ (n pair) et dont la somme des coefficients est k :

$$V_f(x, y) = 1/k \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} H(i+n/2, j+n/2) V_i(x+i, y+j).$$

Les filtres linéaires les plus connus sont le filtre passe-bas, filtre passe-haut, passe bande

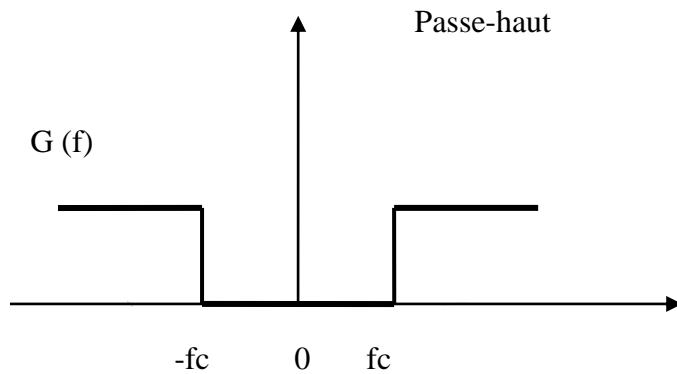
a) filtre passe-bas

Élimine le bruit contenu dans les hautes fréquences spatiales sans que l'information contenue dans les basses fréquences soit amputée.



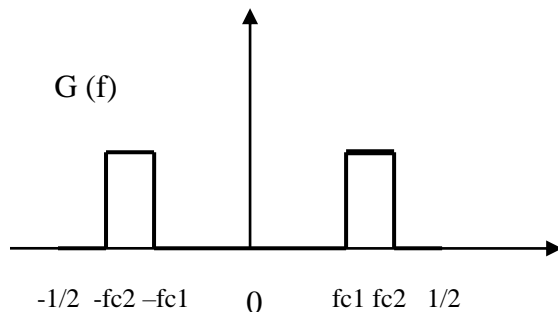
b) filtre passe-haut

Permet d'atténuer les basses fréquences et laisse passer les hautes fréquences .le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut.



c) filtre passe bande

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas .elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image d'origine et l'image et obtenue par filtrage passe-bas



d) Filtre moyen

Le pixel de l'image filtrée est une combinaison de ses proches voisins. Leur moyenne en l'occurrence, est la convolution de l'image avec le masque suivant :

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Son intérêt est qu'il ne change pas trop les contours mais en revanche il intègre un flou dans l'image.

Si on veut avoir une plus grande netteté, on choisit un filtre qui attribue au point central le poids le plus élevé comme représenté par les masques suivants :

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

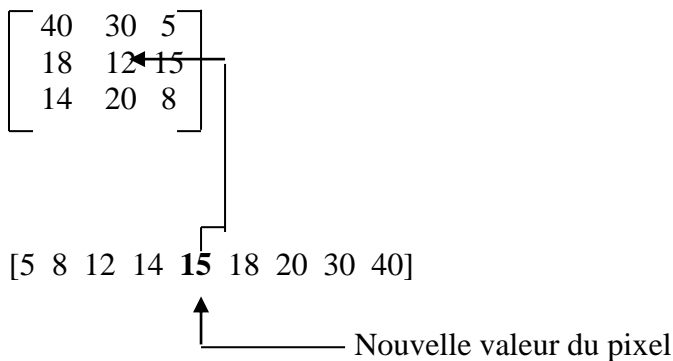
II.1.1.2 Le filtrage non linéaire

Les filtres les plus connus sont le filtre médian, le filtre maximum et le filtre minimum.

a) Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image. L'avantage de ce type réside dans le fait qu'il conserve les contours, alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir.

Pour une image ,ce filtre permet de prendre toutes les valeurs de niveaux de gris des pixels formant la valeur du pixel considéré et son voisinage,puis trie pour mettre la cinquième valeur de la liste obtenue(médiane) à la place du pixel concerné.



b) filtre maximum

Il en est de même que le filtre médian toutefois la valeur maximale prend la place du pixel concerné.

[5 8 12 14 15 18 20 30 40]

↑
Nouvelle valeur du pixel

c) filtre minimum

Pour ce cas la valeur minimal prend la place du pixel concerné.

[5 8 12 14 15 18 20 30 40]

↑
Nouvelle valeur du pixel

d) Filtre morphologique

Ce type de filtrage est utilisé pour éliminer des pixels isolés dans une image binaire (deux niveaux de gris : noir (0) et blanc (1)), qui sont considérés comme du bruit, il met en correspondance chaque pixel et ses voisins par une fonction logique (ET, OU), mais dans le cas d'une image à plusieurs niveaux de gris, le pixel, concerné est traité avec ses voisins par une fonction mathématique (maximum, minimum) respectivement. Parmi les opérateurs morphologiques nous citons :

1-La dilatation

Effectue le OU logique pour des images binaires, ou la recherche de la plus grande valeur d'intensité pour des images à plusieurs niveaux de gris des huit voisins (ou plus) du pixels considère.

2-l'érosion

Effectue le ET logique pour des images binaires, ou la recherche de la plus petite valeur d'intensité pour des images à plusieurs niveaux de gris des huit voisins (ou plus) du pixel considère.

3-ouverture

L'ouverture est constituée par une opération d'érosion suivie d'une dilatation.

4-fermeture

La fermeture consiste à faire subir à l'image une opération de dilatation suivie d'une érosion.

II.1.2 Modification de l'histogramme

Définition d'un Histogramme : l'histogramme des niveaux de gris dans l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris.

II.1.2.1 Transformation d'histogramme

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité. A tout pixel d'intensité A_x on associe une intensité

$$A_x = T(A_x).$$

La transformation T est choisie croissante.

Du fait de leurs caractères ponctuels les méthodes de transformation d'histogramme n'affectent pas la forme des régions, elles en modifient uniquement l'apparence visuelle.

II.1.2.2 Egalisation de l'histogramme

Dans une image naturelle qui a été quantifiée de manière linéaire, une majorité de pixels ont une valeur inférieure à la luminance moyenne. C'est pourquoi les détails dans les régions sombres sont difficilement perceptibles. [TOU, 87].

Pour résoudre ce problème on utilise alors une méthode appelée égalisation de l'histogramme.

Le principe d'égalisation procède de la manière suivante :

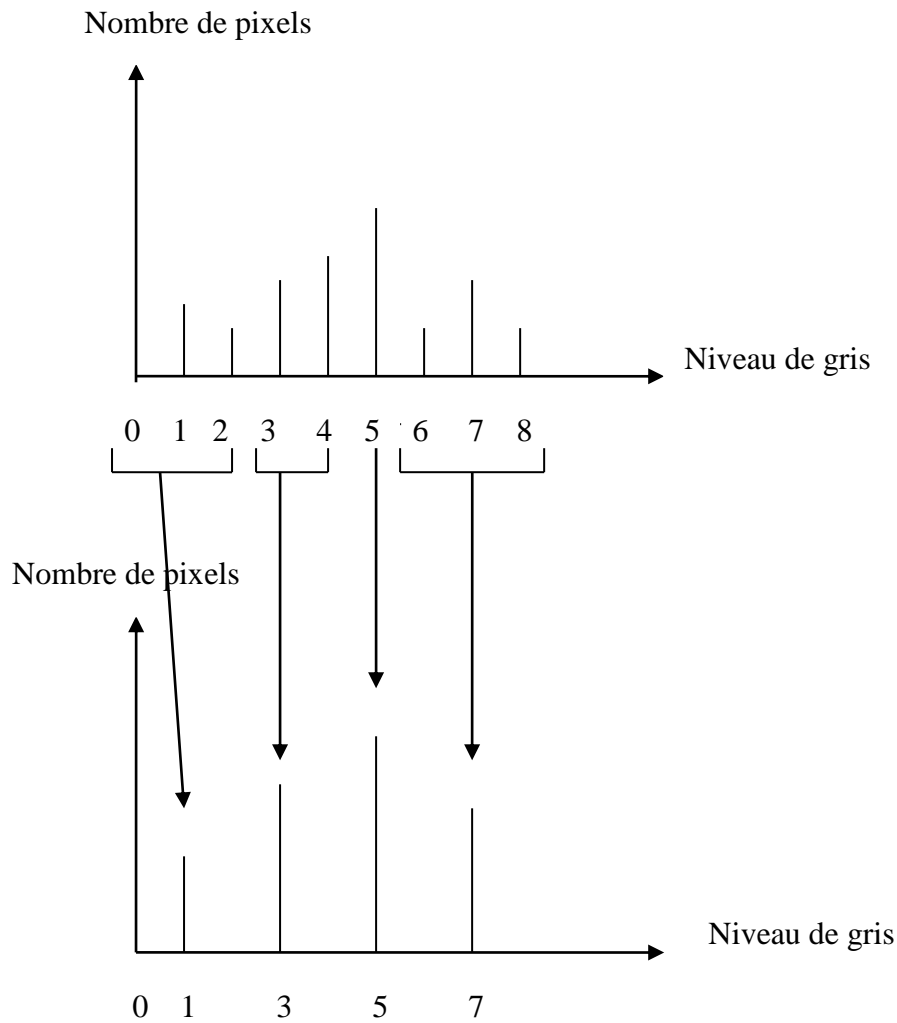


Figure II.1 principe de l'égalisation d'histogramme

On part du niveau zéro et on calcule la valeur cumulée des niveaux suivants dans l'histogramme original jusqu'au moment où la somme est le plus près possible d'une certaine valeur, en général cette valeur est égale à $N \times M / N_f$

Où $N \times M$: résolution de l'image.

N_f : nombre de niveaux de gris de l'image résultat.

II.1.3 Réduction de bruit

La réduction de bruit affecte l'acuité d'une image. Le paramètre permet de régler la netteté des contours.

Lorsque on a une image brut il faut la filtrer pour éliminer le bruit (minimisation de l'erreur quadratique moyenne) afin d'obtenir une **image** claire et précise.

Réduire le bruit (gaussien) dans une image peut s'envisager comme un problème dans lequel il s'agit de trouver les pixels pollueur et de les corriger en utilisant les pixels voisins sachant que eux-mêmes peuvent être bruite.

En fait, la correction devrait utiliser le plus les pixels voisins dont on pense qu'ils sont plus significatifs et accorder moins d'importance aux autres.

Supprimer le bruit, tout en maintenant la netteté et des détails, est extrêmement compliqué. La technique la plus simple consiste à remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur moyenne des pixels environnants. Cela réduit les variations locales dues au bruit aléatoire, mais cela atténue en même temps les détails et peut aboutir à une perte sensible de netteté de l'image

II.1.4 Rehaussement de contraste

L'objectif du réhaussement de contraste est d'améliorer la visibilité des structures essentielles en augmentant la plage des niveaux de gris.

Parmi les 256 possibles (codage sur 8 bits). - Le rehaussement du contraste de l'image à pour but d'isoler la cible de son environnement.

Le processus de **rehaussement** du **contraste** est stoppé lorsque nous obtenons plus de 90% de points binaires.

Conclusion

Dans ce chapitre on a vu les différents méthodes et applications de traitements d'images qui ont comme rôle l'amélioration de la qualité d'image et d'après les résultats obtenus nous optons pour le filtre médian il donne un bon résultat, c'est le filtre adéquat pour le filtrage et ceci parce qu'il préserve les contours.

CHAPITRE III

Méthodes de Segmentation

Méthodes de segmentation

La segmentation est une opération qui consiste à trouver des zones homogènes dans une image. Elle est utile pour des besoins de différenciation ou de reconnaissance.

La difficulté dans la segmentation est que l'on cherche à séparer des régions homogènes pour un humain. Cette séparation humainement évidente n'est pas aussi nette du point de vue de l'image et n'est donc pas facile à réaliser par un traitement informatique.

III.1 Définition formelle de segmentation

Segmenter une image, c'est effectuer une partition de cette image en région, telles que chacune d'entre elle possède au moins une caractéristique n'existant pas dans les régions voisines. Le but de la segmentation est de fournir une description de l'image sous la forme d'une liste de régions caractérisées par des propriétés qui les différencient.

On distingue généralement deux approches pour segmenter une image [CAS85]

- **La classification des pixels :** on définit un ensemble de classes de pixels et on cherche à affecter chaque pixel de l'image à une de ces classes. Par exemple, classifier des points d'une image non texturée en « fond » et « objet ».
- **La proche par régions :** elle s'appuie sur une coopération de tous les points appartenant à une même région, ce qui nous donne des zones homogènes de l'image.

III.2 Les approches de segmentation

III.2.1 Segmentation par détection de contours

Dans le cas de la segmentation par détection de contours, l'image est perçue comme un paysage où la topographie du relief est étudiée afin de mettre en évidence la limite, le voisinage et la discontinuité.

Lorsqu'une brusque variation de luminance (ou de niveau de gris) est détectée, celle-ci fait l'objet d'un pourtour (droite, arc de cercle, courbe gauche) caractérisant une forme ou un objet.

L'extraction de contours, d'un point de vue algorithmique, est une fonction économique qui permet d'alléger considérablement les processus de reconnaissance d'objet et de localisation tridimensionnelle.

La difficulté réside à définir le type de détecteur. Il n'existe pas de détecteur de contours universel, car chaque image est différenciée par sa nature (luminosité, environnement extérieur ou intérieur...). Ainsi l'image se verra attribuer un détecteur spécifique correspondant au mieux aux exigences et aux besoins des traitements de haut niveau (reconnaissance, localisation...).

III.2.2 Segmentation par division

Dans la première phase une mesure d'homogénéité $E(R_i)$, $i=1, \dots, L$ est calculée sur l'unique région $i=1$ qui forme l'image originale, la mesure d'homogénéité $E(R_i)$ représente l'erreur causée par cette approximation ou représente simplement le degré de fluctuation du niveau de gris, le but de prédicat d'uniformité $P(A, R_i)$ est décidé si la région est homogène ou non

$$P(A, R_i) = \begin{cases} \text{VRAI} & \text{si } E(R_i) < T_i \\ \text{FAUX} & \text{sinon} \end{cases}$$

Dans le cas homogène, la région R_i est lésée telle quelle, alors que dans le cas inhomogène. La seule façon de réduire $E(R_i)$ est de transformer R_i en sous région plus homogènes. Cette

opération peut s'effectuer, par exemple, en divisant la région R_i en quadrants d'égaux surfaces R_{ik} , $k=1, \dots, 4$

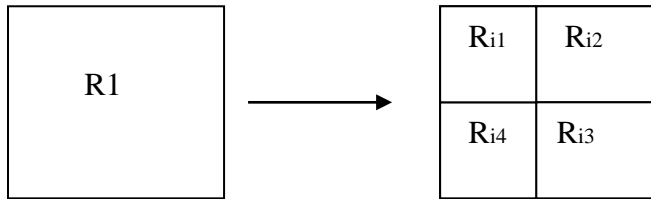


Figure III.2: division d'une région inhomogène R_i en 4 quadrants R_{ik} $k=1 \dots 4$

III.2.3 Segmentation par fusion

L'idée des méthodes par fusion consiste à explorer l'image à partir de petites régions et à faire croître celle-ci. Ces méthodes suivent donc le principe inversé de la séparation. La règle de fusion de deux régions est celle-ci :

- 1- les deux régions répondent de manière similaire au critère (par exemple les deux régions ont des niveaux de gris similaires).
- 2- elles sont adjacentes.

III.2.4 Segmentation par division et fusion

Cette méthode combine à la fois les techniques de partage et de fusion. Le principe consiste à partitionner arbitrairement l'image initiale, puis à chaque étape, de diviser les régions si celle-ci n'est pas homogène ou les fusionner si deux régions voisines sont similaires.

III.2.5 segmentation par seuillage

III.2.5.1 Seuillage d'une image

Le seuillage est l'une des approches les plus anciennes et importantes de la segmentation d'images. C'est une méthode de détection d'objets à partir d'un histogramme des niveaux de gris $f(x, y)$ et est appliquée pour des images simples. Soit une image composée d'objets gris clairs sur un fond sombre. Cette image a un histogramme $F=p(f(x,y))$ formé de deux groupes de niveaux de gris dominants. Une méthode évidente d'extraction des objets à partir du fond est de sélectionner une

valeur seuil séparant les deux groupes dominants en deux bandes B_1 et B_2 . Alors l'image seuillée est appelée $g(x,y)$ et satisfait le critère suivant

$$\begin{aligned}
 g(x,y) &= 1 && \text{si } f(x,y) \geq s \text{ (point d'objet).} \\
 g(x,y) &= 0 && \text{si } f(x,y) < s \text{ (point d'objet).}
 \end{aligned}$$

III.2.5.2 Le seuillage fondé sur l'analyse de l'histogramme

L'algorithme de seuillage va déterminer un seuil ou plusieurs seuils, ce là va dépendre en fait de la nature de l'image et de son histogramme associé. En fait si celui-ci correspond à une image bimodale l'algorithme trouvera un seul seuil. Si celui-ci correspond à une image multimodale l'algorithme trouvera plusieurs seuils.

Cas d'un histogramme bimodal:

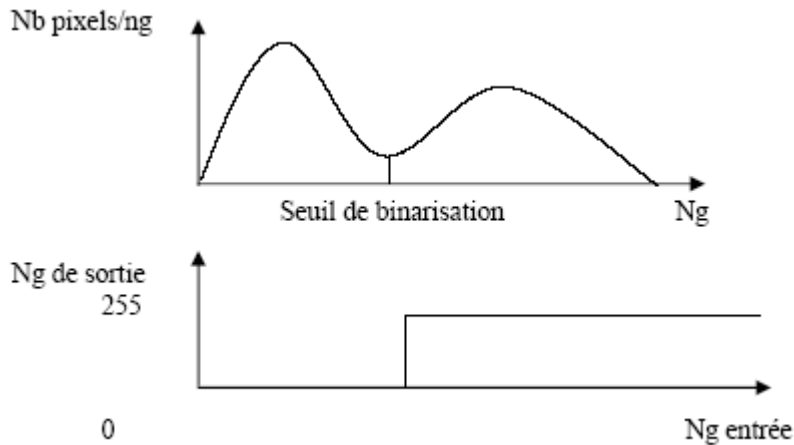


Figure III.1 cas du seuillage d'un histogramme bimodal

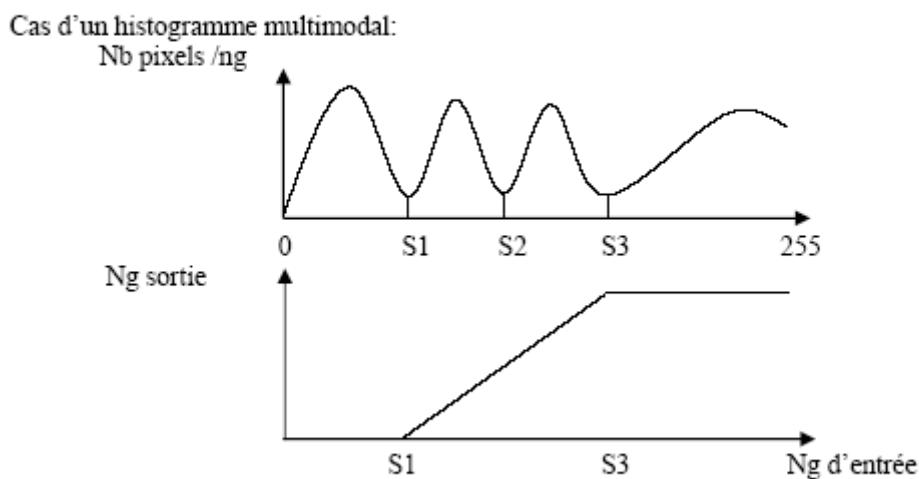


Figure III.2 Cas du seuillage d'un histogramme multimodal

L'histogramme d'une image est une fonction donnant, par exemple, le nombre de pixels à un niveau de gris particulier en fonction du niveau de gris.

III.2.5.3 Le seuillage adaptatif

Le seuillage adaptatif est un type de seuillage paramétrique, c'est-à-dire qu'il tient compte des variations d'éclaircissements présents dans l'image. En fait ce type d'opération fait intervenir les plus proches voisins d'un pixel.

On doit décrire en fait une équation de type $N_g = f(x, y)$ pour obtenir en fait le niveau de gris d'un pixel par rapport à ses coordonnées dans l'image.

En traitement d'image on va donc utiliser un élément structurant sous forme de matrice

III.2.6 Segmentation par réseaux de neurones

Une manière très simple de concevoir un réseau de neurones est de considérer qu'il s'agit d'un système de traitement de l'information composé d'un grand nombre de processeurs interconnectés (cellules). Chaque cellule calcule sa sortie sur la base des informations reçues des autres cellules qui lui sont connectées et des poids de ces connexions.

L'architecture du réseau est entièrement spécifiée par :

- Le nombre de cellules (entrée, cachée ou sortie).
- La nature des cellules (la fonction d'activation est généralement la même pour toutes les cellules).

Les parties de ce chapitre qui suivront seront consacrées, dans un premier temps à quelques notions neurophysiologique, après cela nous présenterons le modèle mathématique et comment les réseaux de neurones font leur traitement ? Pour cela nous avons besoin de données de notions d'apprentissage et de reconnaissance.

III.2.6.1 Fondement biologique

Le cerveau humain est composé de plusieurs milliards de cellules nerveuses appelées **neurones**.

Chaque neurone est constitué de trois parties qui, vis-à-vis des transferts d'information, ont un rôle fonctionnel bien défini. Ce sont les dendrites, le corps cellulaire et l'axone (fig-1).

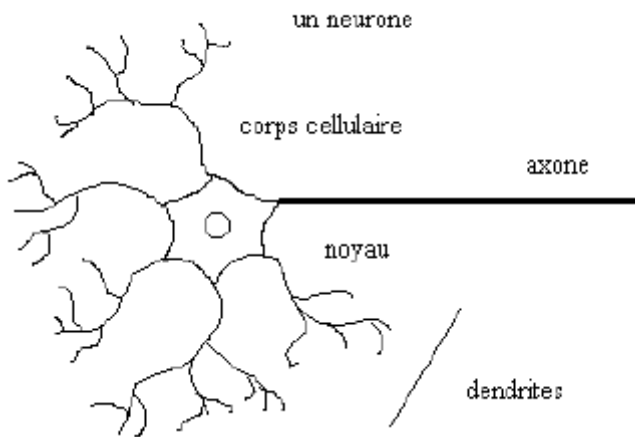


Figure III .3 : Un neurone

- Le corps cellulaire : il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie du neurone.
- Les dendrites : ce sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent.
- L'axone : sert comme moyen de transport pour les signaux émis par le neurone.

Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. La connexion entre deux neurones se fait dans des endroits appelés synapses (fig-4).

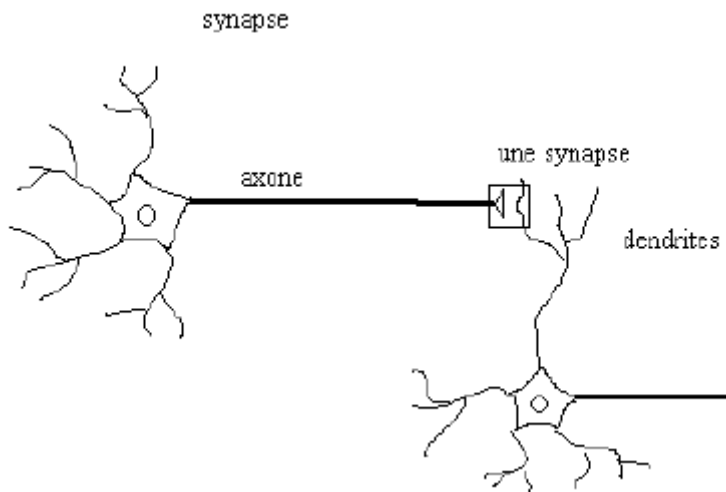


Figure III 4 : schéma d'une synapse

III.2.6.2 Modélisation d'un neurone

La première modélisation du neurone date des années 40 elle a été présentée par McCulloch et Pitts. Ils ont modélisé un neurone à l'aide d'un automate à seuil. Ce neurone effectue une somme pondérée de ses entrées, si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé sinon il ne l'est pas (figure III.5).

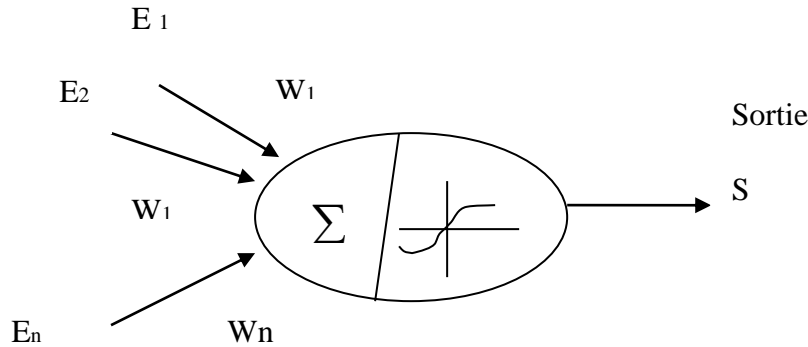


Figure III.5 : schéma du neurone proposé par McCulloch

III.2.6.3 L'architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurones peut être décrit par un graphe où les nœuds représentent les neurones et les connexions entre les nœuds correspondent aux synapses.

Il existe deux modèles classiques des réseaux :

- a) les réseaux à couches.
- b) les réseaux entièrement connectés.

a) les réseaux à couches [Dav93]

Ce sont des réseaux structurés en couches tels que les neurones qui appartiennent à une même couche ne soient pas reliés entre eux. Chaque couche reçoit des signaux de la couche précédente et transmettant le résultat à la couche suivante.

La première couche s'appelle alors couche d'entrée, la dernière couche correspond à la couche de sortie, les autres sont dites couches cachées (figure III.6).

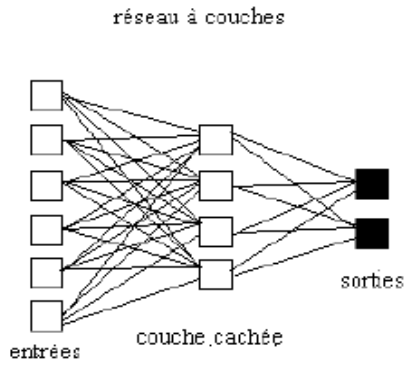


Figure III.6 réseau à couche

b) les réseaux entièrement connectés [Dav93]

Dans ce cas, chaque neurone est relié à tous les autres neurones et possède un retour sur lui-même (figure III.7).

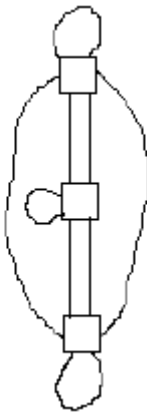


Figure III.7 réseau entièrement connecter

III.2.6.4 Les modes d'apprentissages

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés.

III.2.6.4.1 Définition

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [CLA92].

Il existe trois grandes classes d'apprentissage : supervisé, semi supervisé et non supervisé.

III.2.6.4.2 Apprentissage supervisé

Dans ce cas les exemples d'apprentissages se présentent sous forme de couples de valeurs formés d'une entrée et d'une sortie associées. L'apprentissage ici consiste donc à comparer le résultat désiré avec le résultat de sortie, puis à ajuster les poids des connexions pour minimiser la différence entre les deux.

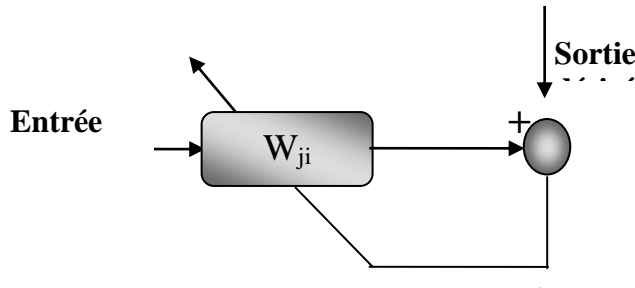


Figure III.8 Apprentissage supervisé

III.2.6.4.3 Apprentissage semi supervisé

Cette forme d'apprentissage ressemble à la précédente, mais la valeur exacte de la sortie désirée n'est pas disponible. En général la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès.

III.2.6.4.4 Apprentissage non supervisé

Il existe des situations où il est difficile ou inapproprié de fournir un signal de sortie correspondant à un motif d'entrée. Pour cette raison, il serait bien si les réseaux de neurones pouvaient formuler leurs propres décisions quant au signal de sortie à fournir. Les réseaux utilisant cette technique sont appelés réseaux à dynamique autonome et sont considérés comme des détecteurs de régularités, car le réseau apprend en détectant les régularités dans la structure des entrées (motif) et produit la sortie la plus satisfaisante.

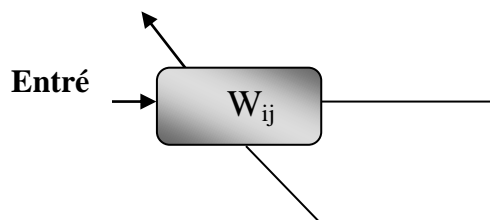


Figure III.9 Apprentissage non supervisé

III.2.6.5 Les règles d'apprentissage

III.2.6.5.1 la règle HEBB : la règle Hebb (apprentissage non supervisé), (1949) s'applique aux connexions entre neurones, Elle s'exprime de la façon suivante [CLA 92].

"Si 2 cellules sont activées en même temps alors la force de la connexion augmente" [CLA 92].

La modification de poids dépend de la coactivation des neurones présynaptique et post synaptique, ainsi que le montre la table 1. x_i et x_j sont respectivement les valeurs d'activation des neurones i et j , ∂w_{ij} (dérivée partielle du poids) correspond à la modification de poids réalisée.

x_i	x_j	∂w_{ij}
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	+

Table 1. la règle Hebb.

La règle Hebb peut être modélisée par les équations suivantes ($w(t+1)$ est le nouveau poids, $w_{ij}(t)$ l'ancien) :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \partial w_{ij}(t)$$

$$\partial w_{ij}(t) = x_i \cdot x_j \text{ (la coactivité est modélisée comme le produit des deux valeurs d'activation)}$$

III.2.6.5.2 la règle du perceptron

L'apprentissage du perceptron est de type supervisé. Cela consiste à présenter une série d'exemples en entrées X et la valeur désirée en sortie. La modification des poids s'effectue grâce à la règle suivante :

$$W_{i,j}^{(t+1)} = W_{i,j}^{(t)} + (\hat{t}_j - o_j)x_i = W_{i,j}^{(t)} + \Delta W_{ij}$$

Où :

- η est une constante positive comprise entre 0 et 1 influençant la vitesse
- o_j représente la sortie d'un neurone
- \hat{t}_j représente la sortie désirée
- W les valeurs des connexions

Evaluation du perceptron :

Différents problèmes se rapportant au perceptron ont été cités dans la littérature [E_Dav92]. L'un des principaux rencontrés est que le perceptron ne peut pas résoudre des problèmes de classification non linéaires comme par exemple la fonction logique XOR (ou exclusif). Plusieurs techniques ont été créées pour essayer de résoudre les problèmes posés par le perceptron, comme le recodage des entrées ou les réseaux à couches cachées.

III.2.6.5.3 la règle de Windrow-hoff (règle delta)

La loi conçue par les deux chercheurs Bernard Windrow et Marcian Hoff s'applique uniquement aux réseaux à une couche cachée.

L'apprentissage se fait à partir d'une paire d'entraînement formée d'un vecteur d'entrée x et un vecteur de sortie S désiré. Plus précisément le vecteur de x correspond aux valeurs des connexions d'entrées du réseau. Quant au vecteur de sortie S , il correspond aux valeurs de sorties du réseau que l'on désire obtenir à partir de x .

Les vecteurs d'entrée du réseau doivent être linéairement indépendant.

L'apprentissage par la règle delta se résume en 4 phases :

1. assigner des poids non nuls aux connexions avant de commencer l'apprentissage ;
2. prendre au hasard une paires d'entraînement possibles. Propager x à travers le réseau et récupérer la valeur de sortie calculée Y_i de chaque neurone ;
3. pour chaque neurone de sortie i , gérer le signal d'erre δ_i en comparant la sortie désirée à celle calculée effectivement ;
4. modifier les poids W_{ij} des connexions en fonction des δ_i .

Répéter les 3 dernières phases jusqu'à ce que le réseau réponde de façon satisfaisante aux différentes valeurs d'entrée.

δ_i appelé aussi delta, correspond à la différences entre Y_i et S_i .l'apprentissage se fait en modifiant chaque poids associé à une connexion qui relie un neurone d'entrée j à un

neurone de sortie i , de façon à réduire la différence entre Y_i et S_i .la modification du poids se fait comme suit :

$$\delta_{ij} = n(Y_p - S_p)X_{pj} = n\delta_i X_{pj}$$

Ou n : est le taux d'apprentissage. Ce taux correspond au temps nécessaire pour apprendre. Plus ce taux augmente, plus ce les risques d'un comportement oscillatoire augmente. [FER92].

P : représente le numéro de l'exemple.

III.2.6.5.4 La règle delta généralisé (l'algorithme de retropropagation) [DAV94]

Cette règle que l'on distingue couramment par "Back propagation" est une généralisation de la règle de Windrow-hoff pour un réseau multicouche.

L'idée simple qui est à base de cet algorithme, l'utilisation d'une fonction dérivable (fonction sigmoïde) en remplaçant la fonction à seuil utilisée dans les neurones linéaires à seuil.

Mathématiquement, cet algorithme utilise simplement les règles de dérivation composées.

Dans ce algorithme, de même que l'on est capable de propager un signal provenant des cellule d'entrée vers la couche de sortie, on peut en suivant le chemin inverse retropropager l'erreur commise en sortie vers les couches internes.

Algorithme de rétro propagation du gradient

Le développement de l'algorithme d'apprentissage par retropropagation proposé par Rumharlt et J.Mc Lelland, a rendu ces réseaux très populaires, tant chez les concepteurs/chercheurs que chez les utilisateurs de RN. C'est l'un des algorithmes d'apprentissage les plus simples et les plus efficaces pour les réseaux de neurones multicouches. Dans la suite, nous noterons :

- x : le vecteur d'entrée.
- d : le vecteur de sortie désirée.
- e_k : c'est l'entrée du neurone k
- S_k : est la sortie du neurone k
- f : est la fonction de transfert (on utilise en générale la fonction sigmoïde définie précédemment).

La procédure d'apprentissage commence par initialiser tous les poids des connexions à des valeurs très petites non nulles. Généralement ces valeurs sont choisies aléatoirement, afin d'éviter un problème dit 'symetry breaking'.

La seconde étape consiste à la présentation d'un ensemble de couples de vecteurs (entrée/sortie). Le système utilise en premier lieu le vecteur d'entrée qu'il propage vers l'avant pour produire sa propre sortie, chaque entrée d'un neurone j est comme suit :

$$e_j = \sum_i W_{ij} S_i \dots\dots\dots(1)$$

Tel que :

$$S_i = f(e_i) \dots\dots\dots(2)$$

Le vecteur de sortie calculé est comparé au vecteur de sortie désirée afin de produire un signal d'erreur.

S'il n'y a pas de différence, l'apprentissage n'a pas lieu. Sinon l'erreur est transmise en sens inverse de la couche de sortie vers la couche d'entrée, via les nœuds des couches intermédiaires (retropropagation de l'erreur).

$$e_r = 1/2 \sum_j (d_j - s_j)^2 \dots\dots\dots(3)$$

Ou e_r : erreur quadratique.

Cette procédure est répétée pour tous les exemples d'apprentissages.

Durant la présentation d'un exemple, les poids des connexions entre les nœuds du réseau sont mis à jours en fonction de leurs contributions à l'erreur totale, suivant la formule suivante :

$$W_{ij}(k) = W_{ij}(k-1) - n \partial e_r / \partial W_{ji} \dots\dots\dots(4)$$

Ou n est le taux d'apprentissage et $\partial e_r / \partial W_{ji}$ est le gradient du poids W_{ji}

$$\partial er / \partial W_{ij} = (\partial er / \partial e_j) (\delta e_i / W_j) \dots\dots\dots(5)$$

A partir de l'équation 1, on a :

$$\partial e_j / \partial W_{ji} = \frac{\partial \sum_k (W_{ji} S_k)}{\partial W_{ji}} = S_j \dots\dots\dots(6)$$

En remplaçant 5 dans 6 on obtient donc :

$$\partial er / \partial W_{ji} = \partial er / (\partial er / \partial e_j) \dots\dots\dots(7)$$

On note :

$$\delta_j = -\partial er / \partial s_j \dots\dots\dots(8)$$

L'équation 7 devient :

$$\partial er / \partial W_{ji} = \delta_j S_j \dots\dots\dots(9)$$

Et donc la règle de correction des poids est :

$$\delta W_{ji} = n \delta_j S_j \dots\dots\dots(10)$$

Les nœuds dans les couches intermédiaires s'organisent au fur et à mesure du passage successif des exemples, jusqu'à ce que le réseau donne, à la fin de l'entraînement, des réponses proches de celles désirées pour chaque vecteur d'entrée.

Ainsi pour une entrée même incomplète ou bruitée, les neurones dans les couches répondront avec une sortie active, alors qu'ils ont tendance à interdire leurs sorties si l'entrée ne contient pas de caractéristiques apprises.

III.2.6.5.5 paramètre de l'algorithme

a) valeurs initiales des poids (Wij)

Les poids doivent être initialisés à des valeurs aléatoires entre -0.5 et 0.5.

b) Le taux d'apprentissage n (le pas)

Le taux d'apprentissage doit être choisi avec soin si l'on veut une vitesse de convergence suffisante, sans toutefois entraîner des risques d'instabilité de l'algorithme.

En effet, plus le taux d'apprentissage est grand plus les poids changent vite, ce qui permet un apprentissage rapide. En revanche, une méthode du gradient nécessite un taux d'apprentissage

aussi petit que possible. Il faut donc trouver une grande valeur, sans provoquer d'oscillation. Généralement, n doit être compris entre 0.05 et 0.25 pour assurer la convergence de l'algorithme. [JEA94].

III.2.6.5.6 description de l'algorithme de retropropagation du gradient

Les étapes principales de cet algorithme sont :

Etape 1 : initialiser les poids W_{ji} à des petites valeurs aléatoires.

Etape2 : injecter un vecteur x et le propager vers l'avant.

Etape3 : calculer l'erreur quadratique e_r :

Si ($e_r < \xi$) alors aller à l'étape 6 sinon aller à l'étape 4.

Où ξ représente le seuil de l'erreur permis.

Etape 4 : déterminer le terme de gradient pour chaque neurone.

Etape5 : ajuster les poids et retourner à l'étape 3

Etape6 : introduire un autre exemple à apprendre et répondre à l'étape 2 .

III.2.6.5.7 difficultés et limites actuelles du modèle

L'algorithme de retropropagation, bien qu'il ait prouvé son efficacité pratique dans de nombreux problèmes, présente un certain nombre de difficultés non encore résolues.

a) convergence de l'algorithme

Le problème de minimisation que la retropropagation tente de résoudre n'est pas simple. En effet, la surface de la fonction de l'erreur présente des caractéristiques peu satisfaisantes pour effectuer une descente de gradient : minima locaux, qui empêche la convergence de l'algorithme, ou les pentes sont très faibles, etc...

Il n'existe pas de preuve théorique de la convergence de l'algorithme, même partielle, C'est-à-dire sous certaines conditions de régularité.

Dans sa version complète, l'algorithme présente un certain nombre de paramètres continus, qu'il est difficile de régler, comme par exemple le pas du gradient. Il est clair que ce dernier paramètre a une importance comme dans toute descente de gradient, s'il est trop faible, la convergence du réseau risque d'être très lente, s'il est trop élevé, on risque d'osciller [DAV94].

b) temps de calcul

L'algorithme de retropropagation est un très gros consommateur de temps de calcul sur des problèmes de grande taille.

En outre, il n'existe pas de résultats liant la complexité du problème au temps d'apprentissage nécessaire. [DAV94].

III.2.6.5.8 Optimisation de l'algorithme de rétro propagation

En pratique l'algorithme de rétropropagation est rarement utilisé tel qu'il est pour améliorer la vitesse d'apprentissage de la rétropropagation, une méthode consiste à ajouter le terme momentané (α), donc la formule de mise à jours des poids s'écrira sous cette forme :

$$\Delta W_{ij}(n) = \alpha \Delta W_{ij}(n-1) + \eta \delta_j(n) S_i(n)$$

III.2.6.5.9 Propriété de réseaux de neurones

- **Le parallélisme** : cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme ensemble d'entités élémentaires qui travaillent simultanément.

L'intérêt d'une telle conception du traitement des données a été mis en évidence par l'échec des méthodes séquentielles pour traiter des problèmes qui nécessitent des quantités énormes de données. Le parallélisme permet une rapidité de calcul supérieure mais exige de penser et de poser différemment les problèmes à résoudre.

- **Capacité d'adaptation** :

Celle-ci se manifeste dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir compte de nouvelles contraintes de nouvelles données du monde extérieur. De plus, elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto organisation qui assure leur stabilité en tant que systèmes dynamique.

- **Capacité de généralisation** : cette capacité se manifeste dans le fait que les réseaux de neurones peuvent à partir d'ensembles d'exemples, apprendre à trouver des règles sous-jacentes, ou à mimer les comportements qui permettent de résoudre le problème.
- **La mémoire distribué** : dans les réseaux de neurones, la mémoire correspond à une carte d'activation des neurones. L'intérêt de cette distribution de la mémoire sur plusieurs entités est la résistance au bruit.

Conclusion

Dans le traitement d'image, les réseaux de neurones sont aussi de plus en plus utilisés. Lors de la réalisation des différentes applications, plusieurs types d'architectures de réseaux et différentes méthodes d'apprentissage ont été utilisés. On les utilise pour la compression, la restauration d'image, la détection de contours, l'extraction de régions, la reconnaissance de textures, la reconnaissance de caractères et la vision stéréoscopique.

CHAPITRE IV

Conception et réalisation

IV.1 Introduction

Le but de notre travail comme son titre l'indique, est de réaliser un outil de traitement d'image biomédicale.

Notre travail se compose des modules suivants :

- Un module d'acquisition permettant de lire l'image.
- Un module de prétraitement pour améliorer la qualité de l'image acquise.
- Un module de segmentation pour l'extraction de l'information utilise les réseaux de neurones.

Dans notre application on utilise le mode d'apprentissage supervisé ou on utilise une image segmentée par une méthode de segmentation classique , on peut la considéré comme un superviseur de l'opération.

IV.2 Module d'acquisition

On a détaillé dans le chapitre I

IV.3 Module de prétraitement

Dans ce module on cherche à améliorer la qualité de l'image acquise par l'organe de d'acquisition.

IV.3.1 Filtrage

Il consiste à améliorer l'aspect visuel de l'image en éliminant le bruit.

Les pixels d'une image ont, lorsqu'ils sont voisins, les mêmes caractéristiques physiques, donc le bruit est un phénomène de brusque variation des propriétés d'un pixel par rapport à ses voisins.

Le choix de filtre à appliquer dépend essentiellement de la nature du bruit à éliminer.

Certains filtres éliminent les taches noires isolées, mais la taille des objets peut être modifiée. Ce changement peut influencer sur le reste des étapes de traitement car des informations utiles peuvent être perdues.

IV.4 Module de segmentation

IV.4.1 Apprentissage :

Le nombre de neurones dans chaque couche suit une progression géométrique.

Don si nous avons un réseau à (03) couches avec (n) entrées et (m) sorties, le nombre de neurones dans la couche cachée peut être estimé par $\sqrt{n \times m}$ neurones.

IV.4.2 Paramètre de réseau

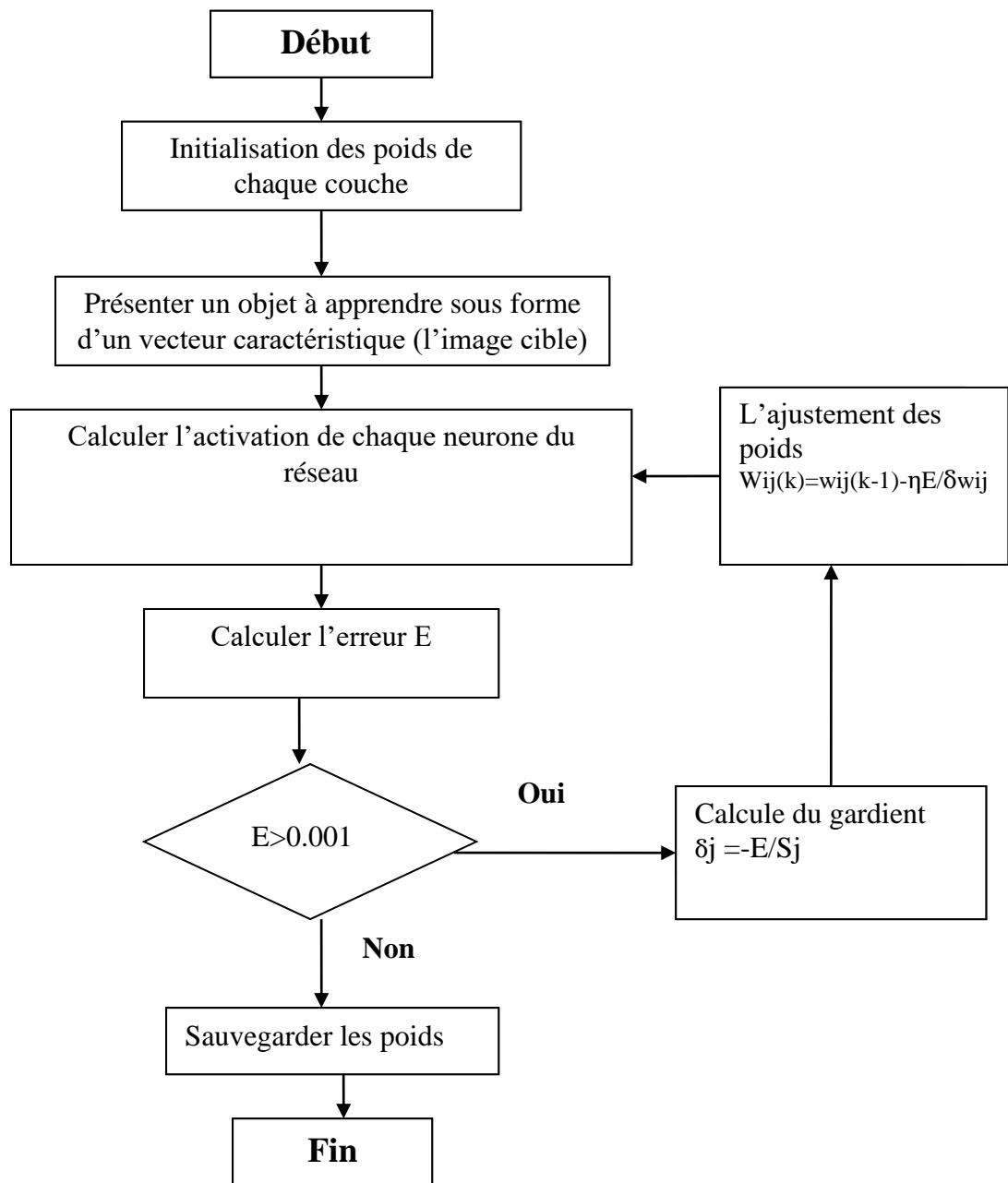
Le utilisé se compose de trois couches

Couche d'entrée : 3

Couche cachée : 9

Couche de sortie : 27

IV.4.3 Procédure d'apprentissage



IV.5 Description de l'outil :

Le logiciel est réalisé par l'environnement de programmation C++ Builder 5 .
Utilisant les moyens offerts WINDOWS XP à savoir :

- Des boites de messages signalant les principaux événement.
- Des boites de dialogues permettant d'utiliser cette application facilement.
- Un bar de buttons qui reprend sous forme visuelle les articles les plus utilisés dans le menu.



Figure IV.1 : L'interface de démarrage

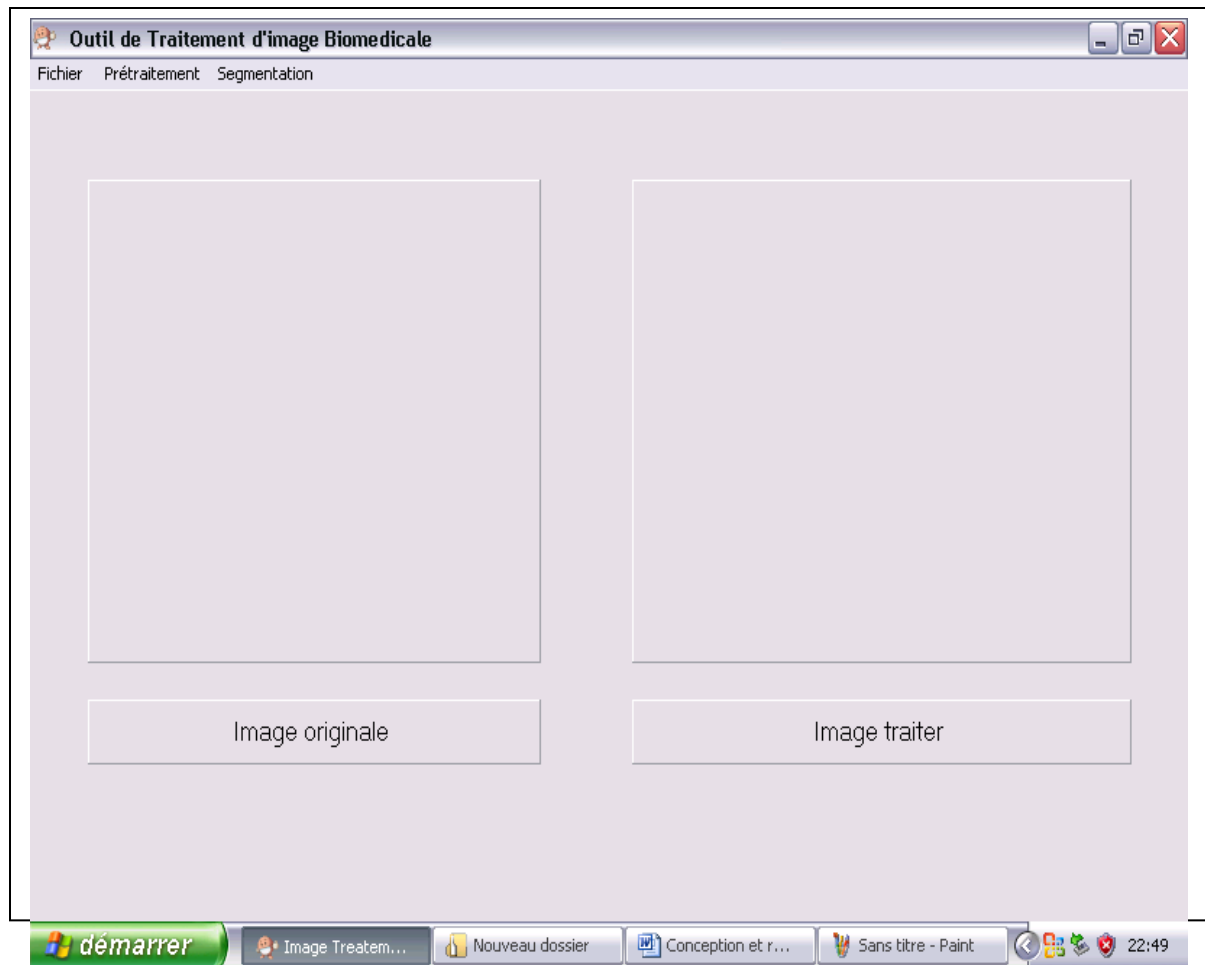


Figure IV.2 : L'interface principale

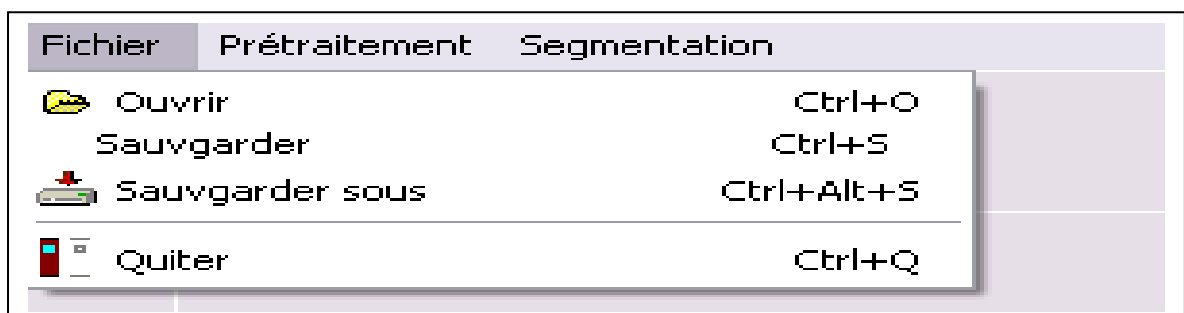


Figure IV.3 : menu fichier

- 1 **Ouvrir** : permet d'ouvrir un fichier image du type BMP..
- 2 **Sauvgarder** : permet d'enregistrer les modifications apportées sur une image.
- 3 **Sauvgarder sous** : enregistrer dans l'emplacement spécifié et avec le nom désiré.
- 4 **Quitter** : pour fermer et quitter l'application.

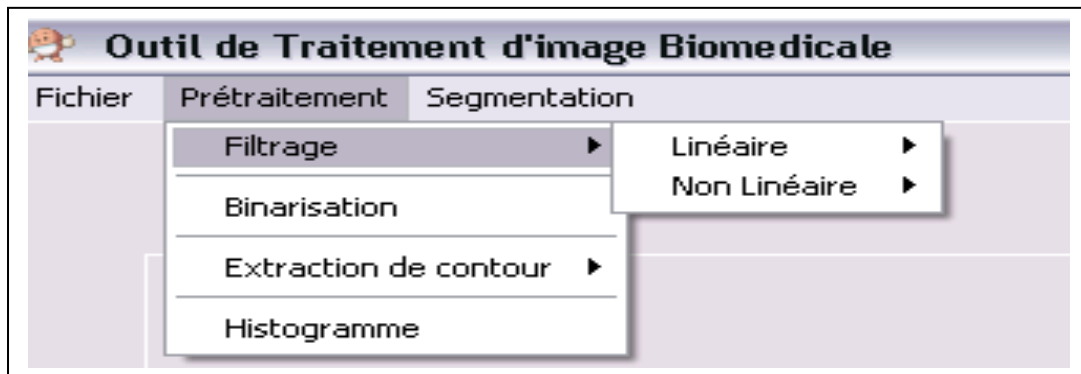


Figure IV.4 : Le menu prétraitement

C'est le menu permettant d'appliquer les différents filtres et l'histogramme.

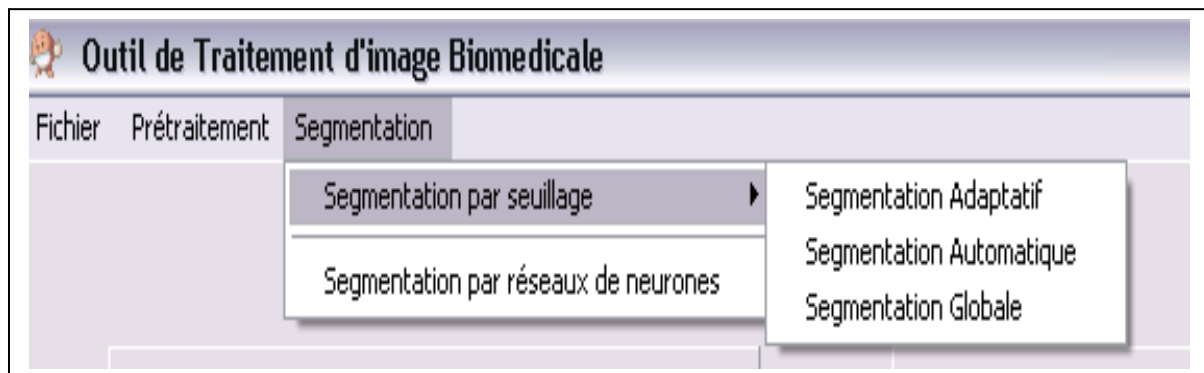


Figure IV.5 : Le menu segmentation

Ce menu permet de faire la binarisation, extraction de contour et la segmentation par réseaux de neurones.

Figure IV.6 : Les sous menu des paramètres d’initialisation

Ce menu permet de fixer les paramètres des réseaux de neurones.

Figure IV.7 : Affichage de résultat

Cet affichage permet de visualiser les résultats de segmentation.

CHAPITRE V

Testes et résultats

Testes et résultats

On a utilisé une image IRM d'un genou sur la quelle on a effectué les testes de différents types de prétraitements

V.1 Résultats du filtrage :

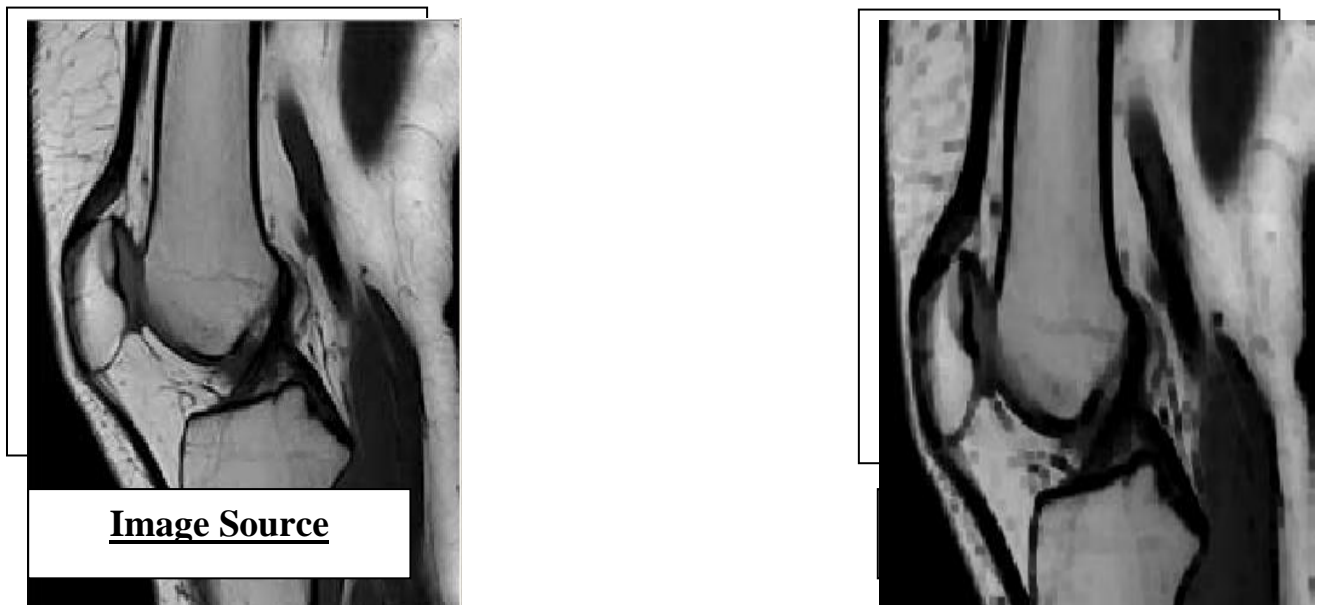


Figure V.1 : Filtrage Minimum



Figure V.2: Filtrage Maximum



Figure V.3: Filtrage Médian

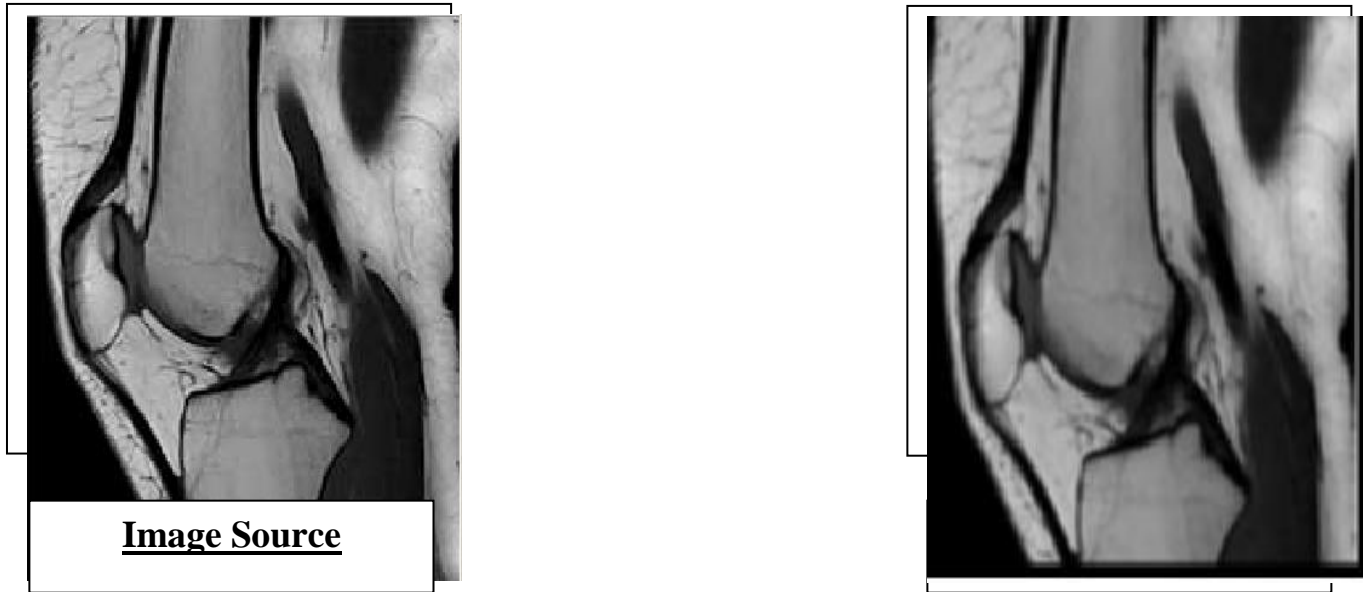


Figure V.4: Filtrage Moyen

Après les résultats obtenus nous pouvons distinguer que le filtre médian donne un bon résultat, c'est le filtre adéquat pour le filtrage, et les autres on peut les classés dans un ordre décroissant comme suite : résultat du filtre max, moyen puis min.

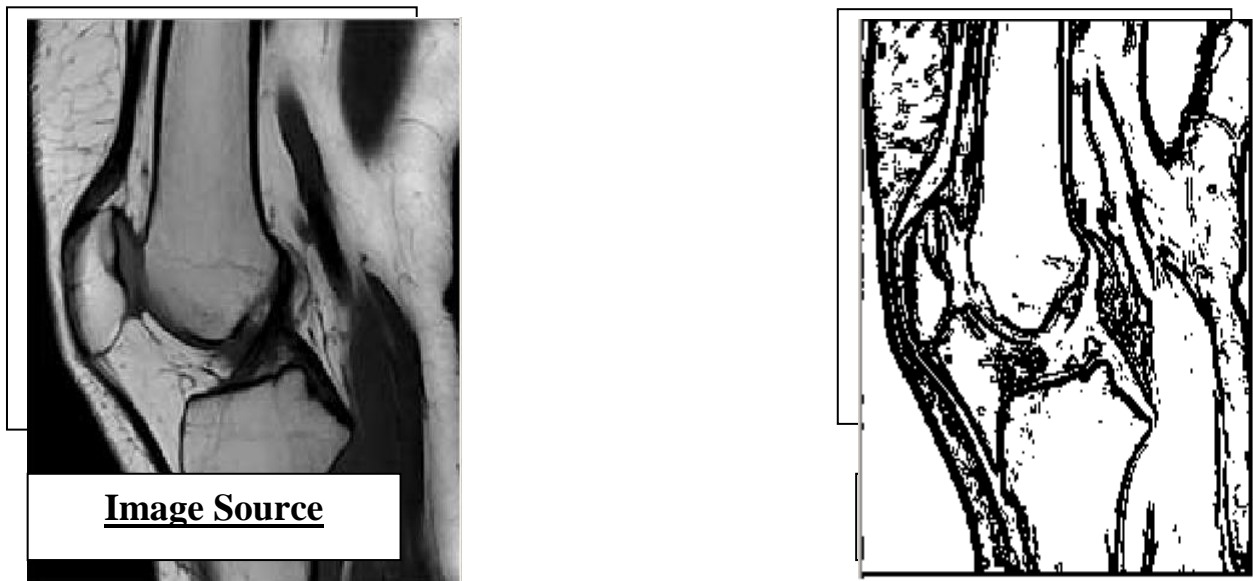


Figure V.5 : Contour S

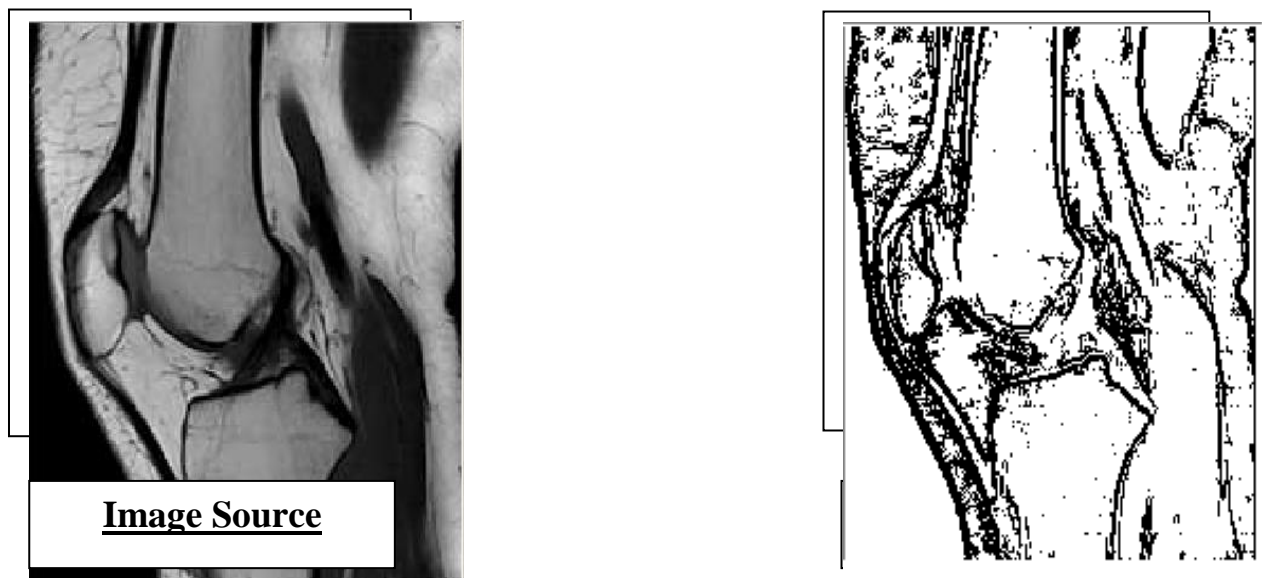


Figure V.6 : Contour Robert



Figure V.7 : Contour P1

On peut dire que tous les opérateurs de l'extraction de contour (Sobel, Robert ou Prewit) donnent des résultats mais Sobel est le meilleur car le contour est clair et pas de discontinuité dans le contour.



Figure V.8 : Binarisation

On voit que dans la binarisation l'image brute qui contient 256 niveau de gris est transformée en une combinaison numérique de 1 et 0 (noir et blanc).

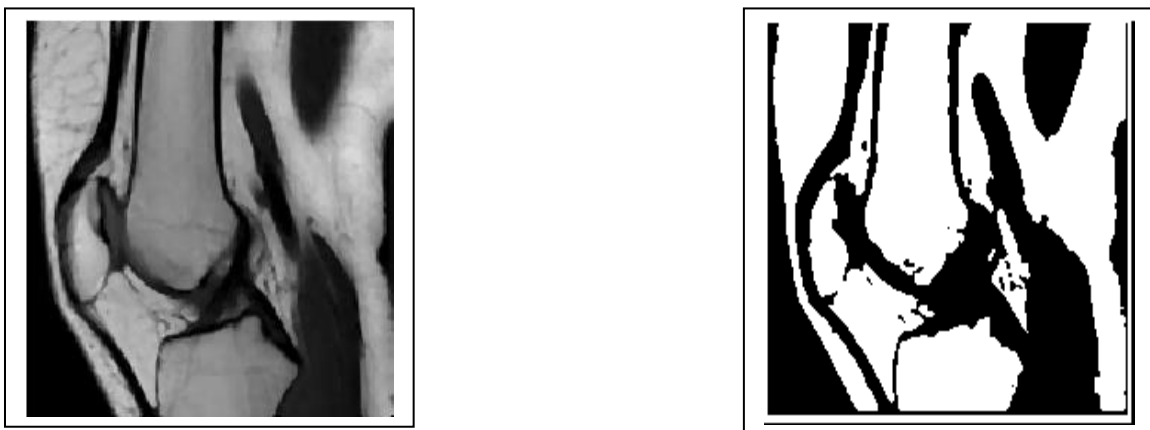
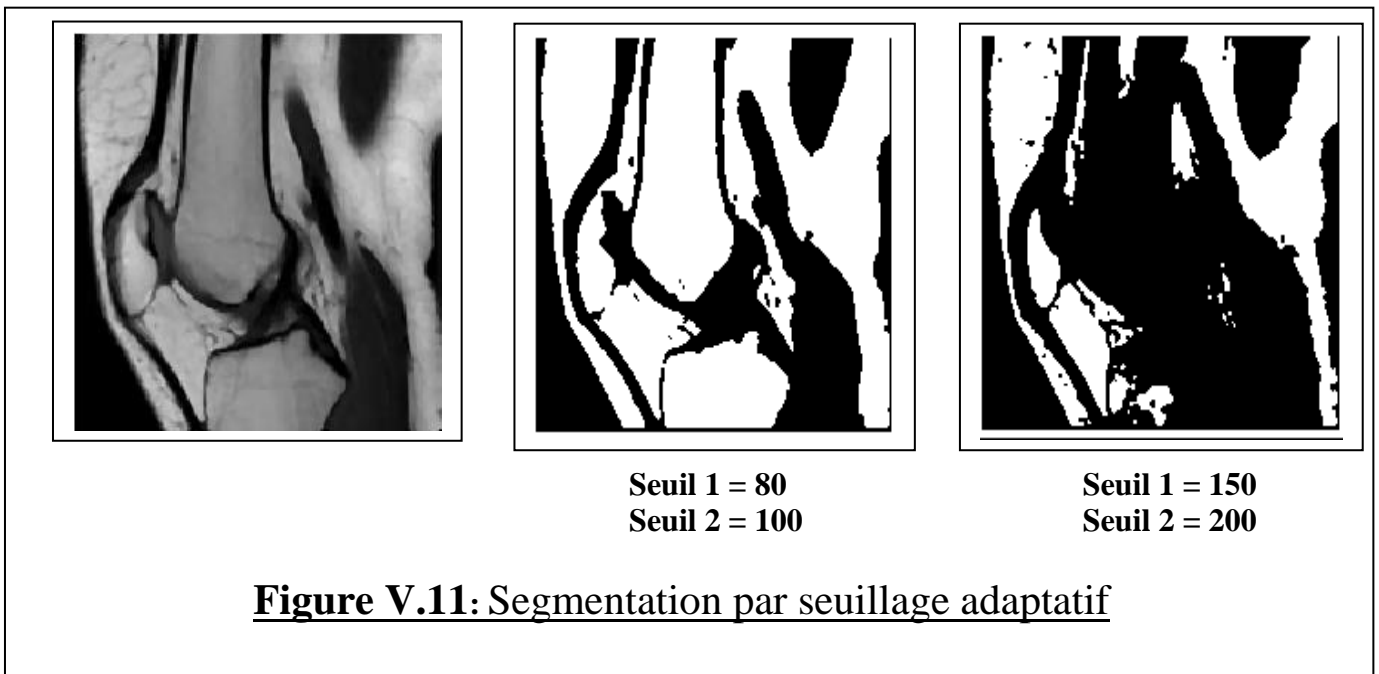
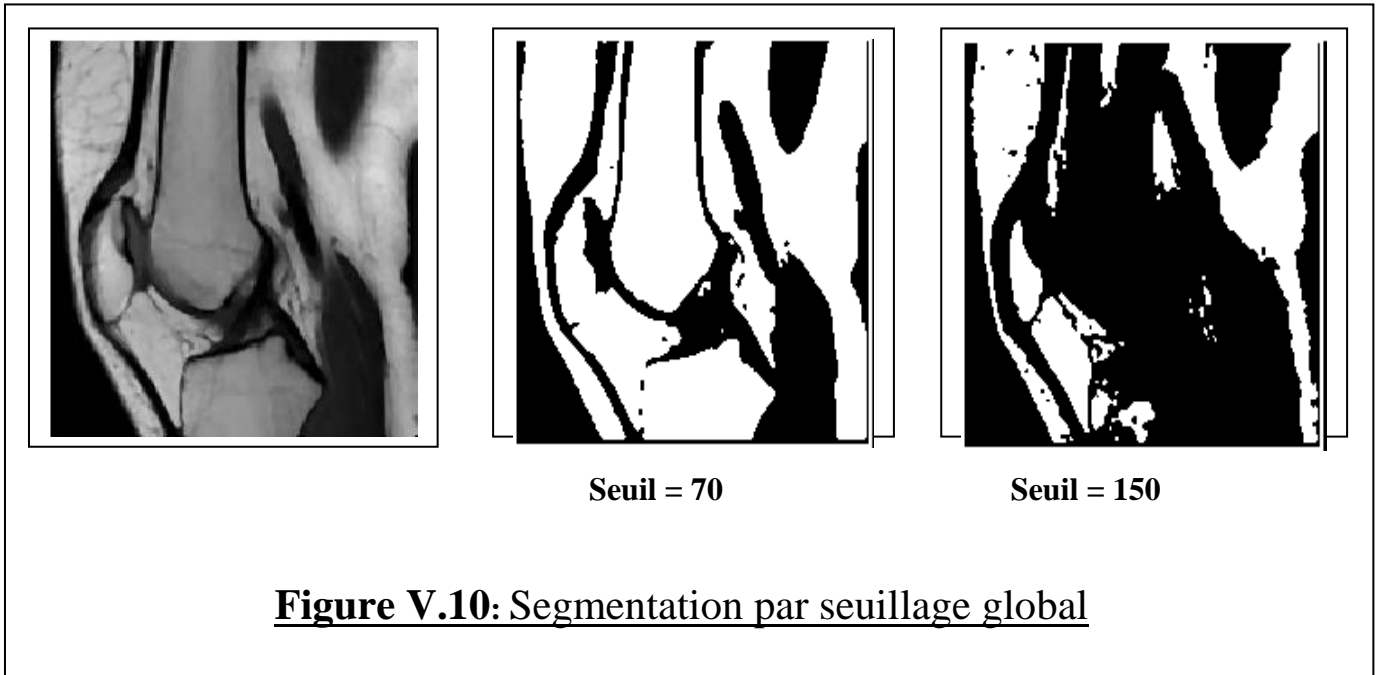
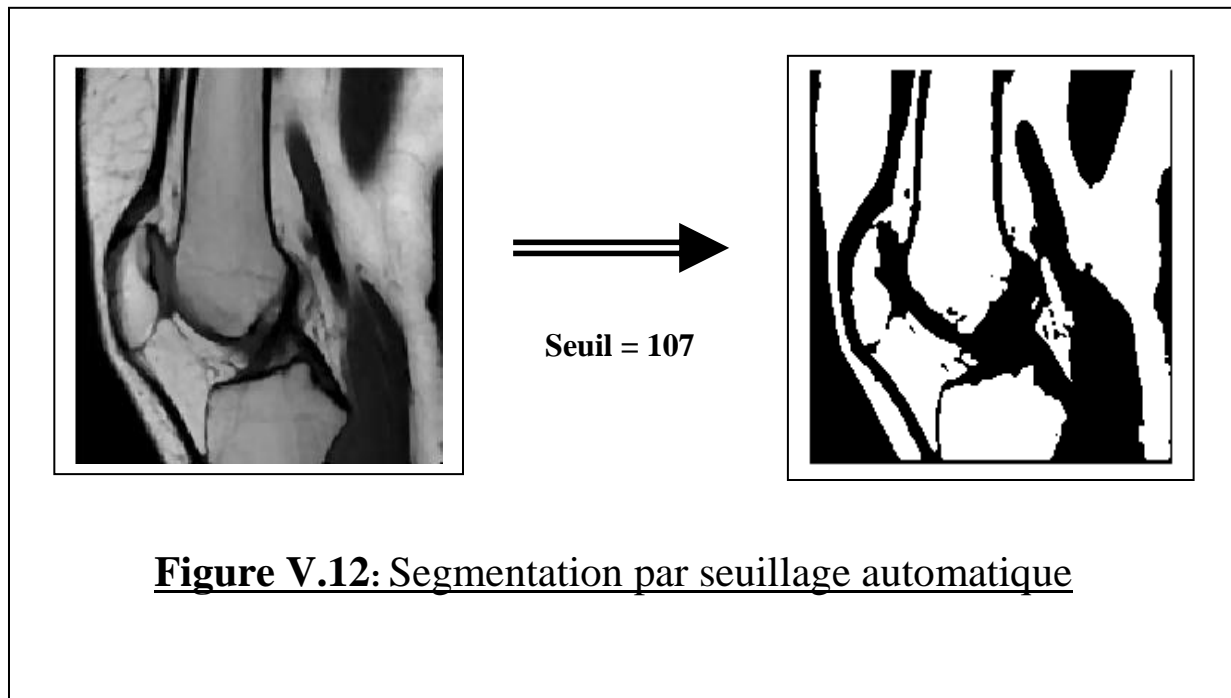


Figure V.9: Segmentation par réseaux de neurones

Dans la segmentation après l'initialisation des poids et la sélection de l'image désirée qui joue le rôle de superviseur dans notre algorithme on obtient cette image.





Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présentés plusieurs résultats de tests de différents filtres qui ont été effectués.

En plus le résultat de la segmentation d'images par réseau de neurone elle est satisfaite.

D'après les résultats obtenus de l'application des différentes méthodes de seuillage, on peut dire que les résultats obtenus sont satisfaisantes.

Le choix du seuil peut être déterminé en générale, soit par l'analyse de l'histogramme ou par l'analyse de la scène elle même représentée dans l'image généralement, les objets de l'image apparaissent clair par rapport au fond alors le seuil approximatif doit être d'une valeur élevée. Dans le cas contraire, la valeur du seuil doit être faible.

Conclusion Générale

Conclusion générale

L'objectif de ce travail a été d'étudier et réaliser un outil de traitement d'images biomédicales. On a essayé de combiner plusieurs méthodes de prétraitements et faire segmenter nos images avec deux méthodes.

Les réseaux de neurones peuvent être très avantageux dans le traitement d'images avec les problèmes pour lesquels on n'a pas d'algorithmes permettant de les résoudre ou pour lesquels le temps de traitement est trop long.

Ils ont déjà été beaucoup utilisés pour la segmentation, le filtrage, la reconnaissance de forme, la vision stéréoscopique ...
Dans ce projet, ils ont été utilisés pour le traitement haut niveau sur des images à niveaux de gris, pour la segmentation.

Lors de ce projet, on a vu que les paramètres d'initialisation comme le taux d'apprentissage jouent un rôle très important dans la vitesse d'apprentissage et sa réussite.

Un certain temps il était donc nécessaire d'effectuer beaucoup de tests pour permettre de fixer la valeur de ces paramètres. On a vu par exemple que les valeurs aléatoires d'initialisation des poids des connexions influencent beaucoup sur l'apprentissage.

Comme recommandation pour les futures étudiants cinquièmes années la réalisation d'un outil de traitement d'images biomédicales, qui englobe plusieurs méthodes de prétraitement et plusieurs méthodes de segmentation par seuillage, région, division, fusion, fusion-division, et les réseaux de neurone...etc.et avec l'ensemble des formats d'images existants BMP, GIF, JAN...et particulièrement le format DICOM dans l'imagerie médicale.

ANNEXE

ANNEXE

Le format d'image DICOM

Le terme "DICOM" peut être utilisé pour parler du format de fichier des images médicales, mais aussi d'un protocole de communication en réseau.

L'idée initiale était de définir une plateforme numérique commune aux images radiologiques (qui auparavant étaient "imprimée" sur des planches argentiques au coût de revient élevé), mais à mesure de l'acceptation de cette norme et de l'évolution des réseaux d'images, les spécifications DICOM se sont étendues vers les protocoles de télécommunication (échanges, sécurisation). De nouvelles définitions sont ajoutées chaque année car la radiologie et les modalités (scanner, IRM) évoluent également. Actuellement, nous sommes à la version 3.0 de la norme

Comparaison entre les format BMP et DICOM

L'originalité du format de fichier DICOM est d'être codé de sorte à pouvoir contenir des informations textuelles concernant le patient (état civil, âge, poids), l'examen (région explorée), la technique utilisée (scanner, IRM, etc...), mais aussi des données "brutes" sur lesquelles on peut appliquer un "fenêtrage" et que l'on peut retravailler par la suite (pas de perte d'information).

Dans une image classique (à part quelques exceptions récentes), il n'est pas possible d'ajouter des données "textuelles" comme dans une base de données. DICOM vous permet, pour chaque image, de spécifier toutes les caractéristiques du patient et de l'examen. Par ailleurs, une image BMP ou JPEG est "figée", c'est à dire qu'à chaque point (pixel) de l'image, correspond une couleur (0 à 256) qui ne change pas (ex : sur une photographie, un pull rouge est toujours un pull rouge). En médecine, les images sont plus "détaillées", et l'image d'un organe peut nécessiter un échantillonnage par exemple de 0 à 4000... (il faut pouvoir dire si le "pull" est rouge foncé ou rouge un peu plus clair...) alors que seuls 256 niveaux sont visibles à l'écran. Comment faire ? L'image DICOM doit contenir TOUTES les données, et il doit être possible de fenêtrer les images (on visualise par exemple une représentation de image toutes les 256 nuances (15,6 représentations différentes de la même image !). Rassurez-vous, la notion de "fenêtrage" est bien plus subtile... En ce qui concerne la compression, il faut savoir que la plupart des images ne sont pas compressées, mais que cela est possible (par plusieurs algorithmes).

La lecture des images DICOM enregistrer sur CD-ROM

Pour qu'une machine puisse lire une image DICOM, elle doit posséder un logiciel capable de "lire" les images qui sont codées dans ce format. Au début, seules les stations de travail (machines très puissantes) étaient capables d'encoder/décoder ce format.

Depuis quelques années, les médecins radiologues éprouvent la nécessité de transférer les images des stations de travail vers leurs ordinateurs personnels (PC) pour des raisons diverses : sauvegarde, transfert à un collègue, rédaction d'article, etc... Les "visionneuses" DICOM sont donc apparues. DicomWorks en fait partie.

La norme est elle universelle ?

Les équipements anciens ne souvent pas à la norme DICOM.

Actuellement les systèmes numériques devrait être complètement conformant DICOM, en réalité la plupart des équipements ne le sont que partiellement et c'est la responsabilité de l'utilisateur d'acheter des systèmes Dicom ouverts c'est à dire

- connectables par un réseau TCP/IP Ethernet.
- et/ou pouvant sortir les informations sous la forme d'un média numérique (CD Rom , disques Zip, disques optiques effaçables...).

Conclusion

DICOM est un standard d'image très flexible, incontournable et nécessaire, mais de nouveaux standards commencent à se faire connaître.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

[MOK92] :L.Mokdade ; A.Skander compression d'image pour la visiophonie. Mémoire
Ingénieur inf 1992

[TOU, 87] :J. Toumazet Traitement de l'image par l'Exemple, Edition Sybex, 1987

[WIK, 06] : Wikipédia, l'encyclopédie libre .www.fr.wikipedia.org

[CLA92] : Claude TOUZET les réseaux de neurones artificiels 1992

[CAS85] : Serge Castan technique de l'ingénieur, vision par ordinateur1985

[COC95] : Jean pierie Cocquerez, sylirie philygs Analyse d'image 'filtrage et
segmentation'1995.

[DAV94] : Davallo & Naim des réseaux de neurones 1994.

[FER92] James A Freeman & David M Skapura Neuronal networks algorithms,
application, and programming Techniques 1992.

[JEA94] J.Haérault & C.Jutten réseaux de neurones et traitement du signal1994

[HAR95] Hardancourt fou de multimédia 1995